

UNIVERSIDAD NACIONAL JOSÉ MARÍA ARGUEDAS

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS



Presentado por:

JORGE EUSEBIO GONZALES LEGUIA

“LAS REDES SOCIALES Y EL APRENDIZAJE EN LOS ESTUDIANTES DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA DE SISTEMAS DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL JOSE MARIA ARGUEDAS”

Asesor:

Dr. YALMAR TEMISTOCLES PONCE ATENCIO.

TESIS PARA OPTAR EL TITULO PROFESIONAL DE INGENIERO DE SISTEMAS

ANDAHUAYLAS – APURÍMAC – PERÚ

2021

INDICE

1	<u>CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.</u>	1
1.1	<u>DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA.</u>	1
1.2	<u>FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.</u>	2
1.2.1	<u>PROBLEMA GENERAL.</u>	2
1.2.2	<u>PROBLEMAS ESPECIFICOS.</u>	3
1.3	<u>JUSTIFICACIÓN.</u>	3
1.4	<u>OBJETIVOS.</u>	4
1.4.1	<u>OBJETIVO GENERAL.</u>	4
1.4.2	<u>OBJETIVOS ESPECÍFICOS.</u>	4
2	<u>CAPÍTULO II. MARCO TEORICO.</u>	4
2.1	<u>ANTECEDENTES.</u>	4
2.1.1	<u>ANTECEDENTES A NIVEL NACIONAL.</u>	4
2.1.2	<u>ANTECEDENTES A NIVEL INTERNACIONAL.</u>	7
2.2	<u>BASES TEÓRICAS.</u>	9
2.2.1	<u>Base teórica (Variable independiente).</u>	9
2.2.2	<u>Base teórica (Variable dependiente).</u>	9
2.3	<u>DEFINICIÓN CONCEPTUAL.</u>	10
2.3.1	<u>Minería de datos.</u>	10
2.3.2	<u>Técnicas de minerías de datos.</u>	11
2.3.3	<u>Algoritmo de clasificación.</u>	12
2.3.4	<u>Framework de minera de datos.</u>	19
2.3.5	<u>Metodología SEMMA.</u>	20
2.3.6	<u>Internet y Nuevas Tecnologías ¿HABLAMOS EN FAMILIA?</u>	22
2.3.7	<u>Internet en Perú – datum internacional.</u>	22
2.3.8	<u>Redes Sociales.</u>	23
2.3.9	<u>CEDRO - Uso y abuso de las redes sociales.</u>	24
2.3.10	<u>La teoría del aprendizaje de Jean Piaget.</u>	25
2.3.11	<u>Teorías del aprendizaje – Dale H. Schunk</u>	26
2.3.12	<u>DIMENSIONES DEL APRENDIZAJE.</u>	26
3	<u>CAPÍTULO III. DISEÑO METODOLÓGICO.</u>	29
3.1	<u>HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN.</u>	29

3.1.1	<u>Hipótesis general</u>	29
3.1.2	<u>Hipótesis específicas</u>	30
3.2	<u>OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES</u>	30
3.3	<u>DISEÑO DE INVESTIGACIÓN</u>	31
3.4	<u>POBLACIÓN Y MUESTRA</u>	31
3.4.1	<u>Población</u>	31
3.4.2	<u>Muestra</u>	32
3.5	<u>MÉTODO DE INVESTIGACIÓN</u>	32
3.6	<u>TÉCNICA DE INSTRUMENTOS DE ACOPIO DE DATOS</u>	32
3.7	<u>TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE DATOS</u>	33
4	<u>CAPÍTULO IV</u>	34
	<u>PRESENTACIÓN, ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS</u>	34
4.1	<u>DESCRIPCIÓN DEL DESARROLLO</u>	34
4.1.1	<u>Muestreo</u>	34
4.1.2	<u>Exploración</u>	34
4.1.3	<u>Modificación</u>	35
4.1.4	<u>Modelado</u>	36
4.1.5	<u>Evaluación</u>	42
4.2	<u>PRESENTACIÓN DE RESULTADOS</u>	42
4.2.1	<u>DATOS ANALIZADOS CON LA PLATAFORMA WEKA</u>	42
4.2.2	<u>RESULTADOS DEL EXPERIMENTO CON LA PLATAFORMA WEKA</u>	52
4.3	<u>ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS</u>	54
4.4	<u>COMPROBACIÓN DE HIPÓTESIS</u>	54
4.4.1	<u>Comprobación de hipótesis específicas</u>	54
4.4.2	<u>Comprobación de hipótesis general</u>	57
5	<u>CAPÍTULO V</u>	58
	<u>CONCLUSIONES</u>	58
	<u>RECOMENDACIONES</u>	59
	<u>BIBLIOGRAFÍA</u>	60
	<u>ANEXO</u>	64
	<u>ANEXO 1: GLOSARIO DE TÉRMINOS DE LA INVESTIGACIÓN</u>	64
	<u>ANEXO 2: SOLICITUD PARA REALIZAR ENCUESTA</u>	69

<u>ANEXO 3: MODELO PROVISIONAL DE ENCUESTA APROBADA POR LOS DOCENTES DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL JOSÉ MARÍA ARGUEDAS.....</u>	71
<u>ANEXO 4: MODELO FINAL DE ENCUESTA.....</u>	72
<u>ANEXO 5: RESULTADOS DE ENCUESTA.....</u>	74
<u>ANEXO 6: MATRIZ DE CONSISTENCIA.....</u>	82

LISTA DE IMAGENES

<u>IMAGEN 1. PSEUDOCÓDIGO DEL ALGORITMO 1R. FUENTE: (ROBLES ARANDA & SOTOLONGO, 2013).</u>	14
<u>IMAGEN 2. PSEUDOCÓDIGO DE EXPANSIÓN DE PART. FUENTE: (MOLINA LÓPEZ & GARCÍA HERRERO, 2006).</u>	15
<u>IMAGEN 3. TEOREMA DE BAYES. FUENTE: (ROMAN, 2019)</u>	16
<u>IMAGEN 4. EJEMPLO DE UNA RED BAYESIANA. FUENTE: (SUCAR).</u>	17
<u>IMAGEN 5. PERCEPTRÓN MULTICAPA CON DOS CAPAS OCULTAS. FUENTE: (MORALES PIZARRO, 2016).</u>	18
<u>IMAGEN 6. APRENDIZAJE Y CLASIFICACIÓN CON KNN FUENTE: (MOLINA LÓPEZ & GARCÍA HERRERO, 2006).</u>	19
<u>IMAGEN 7. METODOLOGÍA SEMMA. FUENTE: (HERNÁNDEZ G. & DUEÑAS R., 2009).</u>	21
<u>IMAGEN 8. LAS DIMENSIONES DEL APRENDIZAJE FUENTE: (MARZANO, Y OTROS, 2005)</u>	29
<u>IMAGEN 9. METODOLOGÍA SEMMA - FASES. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	34
<u>IMAGEN 10. MODELO DE REDES BAYESIANAS. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	36
<u>IMAGEN 11. CARGADO DE LA BASE DE DATOS A WEKA. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	38
<u>IMAGEN 12. VERIFICACIÓN DEL CARGADO DE DATOS A WEKA. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	39
<u>IMAGEN 13. TIPO DE TÉCNICA Y ELECCIÓN DE ALGORITMO. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	39
<u>IMAGEN 14. TIPOS DE PRUEBA - USE TRAINING SET. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	40
<u>IMAGEN 15. CREACIÓN DEL MODELO DE REDES BAYESIANAS. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	40
<u>IMAGEN 16. PROCESO DE CARGA DE BD. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	41
<u>IMAGEN 17. PROCESO DE COMPILACIÓN DE BD. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u> ...	41
<u>IMAGEN 18. RESULTADOS OBTENIDOS CON SOFTWARE NETICA. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	42
<u>IMAGEN 19. MODELO DE CLASIFICACIÓN CON ALGORITMO DECISIÓN STUMP – PARTE 1. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	43
<u>IMAGEN 20. MODELO DE CLASIFICACIÓN CON ALGORITMO DECISIÓN STUMP – PARTE 2. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	43
<u>IMAGEN 21. MODELO DE CLASIFICACIÓN CON ALGORITMO DECISION STUMP – PARTE 3. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	44
<u>IMAGEN 22. RESUMEN DE ENTRENAMIENTO CON ALGORITMO DECISION STUMP. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	44
<u>IMAGEN 23. MODELO DE CLASIFICACIÓN CON ALGORITMO J48. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	45

<u>IMAGEN 24. RESUMEN DE ENTRENAMIENTO CON ALGORITMO J48. FUENTE:</u>	
<u>ELABORACIÓN PROPIA.</u>	45
<u>IMAGEN 25. ÁRBOL DE DECISIÓN DEL ALGORITMO J48. FUENTE: ELABORACIÓN</u>	
<u>PROPIA.</u>	46
<u>IMAGEN 26. MODELO DE CLASIFICACIÓN CON ALGORITMO 1R. FUENTE: ELABORACIÓN</u>	
<u>PROPIA.</u>	46
<u>IMAGEN 27. RESUMEN DE ENTRENAMIENTO CON ALGORITMO 1R. FUENTE:</u>	
<u>ELABORACIÓN PROPIA.</u>	47
<u>IMAGEN 28. MODELO DE CLASIFICACIÓN CON ALGORITMO PART. FUENTE:</u>	
<u>ELABORACIÓN PROPIA.</u>	48
<u>IMAGEN 29. RESUMEN DE ENTRENAMIENTO CON ALGORITMO PART. FUENTE:</u>	
<u>ELABORACIÓN PROPIA.</u>	48
<u>IMAGEN 30. MODELO DE CLASIFICACIÓN CON ALGORITMO NAIVE BAYESIANA -</u>	
<u>PARTE 1. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	49
<u>IMAGEN 31. MODELO DE CLASIFICACIÓN CON ALGORITMO NAIVE BAYESIANA -</u>	
<u>PARTE 2. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	49
<u>IMAGEN 32. RESUMEN DE ENTRENAMIENTO CON ALGORITMO NAIVE BAYESIANA.</u>	
<u>FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	49
<u>IMAGEN 33. MODELO DE CLASIFICACIÓN CON ALGORITMO REDES BAYESIANAS.</u>	
<u>FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	50
<u>IMAGEN 34. RESUMEN DE ENTRENAMIENTO CON ALGORITMO REDES BAYESIANAS.</u>	
<u>FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	50
<u>IMAGEN 35. RESUMEN DE ENTRENAMIENTO CON ALGORITMO PERCEPTRÓN</u>	
<u>MULTICAPA. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	51
<u>IMAGEN 36. RESUMEN DE ENTRENAMIENTO CON ALGORITMO IBK. FUENTE:</u>	
<u>ELABORACIÓN PROPIA.</u>	52
<u>IMAGEN 37. FUENTE: RESUMEN ESTADÍSTICO DE LOS ERRORES ABSOLUTOS MEDIOS.</u>	
<u>FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.</u>	53

LISTA DE TABLAS

<u>TABLA 1. OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES.</u>	30
<u>TABLA 2. PREGUNTAS Y ALTERNATIVAS DE LA ENCUESTA.</u>	35
<u>TABLA 3. TABLA BASE DE DATOS - 30 PRIMEROS ENCUESTADOS PARTE 1.</u>	37
<u>TABLA 4. TABLA BASE DE DATOS - 30 PRIMEROS ENCUESTADOS PARTE 2.</u>	37
<u>TABLA 5. COMPARACIÓN DE RESULTADOS ENTRE LOS ALGORITMOS ELEGIDOS.</u>	52
<u>TABLA 6. ANÁLISIS DE RESULTADOS Y MATRIZ DE CONFUSIÓN.</u>	57



FACULTAD DE INGENIERIA

Año del Bicentenario del Perú: 200 años de Independencia

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

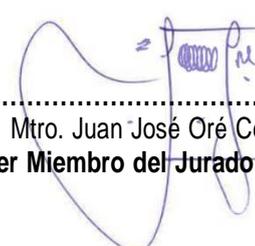
En la Universidad Nacional José María Arguedas ubicado en el distrito de San Jerónimo de la Provincia de Andahuaylas, siendo las 16:00 horas del día 07 de diciembre del año 2021, se reunieron los docentes: Dr. Julio César Huanca Marín, Mtro. Juan José Oré Cerrón, Ing. Richard Artemio Flores Condori en condición de integrantes del Jurado Evaluador del Informe Final de Tesis intitulado: **“LAS REDES SOCIALES Y EL APRENDIZAJE EN LOS ESTUDIANTES DE LA ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA DE SISTEMAS DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL JOSE MARIA ARGUEDAS”**, cuyo autor es el Bachiller en Ingeniería de Sistemas **JORGE EUSEBIO GONZALES LEGUÍA**, asesor Dr. Yalmar Temístocles Ponce Atencio, con el propósito de proceder a la sustentación y defensa de dicha tesis.

Luego de la sustentación y defensa de la tesis, el Jurado Evaluador **ACORDÓ: APROBAR** por **UNANIMIDAD** al Bachiller en Ingeniería de Sistemas **JORGE EUSEBIO GONZALES LEGUÍA**, obteniendo la siguiente calificación y mención:

Nota escala vigesimal		Mención
Números	Letras	
15	Quince	Bueno

En señal de conformidad, se procedió a la firma de la presente acta.


.....
Dr. Julio César Huanca Marín
Presidente del Jurado Evaluador


.....
Mtro. Juan José Oré Cerrón
Primer Miembro del Jurado Evaluador


.....
Ing. Richard A. Flores Condori
Segundo Miembro del Jurado Evaluador

1 CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.

1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA.

Hoy en día las redes sociales se han convertido en una herramienta muy importante para la comunicación e interacción entre personas, permitiendo crear comunidades digitales en tiempo real, esto se puede ver claramente con los millones de usuarios que se conectan e interactúan innumerables veces y en muchas actividades, la tecnología y el avance de las redes sociales no deja de sorprender a propios y extraños.

(RPP Noticias, 2017), señala que tener una red social ha dejado de ser una moda. Ya es parte de la vida de los jóvenes a nivel mundial y “Estos chicos no perciben otra vida que no seas esa. Las redes es un todo para ellos”, explicó Hernán Navarro, director de Grooming Argentina. Facebook, Twitter, Instagram, Whatsapp, Youtube y Snapchat son las más famosas, con más de 2 mil millones de usuarios. El país más poblado del mundo, China, tiene ‘solo’ 1,300 millones de personas usando al menos una red social.

Un estudio realizado por (Fowks, 2018), revela datos importantes sobre el uso de los peruanos en internet. El Smartphone se ha convertido en el principal medio de acceso a internet (80% de personas encuestadas así lo indicaron), principalmente las más jóvenes. Se estima que 6 de cada 10 usuarios se conectan todos los días, en un periodo promedio de 2.8 horas. Las actividades principales que los usuarios realizan en internet son: entrar a las redes sociales (76%), chatear (50%), buscar información (47%) y leer emails (30%). Facebook se posiciona como la preferida por todos con un 92%, sin distinción de edad, género o nivel socioeconómico. A continuación, está Whatsapp con un 64%. Le sigue Twitter (23%), Instagram (14%) y Snapchat (4%).

Años atrás (Cuando no existían las redes sociales) en casa se leía un libro para jugar con nuestra imaginación, se escribían palabras para mejorar nuestra caligrafía y/o ortografía, se realizaban juegos recreativos con los amigos del barrio. Hoy en día todo eso ha cambiado por un teléfono móvil (Smartphone) que conectado a internet y con las aplicaciones necesarias de alguna red social (Facebook, Twitter, Instagram, WhatsApp entre otras) una persona se desconecta del mundo en el que vive para sumergirse en el mundo virtual.

El internet y las redes sociales se están convirtiendo en formas de pasar el rato y casi siempre pasamos muchas horas y estas son demasiadas absorbentes.

Su uso se incrementa día a día y hoy podemos encontrar a personas utilizando un Smartphone mientras ven la televisión, mientras caminan por la calle, mientras conducen un automóvil o cuando se está en familia, el contacto cibernético y las redes sociales amenazan las relaciones sociales tradicionales y hace que estemos distraídos y le tomemos menos atención a lo que estamos realizando.

En la universidad Nacional José María Arguedas los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas llegan a las aulas para realizar las actividades propuestas para el semestre académico, sin embargo la mayoría de ellos con mucha frecuencia prefieren usar sus smartphones e ingresan a las redes sociales durante la clase para interactuar con amistades, hacer comentarios, revisar estados todo para fines no académicos, y eso genera distracción haciendo perder la atención al tema que se está explicando, por tanto perdiendo el interés por aprender el tema que explica el docente, muy a pesar que se está tratando contenidos importantes para su desarrollo profesional desaprovechando la oportunidad de adquirir los nuevos conocimientos que el docente tiene planteado para el estudiante. Frente a esto ¿Las redes sociales son buenas o malas?

En la investigación realizada por (Hernandez Guarín & Castro Pacheco, 2014) menciona que los estudiantes que utilizan las redes sociales con mayor o menor frecuencia, presentan un rendimiento académico bajo, al realizar los análisis estadísticos y las correlaciones entre las variables estudiadas, se encontró una correlación negativa muy baja donde se considera que al aumentar la cantidad de horas al día en que los estudiantes acceden a las redes sociales, ellos postergaban sus actividades académicas y su rendimiento académico disminuía.

En ese sentido se analizará la influencia que tiene las redes sociales en el aprendizaje académico de los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.

1.2.1 PROBLEMA GENERAL.

¿Cuál es la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas?

1.2.2 PROBLEMAS ESPECIFICOS.

¿Cuál es la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Actitudes y Percepciones en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas?

¿Cuál es la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Adquirir e Integrar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas?

¿Cuál es la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Extender y Refinar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas?

1.3 JUSTIFICACIÓN.

Las redes sociales desde que se crearon y hasta nuestros días juegan un papel importante en nuestra sociedad a través de estas se pueden intercambiar información, conocer personas e interrelacionarlas, por esto y más que las redes sociales han cobrado una importancia relevante en la vida de las personas en especial en las vidas del adolescente y jóvenes estudiantes.

Los estudiantes están expuestos a las redes sociales por la variedad de publicaciones que existe y las oportunidades que encuentran en estas para interrelacionarse. Es por ello es muy importante investigar qué consecuencias tienen las redes sociales ya sean positivas y/o negativas en el rendimiento académico de los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

Un artículo publicado por (Espinoza Guamán, Cruz Yaguachi, & Espinoza Freire, 2018) llega a la conclusión que existe una fuerte relación entre el uso en exceso de las redes sociales y el bajo rendimiento académico de los estudiantes. Disminuye las relaciones familiares y sociales; establecimiento de amistades superficiales y banales con la consabida pérdida de valores humanos; desarrollar dependencia, su excesivo empleo provoca aislamiento, ansiedad, baja autoestima, pérdida de control y bajo rendimiento académico.

Las redes sociales pueden ser útiles según el nivel cultural o socioeconómico en el que se use y puede beneficiar o perjudicar seriamente las concepciones de los que las usan.

1.4 OBJETIVOS.

1.4.1 OBJETIVO GENERAL.

Determinar la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de aprendizaje en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.

Determinar la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Actitudes y Percepciones en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

Determinar la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje al Adquirir e Integrar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

Determinar la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Extender y Refinar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

2 CAPÍTULO II. MARCO TEORICO.

2.1 ANTECEDENTES.

2.1.1 ANTECEDENTES A NIVEL NACIONAL.

2.1.1.1 El impacto de las redes sociales como herramienta didáctica en el aprendizaje de los estudiantes de la carrera de computación e informática del instituto superior de educación público chincha.

(Flores Arriola, 2015; Gonzales Otoy, 2016) describe que el presente trabajo de investigación está orientado a determinar cuál es el impacto que produce las redes sociales como herramienta didáctica en el aprendizaje de los estudiantes de la carrera de computación e informática del Instituto Superior de Educación Pública - CHINCHA, 2015. Desde la perspectiva de una investigación de tipo descriptivo utilizando el diseño

correlacional; se llevó a cabo un conjunto de actividades utilizando los conceptos básicos de las redes sociales y el aprendizaje, a través del muestreo no probabilístico se eligió una muestra de 15 docentes del II, IV y VI ciclo y 27 estudiantes del II ciclo, 29 estudiantes del IV ciclo y del VI ciclo 22, a quienes se les aplicó mediante la técnica de la encuesta a través de un cuestionario.

De acuerdo a los resultados, podemos afirmar con un 95% de probabilidad que existe impacto significativo entre las redes sociales como herramienta didáctica con el aprendizaje de los estudiantes de la carrera de computación e informática del Instituto Superior de Educación Pública Chincha, los datos fueron procesados estadísticamente a través de las medidas de tendencia central y están presentados en gráficos también procesados con el software estadístico SPSS 22.

Con la presente investigación se logró determinar cómo las redes sociales genéricas, las redes sociales profesionales y las redes sociales temáticas producen impacto con el aprendizaje de los estudiantes de la carrera de computación e informática del ISEP- Chincha.

2.1.1.2 Influencia del uso de las redes sociales en el manejo del lenguaje en estudiantes de ciencias de la comunicación.

(Gonzales Otoya, 2016) describe que el estudio se realizó con la finalidad de dar a conocer y demostrar el grado de influencia del uso de las redes sociales en el manejo del lenguaje de los estudiantes de Ciencias de la Comunicación de la Universidad Católica de Trujillo Benedicto XVI, en el año 2016. La tesis demuestra la frecuencia de uso y exposición a las redes sociales; así mismo, describe el perfil del estudiante según el manejo de su lenguaje. Inicialmente se realizó la revisión de la literatura relacionada con la problemática, se accedió de manera directa a todo aquello que ha sido publicado acerca del objeto de estudio, así mismo se nutrió de información de trabajos y aportes de otros autores. Se recolectó información y datos específicos de forma personalizada, utilizando como instrumentos elaborados por la autora: la encuesta “Influencia del uso de las redes sociales en el manejo del lenguaje de los estudiantes de Ciencias de la Comunicación”, una entrevista a los docentes de la Escuela Profesional de Ciencias de la Comunicación de la Universidad Católica de Trujillo Benedicto XVI, y una lista de cotejo desarrollada a través de la observación del lenguaje utilizado en la red social con mayor acceso y en la vida cotidiana de los estudiantes.

Posteriormente, se buscó descubrir patrones y tendencias en el lenguaje de los estudiantes en la utilización de redes sociales. Finalmente, se analizó e interpretó los datos referentes a frecuencia de uso de redes sociales, uso de lenguaje malformado, emoticones, abreviaturas, etc. en redes sociales e influencia en el desempeño académico de los estudiantes de Ciencias de la Comunicación.

Tras el estudio realizado, se conoció que el grado de influencia del uso de las redes sociales en el manejo del lenguaje en estudiantes, es desfavorable. Se demostró que el alumnado usa con frecuencia las redes sociales; así mismo, su lenguaje escrito se ve expuesto significativamente en su formación profesional. Se concluye que el estudiante de Ciencias de la Comunicación de la Universidad Católica de Trujillo Benedicto XVI, es creativo, puede expresarse espontáneamente y con gran fluidez; sin embargo, por su afán de desarrollar una comunicación inmediata, llega a distorsionar su lenguaje, no solo en el uso de las redes sociales sino también durante su desarrollo académico.

2.1.1.3 Influencia de las redes sociales en la productividad laboral de los trabajadores del ministerio público del Callao.

(Huacho Aranda, 2017) describe que la investigación es importante porque los resultados permiten el tomar decisiones que contribuyan a la mejora de la productividad laboral tuvo como objetivo determinar la influencia de las redes sociales en la productividad laboral en los trabajadores del Ministerio público del Callao 2017. La metodología empleada para la elaboración de esta tesis estuvo bajo el enfoque cuantitativo. Fue una investigación básica que se ubica en el nivel explicativo. El diseño de la investigación fue no experimental: transversal. La población estuvo conformada por 416 trabajadores del Ministerio Público y la muestra hallada por muestreo probabilístico de 200 trabajadores. Se empleó como técnica la encuesta y como instrumento dos cuestionarios debidamente validados y confiables y se realizó regresión logística multinomial para el análisis inferencial.

Entre los resultados se concluyó que el uso de redes sociales influye en la productividad laboral de los trabajadores del Ministerio público del Callao; debido a que el resultado es estadísticamente significativo, $p = 0.000 < 0.05$ y Nagelkerke = 0.564) de la varianza de redes sociales y productividad laboral y la influencia fue de 56.4%.

2.1.2 ANTECEDENTES A NIVEL INTERNACIONAL.

2.1.2.1 Sistemas de inteligencia web: análisis de redes sociales.

(De La Rosa Troyano, 2012) describe que El objetivo de la Vigilancia Tecnológica e Inteligencia Competitiva (VTIC) es el de producir inteligencia que ayude a las organizaciones a tomar decisiones que las hagan más competitivas.

Los sistemas de VTIC se componen de procesos complejos que, en función de unos objetivos especificados, interactúan para convertir la información en inteligencia. Esto se consigue a través de un ciclo de vida que incluye las siguientes fases: selección de fuentes, recogida de datos, análisis, visualización y difusión de la información. La idea es ofrecer una visión holística de la información disponible para facilitar el proceso de toma de decisiones.

El presente trabajo de tesis se centra en el estudio de los sistemas de VTIC que utilizan fuentes de información Web (Sistemas de Inteligencia Web, SIW) que tienen muchas similitudes con los sistemas VTIC, pero que tienen que afrontar una serie de problemas producidos por el tipo de fuente de información utilizada. Los principales problemas que plantean las fuentes de información web es que son heterogéneas y dinámicas (cambian en periodos cortos de tiempo). La principal aportación de este trabajo de tesis es el desarrollo de un esquema algorítmico que combina la extracción de redes sociales con la búsqueda de información.

De esta forma se define un marco de trabajo que permite especificar fácilmente las necesidades informativas de los usuarios, extrayendo información que no son cubiertas por las bases convencionales, mediante la implementación de sistemas de búsquedas dirigidos por heurísticas.

Desde el punto de vista de la VTIC, la utilidad de algoritmos para buscar y extraer información es limitada, a no ser que sean integrados con otros algoritmos que permitan completar el ciclo de vida de los sistemas de VTIC. Por eso, el estudio de los mecanismos utilizados para integrar y automatizar las tareas de un SIW es otro de los problemas planteados en este trabajo de tesis.

2.1.2.2 Data mining en el cálculo de influencia en redes sociales.

(Rodríguez Kluba, 2014) describe que, dentro de las áreas de estudio abarcadas por la minería de datos, aquellas relacionadas al análisis del comportamiento humano se han destacado históricamente, y trascendido más allá del ámbito de la computación.

En particular, el Análisis de Influencia en Redes Sociales. Este estudio se basa en encontrar, dentro de una red social determinada, a aquellas personas con mayor ascendencia sobre el resto de los integrantes de la comunidad. Dado que no todos los individuos tienen relación o están vinculados con el resto, el principal objetivo perseguido es identificar, dentro de ese grupo de personas, a aquel subconjunto que mediante su influencia logre llegar al mayor porcentaje posible de personas. Cuál es la mejor forma de buscar a estas personas, qué factores deben considerarse a la hora de hacerlo y qué información es necesaria para llevar adelante este proceso son algunos de los interrogantes más importantes que el Análisis de Influencia en Redes Sociales presenta.

Diversos estudios han abordado esta problemática en los últimos años, llegando en igual medida a consensos y disensos, y encontrando cada uno de ellos nuevos y distintos obstáculos y limitaciones. Dentro de aquellas cuestiones sobre las cuales ha habido prácticamente unanimidad en la comunidad investigadora, la principal refiere al mecanismo mediante el cual seleccionar y procesar la información disponible: es una norma en estos estudios la división del proceso en tres etapas secuenciales. En primer lugar, la selección y el formateo de los datos a utilizar; a continuación, el cálculo de los factores o grados de influencia individual entre los miembros de la comunidad; y por último, la búsqueda y selección de aquellas personas que más influencia ejercen sobre el resto de la población. Dentro de este marco de consenso, distintos ensayos han encontrado gran cantidad de limitaciones, interrogantes y problemas a resolver, los cuales abordamos en esta tesis y para los cuales presentamos nuevos enfoques, propuestas de mejora y alternativas de resolución.

2.1.2.3 Estudio del impacto de las redes sociales en el comportamiento de los adolescentes de 12 a 14 años en una unidad educativa en la ciudad de Guayaquil.

(Bolaños Córdova, 2015) describe que las redes sociales nos permiten compartir información, crear e interactuar con comunidades sobre intereses similares. Esto se refleja en actividades como lecturas, juegos, amistad, relaciones amorosas que involucran directamente a toda una sociedad en especial a las personas que oscilan entre las edades de 12 a 14 años, causándoles problemas en varios aspectos de su vida y estudiantil.

El acceso ilimitado que tienen los jóvenes al internet y a que cada día se crean y publican nuevas redes sociales, han provocado en sus adeptos que se aíslen de su entorno, haciendo que pierdan la habilidad de sociabilizar con sus familiares y amigos, provocándoles que sean víctimas inevitables del Cyberbullying y sobre todo con problemas tipos neurológicos, psicológicos y biológicos. La presente tesis tiene como objetivo estudiar el impacto de las redes sociales en el comportamiento de los adolescentes de 12 a 14 años de edad en una unidad educativa en la ciudad de Guayaquil. La metodología que se aplicará para la obtención de información será mediante la aplicación de encuestas a los estudiantes de 8vo, 9no y 10mo año de la Unidad Educativa.

2.2 BASES TEÓRICAS.

2.2.1 Base teórica (Variable independiente)

X: redes sociales.

Las redes sociales son sitios de Internet formados por comunidades de individuos con intereses o actividades en común (como amistad, parentesco, trabajo) y que permiten el contacto entre estos, de manera que se puedan comunicar e intercambiar información. Los individuos no necesariamente se tienen que conocer previo a tomar contacto a través de una red social, sino que pueden hacerlo a través de ella (Rafino, 2019).

2.2.2 Base teórica (Variable dependiente)

Y: Aprendizaje.

Aprendizaje es el proceso a través del cual el ser humano adquiere o modifica sus habilidades, destrezas, conocimientos o conductas, como fruto de la experiencia directa, el estudio, la observación, el razonamiento o la instrucción. Dicho en otras palabras, el aprendizaje es el proceso de formar experiencia y adaptarla para futuras ocasiones: aprender (Raffino, 2019).

Las dimensiones que estudiaremos de la variable dependiente son:

Y1: Actitudes y percepciones

Las actitudes y las percepciones afectan las habilidades del alumno para aprender. Por ejemplo, si los alumnos ven el aula como un lugar inseguro y desordenado, es probable que aprendan muy poco ahí. De manera similar, si los alumnos tienen actitudes negativas acerca de las tareas en el aula es probable que dediquen poco esfuerzo a esas tareas. Por eso, un elemento clave para la instrucción efectiva es ayudar a los alumnos a que establezcan

actitudes y percepciones positivas acerca del aula y acerca del aprendizaje (Marzano, y otros, 2005).

Y2: Adquirir e integrar el conocimiento

Otro aspecto importante del aprendizaje es ayudar a los alumnos a que adquieran e integren nuevos conocimientos. Cuando los alumnos están aprendiendo información nueva, debe guiárseles para que relacionen el conocimiento nuevo con lo que ya saben, que organicen esa información y luego la hagan parte de su memoria a largo plazo. Cuando los alumnos están adquiriendo nuevas habilidades y procesos, deben aprender un modelo (o un conjunto de pasos), luego dar forma a la habilidad o al proceso para que sea eficiente y efectivo para ellos y, por último, interiorizar o practicar la habilidad o el proceso para que puedan desempeñarlo con facilidad (Marzano, y otros, 2005).

Y3: Extender y refinar el conocimiento.

El aprendizaje no se detiene con la adquisición y la integración del conocimiento. Los aprendedores desarrollan una comprensión a profundidad a través del proceso de extender y refinar su conocimiento (por ejemplo, al hacer nuevas distinciones, aclarar los malos entendidos y llegar a conclusiones). Analizan de manera rigurosa lo que han aprendido, al aplicar procesos de razonamiento que los ayudarán a extender y refinar la información (Marzano, y otros, 2005).

2.3 DEFINICIÓN CONCEPTUAL.

Para el presente proyecto de investigación se identificaron varios conceptos que necesitan estar mencionados y detallados porque serán usados con mucha frecuencia durante el desarrollo de este proyecto de investigación.

2.3.1 Minería de datos.

Es el conjunto de técnicas y tecnologías que permiten explorar grandes bases de datos, de manera automática o semiautomática, con el objetivo de encontrar patrones repetitivos, tendencias o reglas que expliquen el comportamiento de los datos en un determinado contexto, el datamining surge para intentar ayudar a comprender el contenido de un repositorio de datos. Con este fin, hace uso de prácticas estadísticas y, en algunos casos, de algoritmos de búsqueda próximos a la Inteligencia Artificial y a las redes neuronales (SINNEXUS).

De forma general, los datos son la materia prima bruta. En el momento que el usuario les atribuye algún significado especial pasan a convertirse en información. Cuando los especialistas elaboran o encuentran un modelo, haciendo que la interpretación que surge entre la información y ese modelo represente un valor agregado, entonces nos referimos al conocimiento (SINNEXUS).

El objetivo del Data Mining es obtener conocimiento a través de los datos. Por otro lado, las herramientas de Business Intelligence (Inteligencia de Negocio), lo que buscan es una vez hemos analizado los datos y hemos conseguido tener conocimiento, ayudarnos a procesar los datos de las variables críticas de nuestro negocio para poder manejar nuestro cuadro de mando (Vives, 2011).

2.3.2 Técnicas de minerías de datos.

Dichas técnicas emergentes se encuentran en continua evolución como resultado de la colaboración entre campos de investigación tales como bases de datos, reconocimiento de patrones, inteligencia artificial, sistemas expertos, estadística, visualización, recuperación de información, y computación de altas prestaciones. Los algoritmos de minería de datos se clasifican en dos grandes categorías:

- Supervisadas o predictivos.
- No supervisadas o descriptiva.

Para el presente trabajo de investigación usaremos la técnica supervisadas.

2.3.2.1 Técnicas supervisadas.

(Advanced Tech Computing Group UTPL, 2008) dice que, este tipo de clasificación cuenta con un conocimiento a priori, es decir para la tarea de clasificar un objeto dentro de una categoría o clase contamos con modelos ya clasificados (objetos agrupados que tienen características comunes). Podemos diferenciar dos fases dentro de este tipo de clasificación:

La primera fase tenemos un conjunto de entrenamiento o de aprendizaje (para el diseño del clasificador) y otro llamado de test o de validación (para clasificación), estos nos servirán para construir un modelo o regla general para la clasificación.

En la segunda fase es el proceso en sí de clasificar los objetos o muestras de las que se desconoce la clase a las que pertenecen.

2.3.3 Algoritmo de clasificación.

La clasificación es el proceso de dividir un conjunto de datos en grupos mutuamente excluyentes, de tal forma que cada miembro de un grupo esté lo más cerca posible de otros y grupos diferentes estén lo más lejos posible de otros, donde la distancia se mide con respecto a las variables especificadas (Molina López & García Herrero, 2006).

Los algoritmos de clasificación constan de las siguientes técnicas:
Tabla de Decisión.

- Tabla de Decisión.
- Árboles de Decisión.
- Inducción de Reglas.
- Bayesiana
- Redes de Neuronas.
- Lógica Borrosa.
- Técnicas Genéticas.

2.3.3.1 Árboles de decisión.

El aprendizaje de árboles de decisión está englobado como una metodología del aprendizaje supervisado. La representación que se utiliza para las descripciones del concepto adquirido es el árbol de decisión, que consiste en una representación del conocimiento relativamente simple y que es una de las causas por la que los procedimientos utilizados en su aprendizaje son más sencillos que los de sistemas que utilizan lenguajes de representación más potentes, como redes semánticas, representaciones en lógica de primer orden etc. (Molina López & García Herrero, 2006).

2.3.3.1.1 Decisión Stump.

Decisión Stump es un algoritmo sencillo que genera un árbol de decisión de un único nivel, que utiliza un único atributo para construir el árbol de decisión. La elección del único atributo que formará parte del árbol se realizará basándose en la ganancia de información, y a pesar de su simplicidad, en algunos problemas puede llegar a conseguir resultados interesantes. No tiene opciones de configuración, pero la implementación es muy completa, dado que admite tanto atributos numéricos como simbólicos y clases de ambos tipos también. El árbol de decisión tendrá tres ramas: una de ellas será para el caso de que el atributo sea desconocido, y las otras dos serán para el caso de que el valor del atributo del ejemplo de

test sea igual a un valor concreto del atributo o distinto a dicho valor, en caso de los atributos simbólicos, o que el valor del ejemplo de test sea mayor o menor a un determinado valor en el caso de atributos numéricos. En el caso de los atributos simbólicos se considera cada valor posible del mismo y se calcula la ganancia de información con el atributo igual al valor, distinto al valor y valores desconocidos del atributo (Molina López & García Herrero, 2006).

2.3.3.1.2 Algoritmo J48.

El algoritmo J48 implementado en Weka es una versión del clásico algoritmo de árboles de decisión C4.5 propuesto por Quilan. Los árboles de decisión entran dentro de los métodos de clasificación supervisada, es decir, se tiene una variable dependiente o clase, y el objetivo del clasificador es determinar el valor de dicha clase para casos nuevos. El proceso de construcción del árbol comienza por el nodo raíz, el que tiene asociados todos los ejemplos o casos de entrenamiento. Lo primero es seleccionar la variable o atributo a partir de la cual se va a dividir la muestra de entrenamiento original (nodo raíz), buscando que en los subconjuntos generados haya una mínima variabilidad respecto a la clase. Este proceso es recursivo, es decir, una vez que se haya determinado la variable con la que se obtiene la mayor homogeneidad respecto a la clase en los nodos hijos, se vuelve a realizar el análisis para cada uno de los nodos hijos. Aunque en el límite este proceso se detendría cuando todos los nodos hojas contuvieran casos de una misma clase, no siempre se desea llegar a este extremo, para lo cual se implementan métodos de pre-poda y post-poda de los árboles.

El algoritmo J48 amplía las funcionalidades del C4.5, tales como permitir la realización del proceso de post-poda del árbol mediante un método basado en la reducción del error o que las divisiones sobre las variables discretas sean siempre binarias, de acuerdo (Cardona Taborda, Gelvez Garcia, & Palacios Roza, 2016)

2.3.3.2 Reglas de clasificación.

Las técnicas de clasificación permiten la generación y contraste de árboles de decisión, o reglas y patrones a partir de los datos de entrada. La información de entrada será un

conjunto de casos donde se ha asociado una clasificación o evaluación a un conjunto de variables o atributos. Con esa información estas técnicas obtienen el árbol de decisión o conjunto de reglas que soportan la evaluación o clasificación. En los casos en que la información de entrada posee algún tipo de "ruido" o defecto

(insuficientes atributos o datos, atributos irrelevantes o errores u omisiones en los datos) estas técnicas pueden habilitar métodos estadísticos de tipo probabilístico para generar árboles de decisión recortados o podados (Molina López & García Herrero, 2006).

2.3.3.2.1 Algoritmo 1R.

El algoritmo 1R, propuesto por Robert C. Holte en 1993, es un clasificador muy sencillo, que únicamente utiliza un atributo para la clasificación. A pesar de que el autor lo cataloga como "Program 1R is ordinary in most respects" sus resultados pueden ser muy buenos en comparación con algoritmos mucho más complejos y su rendimiento promedio está por debajo de los de C4.5 en solo 5,7 puntos porcentuales de aciertos de clasificación según los estudios realizados por el autor del algoritmo (HOLTE, 1993). La implementación del algoritmo 1R se realizó utilizando el pseudocódigo mostrado en la figura 1. Esta función solo permite trabajar con tablas que tengan atributos nominales y en las que no debe haber atributos con valores desconocidos para obtener el resultado deseado (Robles Aranda & Sotolongo, 2013).

```
1R (ejemplos) {  
  Para cada atributo (A)  
    Para cada valor del atributo (Ai)  
      Contar el número de apariciones de cada clase con Ai  
      Obtener la clase más frecuente (Cj)  
      Crear una regla del tipo Ai -> Cj  
      Calcular el error de las reglas del atributo A  
      Escoger las reglas con menor error  
}
```

Imagen 1. Pseudocódigo del algoritmo 1R.
Fuente: (Robles Aranda & Sotolongo, 2013).

2.3.3.2.2 Algoritmo PART.

Este sistema, al igual que otros sistemas de inducción de reglas, realiza dos fases: primero, genera un conjunto de reglas de clasificación y después refina estas reglas para mejorarlas, realizando así un proceso de optimización

global de dichas reglas. Por otro lado, el algoritmo PART es un sistema que obtiene reglas sin dicha optimización global. Recibe el nombre PART por su modo de actuación: obtaining rules from PARTial decision trees, y fue desarrollado por el grupo neozelandés que construyó el entorno WEKA. El sistema se basa en las dos estrategias básicas para la inducción de reglas:

el covering y la generación de reglas a partir de árboles de decisión. Adopta la estrategia del covering (con lo que se obtiene una lista de decisión) dado que genera una regla, elimina los ejemplares que dicha regla cubre y continúa generando reglas hasta que no queden ejemplos por clasificar. Sin embargo, el proceso de generación de cada regla no es el usual. En este caso, para crear una regla, se genera un árbol de decisión podado, se obtiene la hoja que clasifique el mayor número de ejemplos, que se transforma en la regla, y posteriormente se elimina el árbol. Uniendo estas dos estrategias se consigue mayor flexibilidad y velocidad (Molina López & García Herrero,

```
Expandir (ejemplos) {
  elegir el mejor atributo para dividir en subconjuntos
  Mientras (subconjuntos No expandidos)
    Y (todos los subconjuntos expandidos son HOJA)
    Expandir (subconjunto)
  Si (todos los subconjuntos expandidos son HOJA)
    Y (errorSubárbol >= errorNodo)
    deshacer la expansión del nodo y nodo es HOJA
```

2006).

Imagen 5. Pseudocódigo de expansión de PART.
Fuente: (Molina López & García Herrero, 2006).

2.3.3.3 Técnicas bayesianas.

Son clasificadores estadísticos, que pueden predecir tanto las probabilidades del número de miembros de clase, como la probabilidad de que una muestra dada pertenezca a una clase particular. La clasificación Bayesiana se basa en el teorema de Bayes, y los clasificadores Bayesianos han demostrado una alta exactitud y velocidad cuando se han aplicado a grandes bases de datos. Diferentes estudios comparando los algoritmos de clasificación han determinado que un clasificador Bayesiano

sencillo conocido como el clasificador “Naive Bayesiano” es comparable en rendimiento a un árbol de decisión y a clasificadores de redes de neuronas (Molina López & García Herrero, 2006).

2.3.3.3.1 Naive Bayesiana.

Según (Roman, 2019), los modelos de Naive Bayes son una clase especial de algoritmos de clasificación de Aprendizaje Automático, o Machine Learning, tal y como nos referiremos de ahora en adelante. Se basan en una técnica de clasificación estadística llamada “teorema de Bayes”. Estos modelos son llamados algoritmos “Naive”, o “Inocentes” en español. En ellos se asume que las variables predictoras son independientes entre sí. En otras palabras, que la presencia de una cierta característica en un conjunto de datos no está en absoluto relacionada con la presencia de cualquier otra característica.

Proporcionan una manera fácil de construir modelos con un comportamiento muy bueno debido a su simplicidad.

Lo consiguen proporcionando una forma de calcular la probabilidad ‘posterior’ de que ocurra un cierto evento A, dadas algunas probabilidades de eventos ‘anteriores’.

$$P(A|R) = \frac{P(R|A)P(A)}{P(R)}$$

P(A): Probabilidad de A
P(R|A): Probabilidad de que se de R dado A
P(R): Probabilidad de R
P(A|R): Probabilidad posterior de que se de A dado R

Imagen 9. Teorema de Bayes.

Fuente: (Roman, 2019)

2.3.3.3.2 Redes Bayesianas.

Las redes bayesianas son una representación gráfica de dependencias para razonamiento probabilístico, en la cual los nodos representan variables aleatorias y los arcos representan relaciones de dependencia directa entre las variables.

Un ejemplo hipotético de una red bayesiana que representa cierto conocimiento sobre medicina. En este caso, los nodos representan enfermedades, síntomas y factores que causan algunas enfermedades.

La topología o estructura de la red nos da información sobre las dependencias probabilísticas entre las variables.

La red también representa las independencias

condicionales de una variable o conjunto de variables dadas otras variables (Sucar).

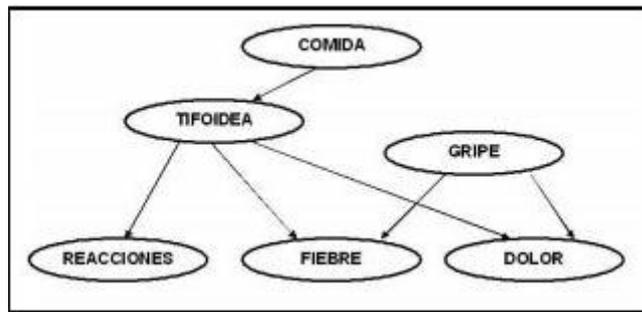


Imagen 13. Ejemplo de una red bayesiana.
Fuente: (Sucar).

2.3.3.4 Redes neuronales.

Las redes de neuronas constituyen una técnica inspirada en los trabajos de investigación. Las redes de neuronas constituyen una nueva forma de analizar la información con una diferencia fundamental con respecto a las técnicas tradicionales: son capaces de detectar y aprender complejos patrones y características dentro de los datos. Se comportan de forma parecida a nuestro cerebro aprendiendo de la experiencia y del pasado, y aplicando tal conocimiento a la resolución de problemas nuevos. Este aprendizaje se obtiene como resultado del adiestramiento ("training") y éste permite la sencillez y la potencia de adaptación y evolución ante una realidad cambiante y muy dinámica (Molina López & García Herrero, 2006).

2.3.3.4.1 Perceptrón multicapa.

El Perceptrón Multicapa es una red neuronal artificial formada por múltiples capas, esto le permite resolver problemas que no son linealmente separables, lo cual es la principal limitación del perceptrón. El perceptrón multicapa puede ser total o localmente conectado. La propagación hacia atrás, es un algoritmo utilizado en el entrenamiento de estas redes, por ello, el perceptrón multicapa también es conocido como red de retropropagación. En esta red las funciones de transferencia de los elementos de procesado (neuronas) tienen que ser derivables.

En cuanto a sus limitaciones cabe destacar:

El perceptrón multicapa no extrapola bien, es decir, si la red se entrena mal o de manera insuficiente, las salidas pueden ser imprecisas.

La existencia de mínimos locales en la función de error dificulta considerablemente el entrenamiento, pues una vez alcanzado un mínimo, el entrenamiento se detiene, aunque no se haya alcanzado la tasa de convergencia fijada.

Cuando se cae en un mínimo local sin satisfacer el porcentaje de error permitido se puede considerar: cambiar la topología de la red (número de capas y número de neuronas), comenzar el entrenamiento con unos pesos iniciales diferentes, modificar los parámetros de aprendizaje, modificar el conjunto de entrenamiento o presentar los patrones en otro orden.

El perceptrón multicapa (MLP: Multiplayer Perceptron) se utiliza para resolver problemas de estimaciones, de asociación de patrones, segmentación de imágenes, compresión de datos, etc. (Morales Pizarro, 2016).

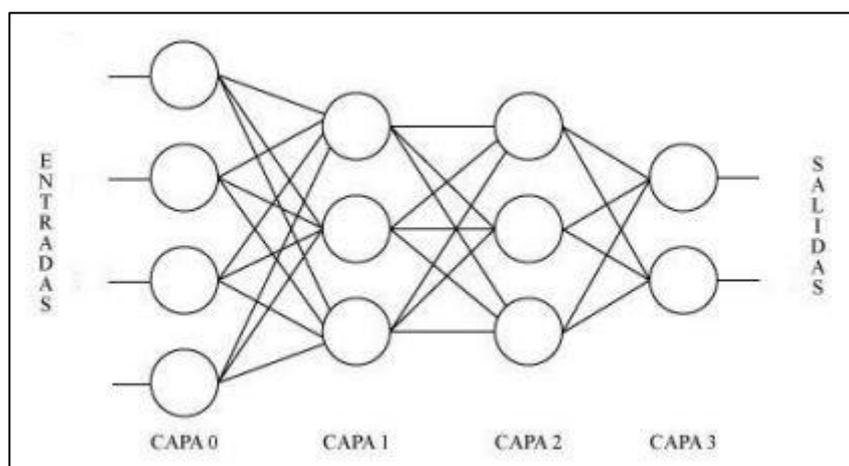


Imagen 17. Perceptrón Multicapa con dos capas ocultas.
Fuente: (Morales Pizarro, 2016).

2.3.3.5 Clasificadores Lazy.

El aprendizaje basado en ejemplares o instancias tiene como principio de funcionamiento, en sus múltiples variantes, el almacenamiento de ejemplos: en unos casos todos los ejemplos de entrenamiento, en otros solo los más representativos, en otros los incorrectamente clasificados cuando se clasifican por primera vez, etc. La clasificación posterior se realiza por medio de una función que mide la proximidad o parecido (Molina López & García Herrero, 2006).

2.3.3.5.1 Algoritmo IBK.

El algoritmo IBK está considerado como un buen representante de este tipo de aprendizaje, y es de gran sencillez conceptual. Se suele denominar método porque es el esqueleto de un algoritmo que admite el intercambio de la función de proximidad dando lugar a múltiples variantes. La función de proximidad puede decidir la clasificación de un nuevo ejemplo atendiendo a la clasificación del ejemplo o de la mayoría de los k ejemplos más cercanos. Admite también funciones de proximidad que consideren el peso o coste de los atributos que intervienen, lo que permite, entre otras cosas, eliminar los atributos irrelevantes. La imagen 6 muestra un ejemplo del algoritmo KNN para un sistema de dos atributos, representándose por ello en un plano. En este ejemplo se ve cómo el proceso de aprendizaje consiste en el almacenamiento de todos los ejemplos de entrenamiento (Molina López & García Herrero, 2006).

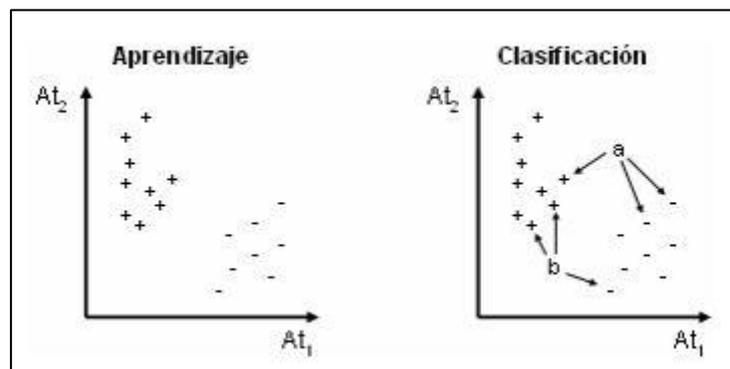


Imagen 21. Aprendizaje y clasificación con KNN
Fuente: (Molina López & García Herrero, 2006).

2.3.4 Framework de minera de datos.

Es un entorno de trabajo o marco de trabajo, es un conjunto estandarizado de conceptos, prácticas y criterios para enfocar un tipo de problemática particular que sirve como referencia, para enfrentar y resolver nuevos problemas de índole similar. Para el presente trabajo de investigación se usó los siguientes framework:

2.3.4.1 Weka.

Weka 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 (Córdoba Fallas, WEKA, 2011).

2.3.4.2 Netica.

Netica es una herramienta de software, potente y fácil de usar para trabajar con redes de creencias y diagramas de influencia. Tiene una interfaz de usuario intuitiva y fluida para dibujar las redes, y las relaciones entre las variables pueden ingresarse como probabilidades individuales, en forma de ecuaciones o aprendidas de archivos de datos (que pueden estar en forma delimitada por tabulaciones ordinarias y faltar " datos").

Una vez que se crea una red, el conocimiento que contiene se puede transferir a otras redes cortando y pegando, o guardando en forma modular creando una biblioteca de nodos con enlaces desconectados (NORSYS Software Corp.).

2.3.5 Metodología SEMMA.

La metodología SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess) fue propuesta por SAS Institute, el cual la define como el proceso de selección, exploración y modelado aplicado a cantidades significativas de datos almacenados que permitan el descubrimiento de patrones como herramientas de apoyo para el negocio. Según SAS más que una metodología para minería de datos, SEMMA es un conjunto de herramientas funcionales enfocadas hacia los aspectos de desarrollo propio de un modelo de minería.

SEMMA se compone de cinco fases representando las etapas de un proyecto de minería de datos.

Muestreo

En esta etapa se realiza la extracción de una muestra de los datos que permita representar características comunes de la población para posteriormente comenzar el análisis de los mismos. Con esta fase se logra facilitar los procesos de minado sobre los datos, reduciendo costes y tiempo para la organización.

Exploración

La exploración de datos a través de técnicas estadísticas permite realizar un seguimiento a los mismos logrando detectar, identificar y

posteriormente eliminar datos que representen anomalías o deficiencias en las fases siguientes hacia el descubrimiento de información.

Modificación

En esta fase se realiza una selección y transformación de los datos de acuerdo con las variables seleccionadas para el proceso de minado, la cual permitirá de acuerdo con éstas adaptar el enfoque de selección y diseño del modelo.

Modelado

En este punto de la metodología se hace uso de herramientas de software que permitan la utilización de técnicas y métodos propios de la minería de datos, las cuales tiendan hacia el descubrimiento de asociaciones o combinaciones entre los datos, logrando así la predicción de resultados con un alto nivel de confianza.

Entre las técnicas más utilizadas para el modelado de datos, se encuentran: métodos estadísticos, de agrupamiento, redes neuronales, árboles de decisión, lógica difusa, reglas de asociación, entre otros.

Evaluación

Uno de los pasos principales dentro de una metodología es la valoración de la solución. A partir del modelo obtenido en la fase anterior se realiza una evaluación de resultados para verificar el éxito del proyecto. Una buena práctica para comprobar la validez del modelo es seleccionar otra muestra de datos y aplicarlo para verificación de resultados, si este resulta óptimo se procede con el proceso de producción, en caso contrario se desarrollará otro modelo (Hernández G. & Dueñas R., 2009).

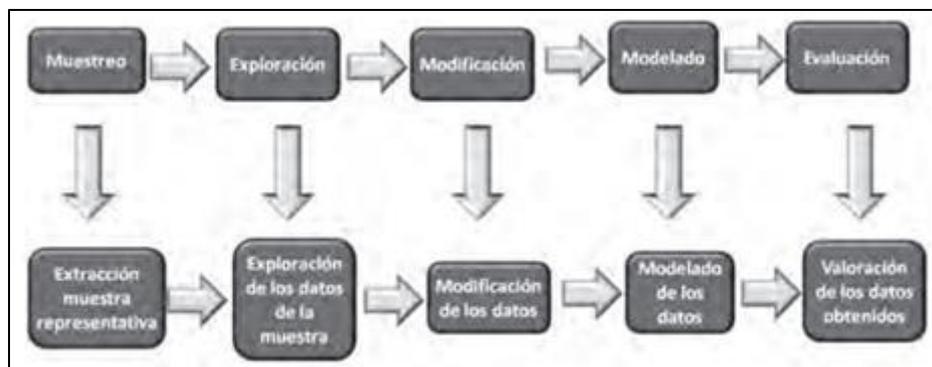


Imagen 25. Metodología SEMMA.
Fuente: (Hernández G. & Dueñas R., 2009).

2.3.6 Internet y Nuevas Tecnologías ¿HABLAMOS EN FAMILIA?

Cada vez pasamos más tiempo conectados a la red; escuchamos música, vemos una charla sobre un tema que nos interesa, leemos libros, dibujamos, escribimos ideas, conversamos con amigos y amigas, compartimos enlaces que nos interesan, ligamos, etc. Y, siendo una acción llena de actividades, a veces la contraponemos con aquello que ocurre sin dispositivos e Internet, otra realidad igual de rica de matices.

En lo que a Internet y nuevas tecnologías se refiere, los padres y madres debemos realizar un gran esfuerzo para entender un lenguaje que a veces parece alejado de nuestra experiencia y nuestra manera de entender las relaciones.

Este aprendizaje se enfoca principalmente desde tres puntos de vista:

Conocer las herramientas digitales, las nuevas tecnologías y las aplicaciones digitales.

Entender qué cosas están cambiando gracias a Internet y las redes sociales. Cómo se construye una identidad digital, qué cosas que ocurrían antes en el barrio y en el patio de la escuela ocurren hoy en las redes sociales (Facebook, Instagram, Twitter...).

Descubrir cómo nos pueden ayudar las nuevas tecnologías cuando queremos potenciar valores y aprendizajes positivos en nuestros hijos e hijas, tales como el trabajo en equipo, la autonomía o la autoestima (Gobierno Vasco, 2016).

2.3.7 Internet en Perú – datum internacional.

Cada vez más peruanos y peruanas tienen acceso a internet. En el 2015, tan solo el 52% de la población contaba con este servicio, y para finales del 2016 esta cifra creció a un 66%. Sin embargo, la brecha digital en nuestro país es aún bastante amplia: en las zonas urbanas, el 73% de la población goza de este servicio; mientras que en las zonas rurales llega a un escaso 27%.

Datum realizó un estudio con el objetivo de medir el comportamiento, las costumbres y los usos de los peruanos en internet. El Smartphone se ha convertido en el principal medio de acceso a internet (80% de personas encuestadas así lo indicaron), principalmente las más jóvenes; mientras que los mayores optan por acceder a internet desde sus computadoras. Se estima que 6 de cada 10 usuarios se conectan todos los días, en un periodo promedio de 2.8 horas. Los horarios preferidos de conexión van entre las 9:30 p.m. y las 11:30 p.m.

PRINCIPALES ACTIVIDADES.

Las actividades principales que los usuarios realizan en internet son:

Entrar a las redes sociales (76%), chatear (50%), buscar información (47%) y leer emails (30%).

También existen otros intereses que varían de acuerdo a los rangos de edad: los jóvenes entre 18 y 34 años les gustan más escuchar música, ver videos, series y películas en internet; los adultos entre 35 y 50 años buscan información de interés general más que los demás; y las personas entre 51 y 70 años de edad ingresan a internet para leer sus correos con mayor frecuencia que el resto.

Facebook se posiciona como la preferida por todos con un 92%, sin distinción de edad, género o nivel socioeconómico. A continuación, está Whatsapp con un 64%. Le sigue Google+ (29%); y en posiciones siguientes están Twitter (23%), Instagram (14%) y Snapchat (4%) respectivamente (Fowks, 2018).

2.3.8 Redes Sociales.

Las redes sociales son sitios de Internet formados por comunidades de individuos con intereses o actividades en común (como amistad, parentesco, trabajo) y que permiten el contacto entre estos, de manera que se puedan comunicar e intercambiar información. Los individuos no necesariamente se tienen que conocer previo a tomar contacto a través de una red social, sino que pueden hacerlo a través de ella, y ese es uno de los mayores beneficios de las comunidades virtuales.

TIPOS DE REDES SOCIALES.

Si se quisiera clasificar a las redes sociales, podría hacerse según su origen y función:

- Redes genéricas. Son muy numerosas y populares (como Facebook, Instagram, Twitter, SnapChat, WhatsApp, etc.).
- Redes profesionales. Como LinkedIn, que involucran individuos que comparten el ámbito laboral o que buscan ampliar sus fronteras laborales y pueden ser abiertas o cerradas.
- Redes temáticas. Relacionan personas con intereses específicos en común, como música, hobbies, deportes, etc., siendo la más famosa Flickr (temática: fotografía).

En general, ingresar en una red social es muy sencillo, ya que simplemente implica rellenar un cuestionario con datos personales básicos y así obtener un Nombre de usuario y una Contraseña, que le servirán al usuario para ingresar de manera privada a la red. Mientras el usuario cumpla los requisitos para el registro en dicha red (por ej. mayoría de edad), podrá hacerlo sin inconvenientes (Rafino, 2019).

2.3.9 CEDRO - Uso y abuso de las redes sociales.

Según resultados de la Encuesta Nacional de Hogares del INEI (2014) el 39,2% de la población de 6 y más años de edad accede a internet. En Lima Metropolitana el 64,1% de la población usa internet, en el Resto Urbano el 39,7% y en el área rural el 11,9%, que aumenta en 1,5 puntos porcentuales al compararlo con similar trimestre de 2012. En cuanto al uso de internet según el sexo, el 42,5% de la población masculina utiliza internet, con 6,7 puntos porcentuales más que las mujeres, que la utilizan en un 35,8%. En la variable correspondiente al sector de la población por edad, son los adolescentes y jóvenes quienes mayormente acceden a internet. El 63,5% de la población entre 12 a 18 años y el 65,8% de aquella entre 19 a 24 años de edad son los mayores usuarios de internet. Los niños de 6 a 11 años son el 32,0%. En cambio, solo el 8,9% de la población adulta mayor usa internet. De acuerdo al lugar de acceso, el 25,9% de la población usa internet exclusivamente en el hogar; el 17,2% combina el hogar con otros lugares (cabina pública, centro de trabajo, establecimiento educativo u otro lugar); un 34,5% utiliza solo en cabinas públicas; el 4,1%, solo en el trabajo; el 8,1%, utiliza únicamente otro lugar o medio (celular, tablet, etc.); mientras el 3,5% de los usuarios combina la cabina pública con otro lugar o medio (celular, tablet, etc.), entre los principales.

Actividades que realiza la población usuaria de internet El 94,2% de la población navega en internet para obtener información, el 78,8% la utiliza para comunicarse (correo o red social), 65,5% recurre a internet para actividades de entretenimiento como juegos de videos y obtener películas o música. Del total de la población usuaria de internet, el 94,4% de la masculina y el 94,0% de la femenina la utilizan para obtener información El grupo de edad con mayor porcentaje de uso de internet para obtener información es el de 25 y más años, 94,6%. De esta manera, se identifica por el estudio que la tercera parte de la población peruana utiliza internet como una herramienta completa: para fines académicos o laborales (ampliando el sistema de información); para fines sociales y de comunicación; y como herramienta de entretenimiento y ocio. De otro lado, en el estudio de CPI realizado en Lima sobre "Uso de Internet" (2012), se señala que los adolescentes de 11 a 17 años son quienes se conectan con mayor frecuencia a la red, y que los varones dominan este ámbito con un 58,7%, seguido por las mujeres con un 48,5%. El estudio indicó también que un 74% de la muestra se conecta a internet con la finalidad de comunicarse por correo electrónico, chat o red social; seguido por actividades de entretenimiento con un 40,1% y la de búsqueda de información con

30,8%. De igual manera, en el año 2012, la empresa IMA realizó un estudio a personas mayores de 18 años residentes en Lima Metropolitana para identificar los patrones de uso del internet. Los resultados señalaron que los adolescentes son quienes la utilizan más, principalmente para interactuar con su grupo de pares. Un rotundo 90,8 % de encuestados señaló que la red social que más utilizaban era Facebook, seguido de Google + con 38,5%, y Twitter con 29,0%. IPSOS APOYO en el estudio “Perfil del usuario de redes sociales” publicado en 2014, señala que el 83% de los usuarios de internet pertenecía a alguna red social; el 100% de los entrevistados tienen Facebook; el 30% de los adolescentes entre 12 a 17 años se conecta desde un Smartphone y la mitad de ellos lo hace principalmente para chatear. En el estudio “Uso de internet en el Perú” de GFK (Gesellschaft für Konsumforschung - Asociación para la Investigación del Consumidor) publicado en 2014, concluye que existe todavía un 43% de personas que no utiliza internet en el Perú. Sin embargo, el 27% de la población es de usuarios intensivos y 23% de usuarios regulares de internet se encuentran en áreas urbanas del Perú. De las personas que emplean internet, 7 de cada 10 lo hace de manera frecuente (de 3 a más veces por semana), lo que destaca la relevancia del internet para sus usuarios (Arnao Marciani & Surpachín Miranda, 2016).

2.3.10 La teoría del aprendizaje de Jean Piaget.

Jean Piaget (1896 – 1980) fue un psicólogo, biólogo y epistemólogo suizo. Desarrolló sus tesis en torno al estudio del desarrollo psicológico en la infancia y la teoría constructivista del desarrollo de la inteligencia. De ahí surgió lo que conocemos como la Teoría del Aprendizaje de Piaget.

La Teoría del Aprendizaje de Piaget

Jean Piaget es uno de los más conocidos psicólogos del enfoque constructivista, una corriente que bebe directamente de las teorías del aprendizaje de autores como Lev Vygotsky o David Ausubel.

¿QUÉ ES EL ENFOQUE CONSTRUCTIVISTA?

El enfoque constructivista, en su vertiente de corriente pedagógica, es una manera determinada de entender y explicar las formas en las que aprendemos. Los psicólogos que parten de este enfoque ponen énfasis en la figura del aprendiz como el agente que en última instancia es el motor de su propio aprendizaje.

Los padres, maestros y miembros de la comunidad son, según estos autores, facilitadores del cambio que se está operando en la mente del aprendiz, pero no la pieza principal. Esto es así porque, para los constructivistas, las personas no interpretan literalmente lo

que les llega del entorno, ya sea a través de la propia naturaleza o a través de las explicaciones de maestros y tutores. La teoría constructivista del conocimiento nos habla de una percepción de las propias vivencias que siempre está sujeta a los marcos de interpretación del “aprendiz”.

Es decir: somos incapaces de analizar objetivamente las experiencias que vivimos en cada momento, porque siempre las interpretaremos a la luz de nuestros conocimientos previos. El aprendizaje no es la simple asimilación de paquetes de información que nos llegan desde fuera, sino que se explica por una dinámica en la que existe un encaje entre las informaciones nuevas y nuestras viejas estructuras de ideas. De esta manera, lo que sabemos está siendo construido permanentemente (Regader).

2.3.11 Teorías del aprendizaje – Dale H. Schunk

El desarrollo se refiere a los cambios que se dan a lo largo del tiempo en un patrón ordenado y que favorecen la supervivencia. Esos cambios son progresivos y ocurren durante el ciclo de vida. El desarrollo está íntimamente relacionado con el aprendizaje debido a que en cualquier momento el nivel de desarrollo pone restricciones al aprendizaje. El estudio científico del desarrollo humano empezó a finales del siglo XIX. Los avances tecnológicos y la afluencia de inmigrantes dieron lugar a cambios sociales importantes. La sociedad necesitaba profesores y escuelas para educar a estudiantes de muy diversos antecedentes. Muchos educadores, inspirados en la psicología y la filosofía, conformaron el poco organizado grupo Movimiento para el Estudio del Niño. Los primeros esfuerzos en el estudio del niño generaron investigaciones y dieron a conocer a padres y profesores las implicaciones del desarrollo, pero la amplia agenda del Movimiento para el Estudio del Niño al final fue sustituida por el conductismo y otras teorías.

Los investigadores tienen diversos puntos de vista sobre el desarrollo: biológico, psicoanalítico, conductual, cognoscitivo y contextual. Independientemente del punto de vista, existen ciertos problemas que tratan las teorías del desarrollo, como el papel que desempeña la herencia, la estabilidad de los periodos del desarrollo, la continuidad de los procesos, el papel que realiza la actividad del aprendiz y el locus de los cambios del desarrollo (estructuras o funciones) (Schunk, 2012).

2.3.12 DIMENSIONES DEL APRENDIZAJE.

Para (Marzano, y otros, 2005) las dimensiones del aprendizaje es un modelo muy completo, que hace uso de lo que los investigadores y los teóricos saben acerca del aprendizaje para

definir el proceso de aprendizaje. Su premisa es que hay cinco tipos de pensamiento –a los que llamamos las cinco dimensiones del aprendizaje-- que son esenciales para un aprendizaje exitoso. El andamiaje de Dimensiones le ayudará a:

- Mantener el foco sobre el aprendizaje.
- Estudiar el proceso de aprendizaje.
- Planear un currículo, una instrucción y una forma de evaluación que tomen en cuenta los cinco aspectos críticos del aprendizaje.

DIMENSIÓN 1: Actitudes y percepciones

Las actitudes y las percepciones afectan las habilidades del alumno para aprender. Por ejemplo, si los alumnos ven el aula como un lugar inseguro y desordenado, es probable que aprendan muy poco ahí. De manera similar, si los alumnos tienen actitudes negativas acerca de las tareas en el aula es probable que dediquen poco esfuerzo a esas tareas. Por eso, un elemento clave para la instrucción efectiva es ayudar a los alumnos a que establezcan actitudes y percepciones positivas acerca del aula y acerca del aprendizaje.

DIMENSIÓN 2: Adquirir e integrar el conocimiento

Otro aspecto importante del aprendizaje es ayudar a los alumnos a que adquieran e integren nuevos conocimientos. Cuando los alumnos están aprendiendo información nueva, debe guiárseles para que relacionen el conocimiento nuevo con lo que ya saben, que organicen esa información y luego la hagan parte de su memoria a largo plazo. Cuando los alumnos están adquiriendo nuevas habilidades y procesos, deben aprender un modelo (o un conjunto de pasos), luego dar forma a la habilidad o al proceso para que sea eficiente y efectivo para ellos y, por último, interiorizar o practicar la habilidad o el proceso para que puedan desempeñarlo con facilidad.

DIMENSIÓN 3: Extender y refinar el conocimiento.

El aprendizaje no se detiene con la adquisición y la integración del conocimiento. Los aprendedores desarrollan una comprensión a profundidad a través del proceso de extender y refinar su conocimiento (por ejemplo, al hacer nuevas distinciones, aclarar los malos entendidos y llegar a conclusiones). Analizan de manera rigurosa lo que han aprendido, al aplicar procesos de razonamiento que los ayudarán a extender y refinar la información. Algunos de los procesos comunes de razonamiento que los aprendedores utilizan para extender y refinar su conocimiento son los siguientes:

- Comparación.
- Clasificación.
- Abstracción.
- Razonamiento inductivo.
- Razonamiento deductivo.
- Construcción de apoyo.
- Análisis de errores.
- Análisis de perspectivas.

DIMENSIÓN 4: Uso significativo del conocimiento.

El aprendizaje más efectivo se presenta cuando usamos el conocimiento para llevar a cabo tareas significativas. Por ejemplo, podemos tener un aprendizaje inicial acerca de las raquetas de tenis cuando hablamos con un amigo o leemos un artículo de revista acerca de ellas. Sin embargo, aprendemos de verdad acerca de ellas cuando tratamos de decidir qué clase de raqueta de tenis compraremos. Asegurarse de que los alumnos tengan la oportunidad de usar el conocimiento de una manera significativa es una de las partes más importantes de la planeación de una unidad de instrucción. En el modelo de Dimensiones del aprendizaje hay seis procesos de razonamiento alrededor de los cuales se pueden construir tareas que den sentido al uso del conocimiento:

- Toma de decisiones.
- Solución de problemas.
- Invención.
- Indagación experimental.
- Investigación.
- Análisis de sistemas.

DIMENSIÓN 5: Hábitos mentales.

Los aprendedores más efectivos han desarrollado poderosos hábitos mentales que les permiten pensar de manera crítica, pensar con creatividad y regular su comportamiento. Estos hábitos mentales se presentan a continuación:

Pensamiento crítico:

- Sea preciso y busque la precisión.
- Sea claro y busque la claridad.
- Mantenga la mente abierta.
- Refrene la impulsividad.
- Adopte una postura cuando la situación lo exija.
- Responda de manera apropiada a los sentimientos y al nivel de conocimiento de los demás.

Pensamiento creativo:

- Persevere.
- Trate de superar los límites de su conocimiento y sus habilidades.
- Genere, confíe en ellos y mantenga sus propios parámetros de evaluación.
- Genere nuevas maneras de ver una situación, que estén más allá de los límites de las convenciones generales.

Pensamiento autorregulado:

- Vigile su propio pensamiento.
- Planee de manera apropiada.
- Identifique y use los recursos necesarios.
- Responda a los comentarios de manera apropiada.
- Evalúe la efectividad de sus acciones.



Imagen 29. Las dimensiones del aprendizaje
Fuente: (Marzano, y otros, 2005)

3 CAPÍTULO III. DISEÑO METODOLÓGICO.

3.1 HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN.

3.1.1 Hipótesis general.

El uso de las Redes Sociales influirá de manera inversamente proporcional durante el proceso de aprendizaje en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

3.1.2 Hipótesis específicas.

Existe influencia significativa el uso de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Actitudes y Percepciones en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

Existe influencia significativa el uso de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Adquirir e Integrar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

Existe influencia significativa el uso de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Extender y Refinar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

3.2 OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES.

Tabla 1. Operacionalización de variables

VARIABLES	DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES
VARIABLE INDEPENDIENTE: X: REDES SOCIALES.	Una Red Social es un conjunto de personas que están interrelacionadas por algún tipo de interés común, con el fin de compartir información y facilitar la comunicación virtual entre las personas de manera ágil y rápida.	Uso de las redes sociales	Redes Sociales	<ul style="list-style-type: none"> • Poseer una cuenta en una red social. • Usar las redes sociales. • Utilización de la red social entre 1 a 5 horas al día.
VARIABLE DEPENDIENTE: Y: APRENDIZAJE.	El rendimiento académico se refiere a las capacidades y habilidades que tiene el	Capacidad de aprender e integrar nuevos conocimientos.	Actitudes y percepciones.	<ul style="list-style-type: none"> • Actitud. • Percepción.

	estudiante para asimilar y desarrollar nuevos conocimientos en su proceso de aprendizaje, de tal manera que estos sean útiles en su crecimiento personal y social.		Adquirir e integrar el conocimiento.	<ul style="list-style-type: none"> • Adquieren. • Integran.
			Extender y refinar el conocimiento.	<ul style="list-style-type: none"> • Análisis. • Razonamiento.

Fuente: Elaboración propia.

3.3 DISEÑO DE INVESTIGACIÓN.

Según (Hernández Sampieri, Fernández Collado, & Baptista Lucio, 2014) y (Carrasco Díaz, 2006), mencionan que el término diseño se refiere al plan o estrategia concebida para obtener la información que se desea con el fin de desarrollar el proceso de la investigación.

Para la presente investigación se eligió el diseño No Experimental Transeccional Correlacional. Los diseños de investigación transeccional o transversal recolectan datos en un solo momento, en un tiempo único, Como se citó en (Hernández Sampieri, Fernández Collado, & Baptista Lucio, 2014, pág. 154). Además, tiene la particularidad de permitir analizar y estudiar la relación e influencia que existe entre variable dependiente y la variable independiente. El diseño del diagrama es de la siguiente manera:

$$M: X_1 \text{ r } Y_1$$

Donde:

M: Representa a la muestra de la población de los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

X1: Uso de Las Redes Sociales.

Y1: Aprendizaje.

r: Relación.

3.4 POBLACIÓN Y MUESTRA.

3.4.1 Población.

Según (Triola, 2018) menciona que la población es el conjunto completo de todos los individuos, las cosas o los eventos sobre los que se quiere investigar con respecto a una particularidad dada. A la población le correspondería la colección completa de datos casi

siempre imposible de elaborar por su tamaño u otras condiciones sobre los cuales se harán inferencias.

La población de esta investigación está conformada por los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas matriculados en el semestre académico 2019 –II.

3.4.2 Muestra.

Según (Triola, 2018) dice que una muestra es un subconjunto de miembros seleccionados de una población.

El tipo de muestreo a usar es el no probabilístico, se caracteriza porque no todas las unidades de observación de una población finita tienen las mismas posibilidades de ser seleccionadas para conformar la muestra (Córdova Baldeón, 2012).

El tamaño de la muestra se obtuvo del total de alumnos matriculados en el semestre académico 2019 – II de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas.

La muestra consta de 93 alumnos encuestados de forma presencial haciendo uso de un instrumento de acopio de datos llamado “cuestionario” y de manera virtual haciendo uso de google drive.

3.5 MÉTODO DE INVESTIGACIÓN.

Para la presente tesis se usará el método estadístico, Consiste en estudiar el comportamiento de algún hecho observado cuantitativamente a través de herramientas estadísticas (Córdova Baldeón, 2012).

El método experimental, se emplea para investigaciones de carácter experimental, es decir, en aquellas donde se manipula intencionalmente las variables independientes para ver sus efectos en las variables dependientes, bajo el control del investigador y en la que hay un grupo de control y un grupo experimental (Carrasco Díaz , 2006)

La investigación presente investigación mostrará la importancia de las Redes Sociales (Variable Independiente) y los efectos que esta tiene con el Aprendizaje (Variable Dependiente) de los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

3.6 TÉCNICA DE INSTRUMENTOS DE ACOPIO DE DATOS.

Se realizó un cuestionario (encuesta) como instrumento de obtención de información o datos. “La encuesta es una técnica para la investigación social por excelencia, debido a su utilidad, versatilidad, sencillez y objetividad de los datos que con ella se obtiene (Carrasco Díaz , 2006).

Esta encuesta contiene 22 preguntas validadas por 3 docentes capacitados en investigación de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas.

Las preguntas tienen una secuencia lógica entre las variables, dimensiones e indicadores, identifican las unidades de análisis de cada variable (dependiente e independiente) determinan la secuencia y coherencia entre el problema, la hipótesis y el objetivo de investigación, las preguntas están formuladas para responder a cada dimensión en estudio y relacionarlas para un adecuado estudio.

La encuesta está preparada teniendo en cuenta los objetivos generales, los objetivos específicos y la influencia de las redes sociales en el Aprendizaje de los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad José María Arguedas.

3.7 TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE DATOS.

Ya elaboradas todas las preguntas que sean necesarias para nuestra encuesta, creamos un modelo de análisis de datos con diagramas de influencias y las relaciones entre variables con probabilidades individuales, hacemos uso de Netica, un programa que hace un análisis de las redes bayesianas de una manera sencilla y rápida, para realizar varios tipos de inferencia utilizando los algoritmos más rápidos y modernos.

Netica encontró valores y probabilidades apropiadas para todas las variables analizadas y tiene una particularidad de experimentar con los datos y así observar la precisión y los errores del modelo que se tenga.

Para el análisis de los datos se usó el programa estadístico Weka que tiene una cantidad significativa de algoritmos, para la presente investigación se hizo uso de algoritmos de clasificación tales como:

- Decisión Stump.
- Algoritmo J48.
- Algoritmo 1R.
- Algoritmo PART.
- Naive Bayesianas.
- Redes Bayesianas.
- Perceptrón Multicapa.
- Algoritmo IBK.

4 CAPÍTULO IV.

PRESENTACIÓN, ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS.

4.1 DESCRIPCIÓN DEL DESARROLLO.

Para llegar a saber cuál es la relación que existe entre las Redes Sociales (Variable independiente) y el Aprendizaje (Variable Dependiente) a través de minería de datos nos apoyamos en la metodología SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess) en español (Muestreo, Exploración, Modificación, Modelado, Evaluación). Esta metodología nos permitió organizar los procesos para llegar a nuestra a nuestros objetivos planteados las fases que se siguieron



Imagen 33. Metodología SEMMA - Fases.
Fuente: Elaboración propia.

fueron las siguientes:

Seguidamente detallamos las 5 fases:

4.1.1 Muestreo.

En esta etapa se realizó el muestreo del total de alumnos matriculados de la Escuela Profesional de Ingeniería De Sistemas que permita representar características comunes de la población para posteriormente comenzar el análisis o evaluación. Haciendo un análisis pertinente y recopilando datos de la población de alumnos matriculados en el presente semestre académico (2019 - II). Realizando un muestreo no probabilístico se obtuvo una muestra significativa de 100 alumnos encuestados.

4.1.2 Exploración.

En esta fase se realizó un análisis de las posibles preguntas a encuestar a través de la relación entre la variable dependiente y la variable independiente relacionándolas con las dimensiones de cada una de estas, con la ayuda de un especialista se generó una tormenta de ideas esto permitió crear interrogantes para esta investigación de un total de 40 interrogantes.

4.1.3 Modificación.

En esta fase se realizó la selección de las preguntas analizando y mejorando su comprensión con la ayuda de un especialista. Quedando un total de 22 preguntas validadas por 3 docentes de investigación de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas, seleccionadas de acuerdo a las variables, dimensiones e indicadores para el presente estudio, la cual permitirá adaptarse al enfoque de selección y diseño del modelo.

Tabla 2. Preguntas y alternativas de la encuesta.

<u>PREGUNTAS</u>	<u>ALTERNATIVAS</u>
1. ¿Usa Ud. redes sociales?	Si. No.
2. ¿Cuáles son las redes sociales que más usa?	Facebook. WhatsApp. Instagram. Twitter. SnapChat. YouTube. Linkedin.
3. ¿Cuántas horas al día dedica a las redes sociales?	Nada. (Menos de 1 Hora) Poco. (1 – 2 Horas) Mucho. (3 – 6 Horas) Demasiado. (7 a más Horas)
4. ¿Usas las redes sociales cuando estas en clase?	Si No
5. ¿Si recibes un mensaje estando en clases, que acción realiza?	Responde de inmediato. Da prioridad a las clases
6. ¿Es una falta de respeto al docente usar las redes sociales en clase?	Si. No.
7. ¿Distrae tu aprendizaje el uso de las redes sociales en clase?	Si. No.
8. ¿Compartes conocimiento cuando haces uso de las redes sociales?	Si. No.
9. ¿Ayuda la comprensión y adquisición de un nuevo conocimiento el uso de las redes sociales en clases?	Si. No.
10. ¿Ayuda a razonar un conocimiento el uso de las redes sociales en clase?	Si. No.
11. ¿Ayuda con el análisis de un conocimiento el uso de las redes sociales en clase?	Si. No.
12. ¿Las redes sociales ayuda a resolver tus dudas de un conocimiento?	Si. No.

13. ¿Haces un correcto uso de las redes sociales en clase?	Si. No.
14. ¿Tienes una correcta asimilación de un conocimiento al hacer uso de las redes sociales?	Si. No.
15. ¿Tienes un correcto análisis de un conocimiento al hacer uso de las redes sociales?	Si. No.
16. ¿Usas las redes sociales para retroalimentar y/o integrar tu conocimiento?	Si. No.
17. ¿Crees que tienes un correcto aprendizaje mientras haces uso de las redes sociales?	Si. No.
18. ¿Crees que el uso de las redes sociales durante el aprendizaje es?	Beneficioso. Perjuicioso.
19. ¿Interactúas en grupos o foros de las redes sociales en temas referidos a tu aprendizaje?	Si. No.
20. ¿Usas o escuchaste hablar sobre LinkedIn?	Uso. Escuche hablar.
21. ¿Te interesaría interactuar en LinkedIn en temas relacionados a tu profesión?	Si. No.
22. ¿Usas herramientas de Google u otro para facilitar tu aprendizaje?	Si. No.

n propia.

4.1.4 Modelado.

En esta fase se realiza el modelado con las herramientas de software necesarias que permitirán el uso de algoritmos para la medición de los datos obtenidos.

Modelo de Redes Bayesianas para presente proyecto de investigación.

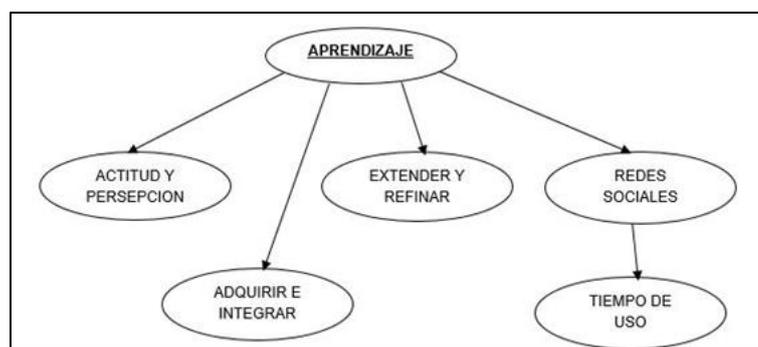


Imagen 37. Modelo de redes bayesianas.

Fuente: Elaboración propia.

PROCESO DE ELABORACION DE LA BASE DE DATOS

Nuestra base de datos consta de una tabla Excel de 12 columnas teniendo un total de 93 estudiantes encuestados de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas del semestre académico 2019-II, de un total de 22 preguntas y respuestas se seleccionaron 12 estas cuentan con información necesaria para dar solución a

nuestro proyecto de investigación, se distribuye de la siguiente manera:

Tabla 3. Tabla base de datos - 30 primeros encuestados parte 1.

1	Redes_Sociales	Tiempo_Uso	Uso_Clase	Respeto_Docente	Distrae_Aprendizaje	Ayuda_Comprender
2	Si	Mucho	No	Si	Si	Si
3	Si	Poco	Si	No	No	Si
4	Si	Poco	Si	Si	Si	Si
5	Si	Poco	Si	Si	Si	Si
6	Si	Mucho	Si	Si	Si	Si
7	Si	Mucho	No	Si	Si	Si
8	Si	Mucho	Si	Si	No	Si
9	Si	Poco	Si	Si	Si	Si
10	Si	Demasiado	Si	Si	Si	No
11	Si	Poco	No	Si	Si	No
12	Si	Poco	No	No	Si	Si
13	Si	Mucho	Si	Si	Si	Si
14	Si	Poco	Si	Si	Si	No
15	Si	Mucho	Si	No	Si	No
16	Si	Mucho	Si	Si	No	Si
17	Si	Mucho	Si	Si	Si	No
18	Si	Poco	Si	Si	Si	Si
19	Si	Mucho	Si	Si	Si	No
20	Si	Mucho	Si	No	Si	No
21	Si	Nada	No	Si	No	Si
22	Si	Poco	No	Si	Si	No
23	Si	Nada	Si	No	No	No
24	Si	Poco	Si	Si	Si	No
25	Si	Poco	No	No	Si	No
26	Si	Poco	No	Si	Si	Si
27	Si	Poco	No	Si	No	No
28	Si	Mucho	Si	Si	Si	Si
29	Si	Mucho	Si	Si	Si	No
30	Si	Demasiado	No	Si	No	No

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 7. Tabla base de datos - 30 primeros encuestados parte 2.

Ayuda_Razonar	Ayuda_Analisis	Actitudes_Persepciones	Adquirir_Integrar	Entender_Refinar	Aprendizaje
Si	Si	Si	Si	Si	Beneficioso
No	Si	Si	Si	No	Perjuicioso
No	No	Si	Si	Si	Beneficioso
No	No	Si	Si	Si	Beneficioso
Si	Si	Si	Si	Si	Perjuicioso
No	No	Si	Si	Si	Perjuicioso
Si	No	Si	Si	Si	Beneficioso
Si	Si	Si	Si	Si	Beneficioso
No	No	No	No	Si	Perjuicioso
No	No	Si	Si	Si	Perjuicioso
No	No	Si	No	No	Perjuicioso
Si	No	Si	No	No	Perjuicioso
No	No	No	No	No	Perjuicioso
Si	Si	Si	No	Si	Beneficioso
No	No	Si	No	No	Perjuicioso
No	Si	Si	Si	Si	Beneficioso
No	No	No	No	No	Perjuicioso
No	No	No	No	No	Perjuicioso
Si	Si	Si	No	Si	Perjuicioso
No	No	Si	No	Si	Perjuicioso
No	Si	Si	Si	Si	Beneficioso
Si	No	Si	No	No	Perjuicioso
No	No	No	No	No	Perjuicioso
No	No	No	No	No	Perjuicioso
No	No	Si	Si	Si	Perjuicioso
No	No	No	No	No	Perjuicioso
No	No	Si	Si	Si	Beneficioso
Si	No	No	Si	No	Beneficioso

Fuente: Elaboración propia.

PROCESO DE ANALISIS DE LA BASE DE DATOS EN EL SOFTWARE WEKA.

Seguidamente mostraremos los pasos que realizamos para cargar nuestra base de datos al software Weka y ver como se hizo el análisis y entrenamiento de los datos obtenidos cabe resaltar que este software usa diversas librerías de java, y a través de los algoritmos de clasificación obtendremos la información requerida para esta investigación:

Primer paso:

Se cargan los datos preparados para que Weka los pueda leer con toda normalidad, el formato que usaremos es el CSV.

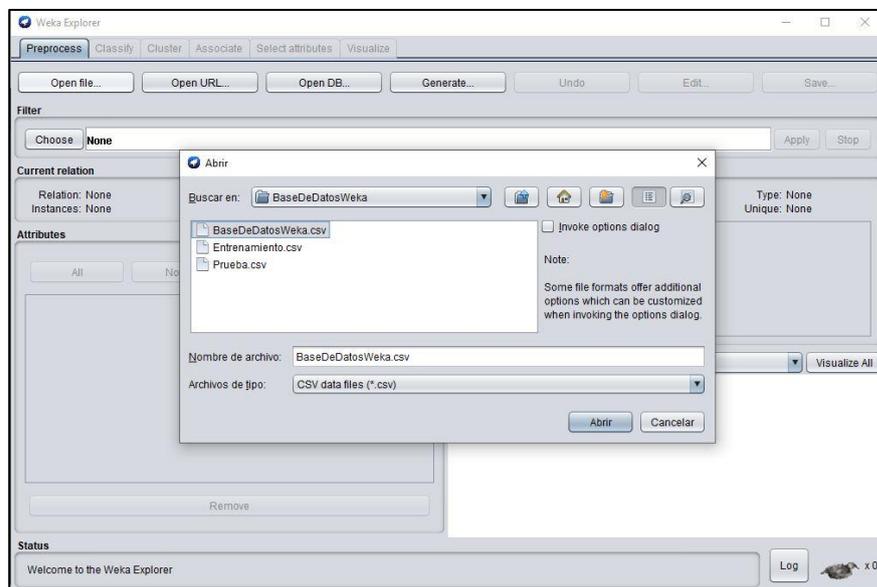


Imagen 41. Cargado de la base de datos a Weka.

Fuente: Elaboración propia.

Segundo paso:

Verificar el correcto cargado de datos a Weka.

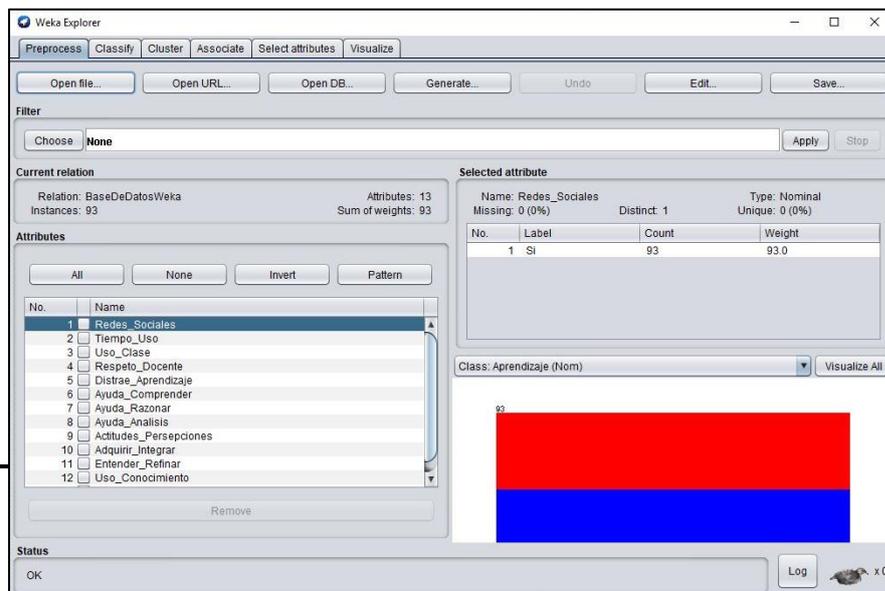


Imagen 45. Verificación del cargado de datos a Weka.
Fuente: Elaboración propia.

Tercer paso:
Elegir el tipo de técnica y el tipo de algoritmo con el que se evaluará toda nuestra base de datos.

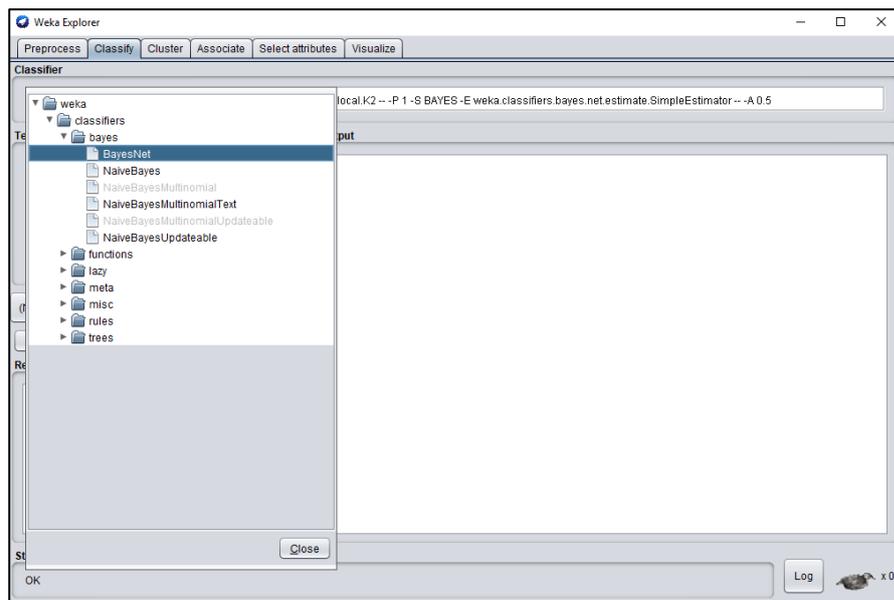


Imagen 49. Tipo de técnica y elección de algoritmo.
Fuente: Elaboración propia.

Cuarto paso:
Se eligió el tipo de prueba para analizar los datos, el cual fue "Use training set" (usar conjunto de entrenamiento). Seguidamente iniciamos con el test de nuestro algoritmo elegido.

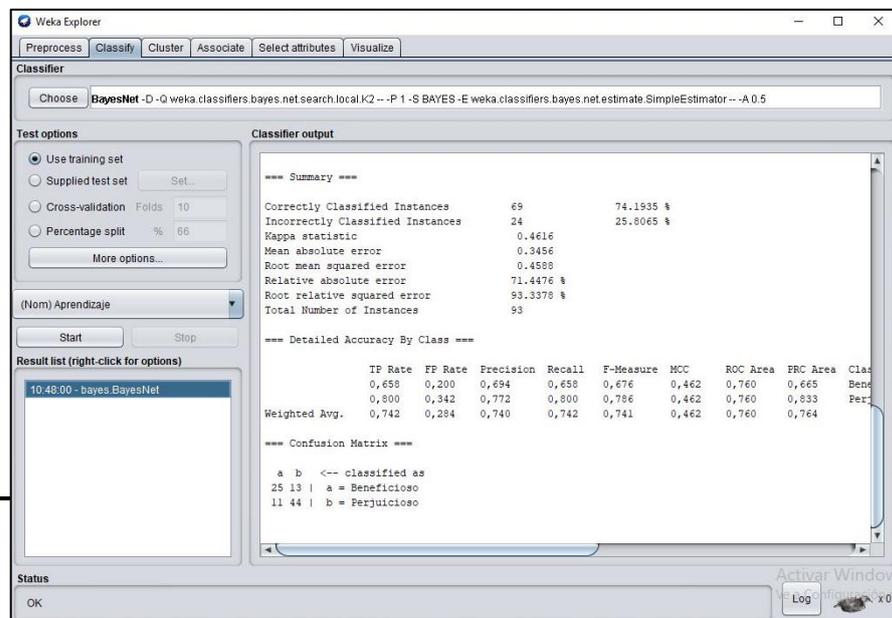


Imagen 53. Tipos de prueba - Use training set.
Fuente: Elaboración propia.

PROCESO DE ANALISIS DE LA BASE DE DATOS EN LA PLATAFORMA NETICA.

Seguidamente mostraremos los pasos que realizamos para cargar nuestra base de datos al software Netica y ver como se hizo el análisis de los datos obtenidos este software es netamente para el uso de redes bayesianas, y a través de ello estamos seguros de obtener la información requerida para nuestra investigación Nota. El uso de esta plataforma será de uso exclusivo para la demostración del comportamiento de las variables tanto dependiente e independiente, sabiendo de antemano que cumple con el fin de nuestra investigación:

Primer paso:

Abrir el programa en mención y generar el modelo de redes bayesianas para la investigación a realizar.

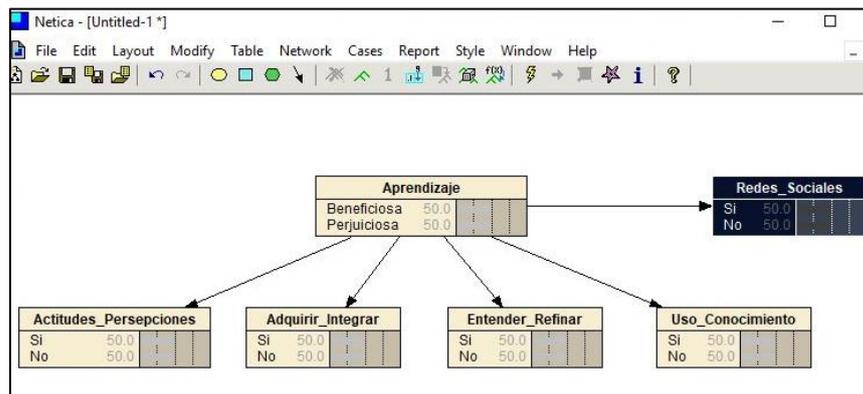


Imagen 57. Creación del modelo de redes bayesianas.
Fuente: Elaboración propia.

Segundo paso:

Generado correctamente el modelo de redes bayesianas cargamos nuestra base de datos, esta estará debidamente analizada y lista para que el software lo pueda leer sin problemas.

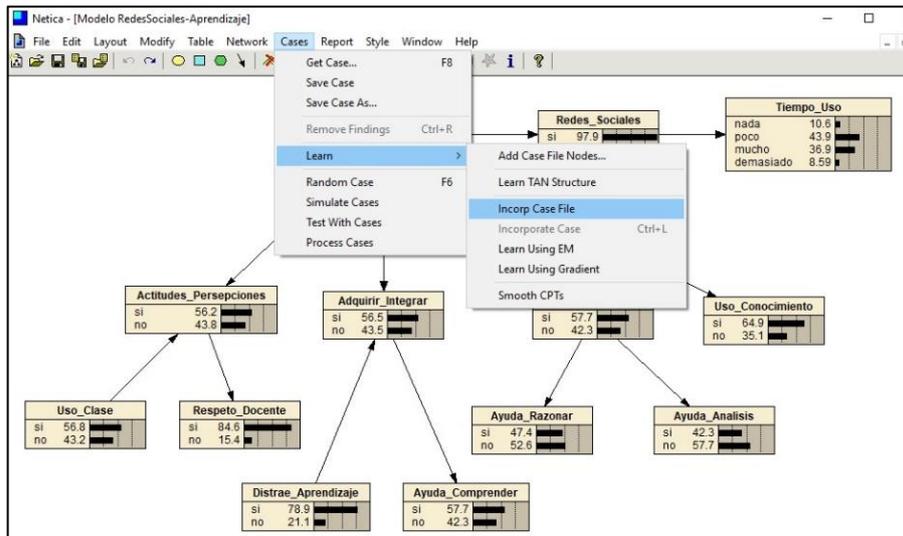


Imagen 61. Proceso de carga de BD.
Fuente: Elaboración propia.

Tercer paso:

Compilamos nuestro caso de estudio cargado en Netica para posteriormente ver los resultados obtenidos para nuestra investigación.

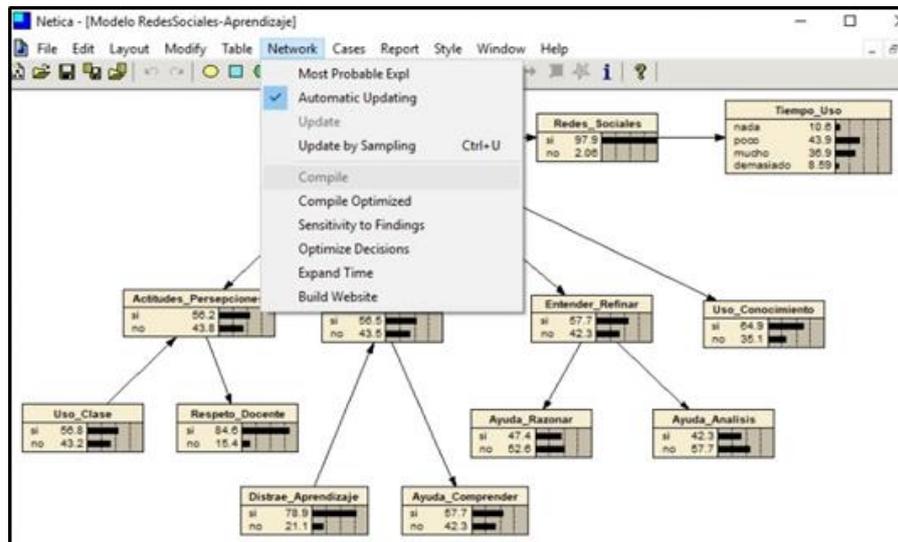


Imagen 65. Proceso de compilación de BD.
Fuente: Elaboración propia.

Cuarto paso:

Observamos los resultados obtenidos con Netica y redes bayesianas para luego analizarlas.

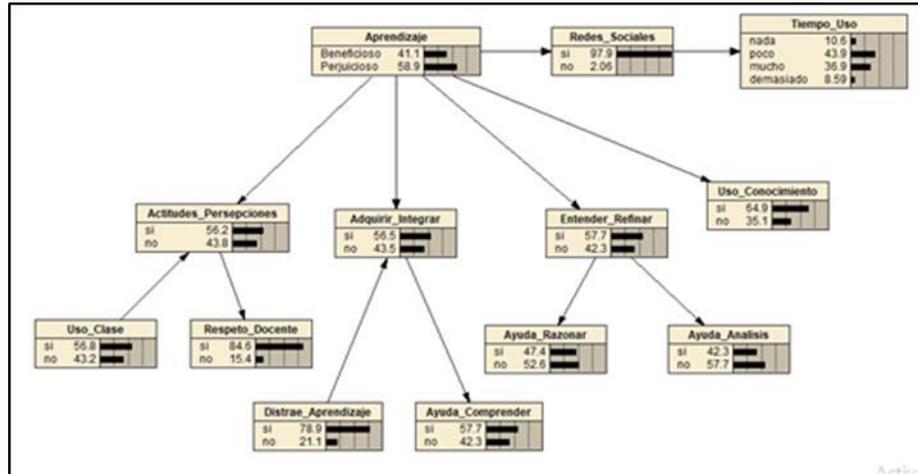


Imagen 69. Resultados obtenidos con software Netica.
Fuente: Elaboración propia.

4.1.5 Evaluación.

Como muestra la etapa anterior ya fueron testeados nuestros datos de la base de datos los algoritmos que fueron evaluados con el testeo de la base de datos son:

- Decisión Stump.
- Algoritmo J48.
- Algoritmo 1R.
- Algoritmo PART.
- Naive Bayesianas.
- Redes Bayesianas.
- Perceptrón Multicapa.
- Algoritmo IBK.

Para el testeo de estos se usó la prueba estadística del tipo Use training set, este tipo de prueba entrena la base de datos tal y como esta.

4.2 PRESENTACIÓN DE RESULTADOS.

A continuación, mostramos los resultados obtenidos del análisis de nuestra encuesta, datos que fueron analizados por los algoritmos elegidos para esta investigación.

4.2.1 DATOS ANALIZADOS CON LA PLATAFORMA WEKA.

Analizaremos los datos obtenidos en nuestra encuesta con los siguientes algoritmos: Decisión Stump, Algoritmo J48, Algoritmo 1R, Algoritmo PART, Naive Bayesianas, Redes Bayesianas, Perceptrón Multicapa y Algoritmo IBK, mostraremos los resultados obtenidos con cada uno de los algoritmos analizados:

4.2.1.1 DATOS ANALIZADOS CON EL ALGORITMO DECISIÓN STUMP.

Resultados del entrenamiento: Muestra del modelo de clasificación y la distribución de clase con el algoritmo elegido

```
=== Classifier model (full training set) ===

Decision Stump

Classifications

Ayuda_Analisis = Si : Beneficioso
Ayuda_Analisis != Si : Perjuicioso
Ayuda_Analisis is missing : Perjuicioso

Class distributions

Ayuda_Analisis = Si
Beneficioso      Perjuicioso
0.5897435897435898      0.41025641025641024
Ayuda_Analisis != Si
Beneficioso      Perjuicioso
0.2777777777777778      0.7222222222222222
Ayuda_Analisis is missing
Beneficioso      Perjuicioso
0.40860215053763443      0.5913978494623656
```

Imagen 73. Modelo de clasificación con algoritmo DECISIÓN STUMP – Parte 1.

Fuente: Elaboración propia.

```
Decision Stump

Classifications

Adquirir_Integrar = Si : Beneficioso
Adquirir_Integrar != Si : Perjuicioso
Adquirir_Integrar is missing : Perjuicioso

Class distributions

Adquirir_Integrar = Si
Beneficioso      Perjuicioso
0.5166593176049581      0.48334068239504185
Adquirir_Integrar != Si
Beneficioso      Perjuicioso
0.40048632158008063      0.5995136784199194
Adquirir_Integrar is missing
Beneficioso      Perjuicioso
0.47351042510982897      0.5264895748911711
```

Imagen 74. Modelo de clasificación con algoritmo DECISIÓN STUMP – Parte 2.

Fuente: Elaboración propia.

```

Decision Stump

Classifications

Actitudes_Persepciones = Si : Beneficioso
Actitudes_Persepciones != Si : Perjuicioso
Actitudes_Persepciones is missing : Perjuicioso

Class distributions

Actitudes_Persepciones = Si
Beneficioso      Perjuicioso
0.5586677513416909      0.44133224865830917
Actitudes_Persepciones != Si
Beneficioso      Perjuicioso
0.40693944865391213      0.5930605513460879
Actitudes_Persepciones is missing
Beneficioso      Perjuicioso
0.49999999999999998      0.50000000000000002

```

Imagen 78. Modelo de clasificación con algoritmo DECISION STUMP – Parte 3.
Fuente: Elaboración propia.

Resultados del entrenamiento: Muestra el Resumen obtenido con el algoritmo elegido.

```

=== Summary ===

Correctly Classified Instances      62      66.6667 %
Incorrectly Classified Instances    31      33.3333 %
Kappa statistic                    0.3131
Mean absolute error                 0.4359
Root mean squared error             0.4668
Relative absolute error             90.1276 %
Root relative squared error         94.9694 %
Total Number of Instances          93

=== Detailed Accuracy By Class ===

      TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
      0,605   0,291   0,590     0,605   0,597     0,313   0,657    0,518    Beneficioso
      0,709   0,395   0,722     0,709   0,716     0,313   0,657    0,684    Perjuicioso
Weighted Avg.   0,667   0,352   0,668     0,667   0,667     0,313   0,657    0,616

=== Confusion Matrix ===

 a  b  <-- classified as
23 15 | a = Beneficioso
16 39 | b = Perjuicioso

```

Imagen 82. Resumen de entrenamiento con algoritmo DECISION STUMP.
Fuente: Elaboración Propia.

4.2.1.2 DATOS ANALIZADOS CON EL ALGORITMO J48.

Resultados del entrenamiento: Muestra del modelo de clasificación, el número de hojas y la cantidad total del árbol con el algoritmo elegido.

```

=== Classifier model (full training set) ===

J48 pruned tree
-----

Ayuda_Analisis = Si
| Entender_Refinar = Si: Beneficioso (28.79/6.76)
| Entender_Refinar = No
| | Tiempo_Uso = Mucho: Perjuicioso (3.76/1.22)
| | Tiempo_Uso = Poco
| | | Uso_Clase = No: Perjuicioso (2.54)
| | | Uso_Clase = Si: Beneficioso (3.29/0.85)
| | Tiempo_Uso = Demasiado: Perjuicioso (0.85)
| | Tiempo_Uso = Nada: Beneficioso (2.45)
Ayuda_Analisis = No
| Adquirir_Integrar = Si
| | Ayuda_Razonar = Si: Beneficioso (8.65/2.54)
| | Ayuda_Razonar = No
| | | Uso_Clase = No: Perjuicioso (9.68/1.22)
| | | Uso_Clase = Si
| | | | Actitudes_Persepciones = Si: Beneficioso (5.74/0.85)
| | | | Actitudes_Persepciones = No: Perjuicioso (3.76/1.22)
| Adquirir_Integrar = No: Perjuicioso (23.49/4.89)

Number of Leaves :    11

Size of the tree :    19
    
```

Imagen 86. Modelo de clasificación con algoritmo J48.

Fuente: Elaboración propia.

Resultados del entrenamiento: Muestra el Resumen obtenido con el algoritmo elegido.

```

=== Summary ===

Correctly Classified Instances      74          79.5699 %
Incorrectly Classified Instances    19          20.4301 %
Kappa statistic                    0.5685
Mean absolute error                 0.2992
Root mean squared error             0.3868
Relative absolute error              61.872 %
Root relative squared error         78.6867 %
Total Number of Instances          93

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,684   0,127   0,788     0,684   0,732     0,572   0,842    0,791    Beneficioso
          0,873   0,316   0,800     0,873   0,835     0,572   0,842    0,843    Perjuicioso
Weighted Avg.   0,796   0,239   0,795     0,796   0,793     0,572   0,842    0,821

=== Confusion Matrix ===

 a  b  <-- classified as
26 12 | a = Beneficioso
 7 48 | b = Perjuicioso
    
```

Imagen 87. Resumen de entrenamiento con algoritmo J48.

Fuente: Elaboración Propia.

Resultados del entrenamiento: Muestra del árbol obtenido con el análisis del algoritmo J48.

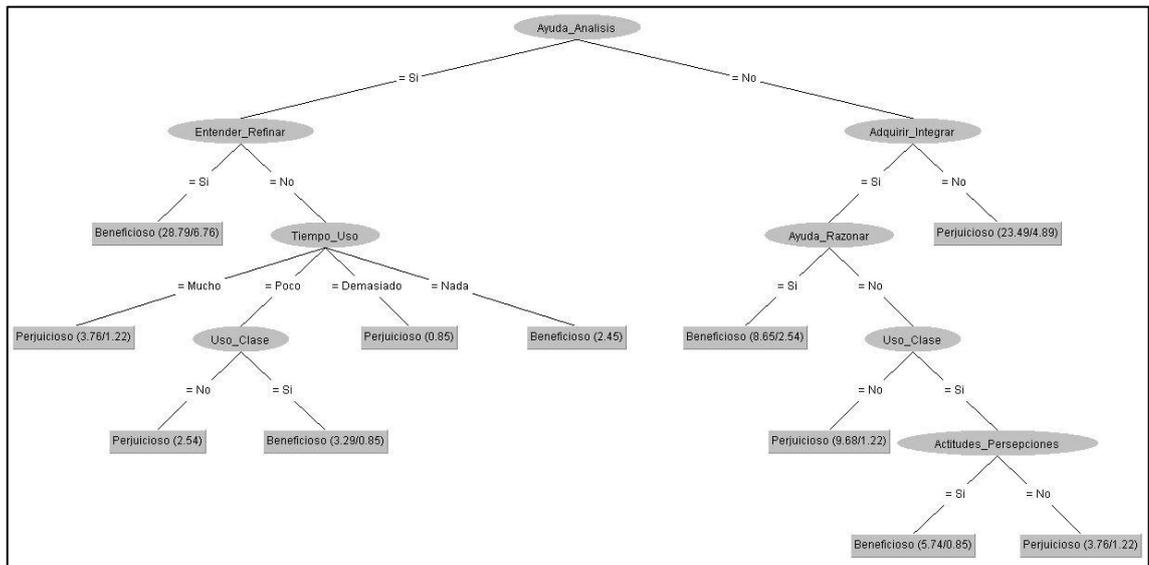


Imagen 91. Árbol de decisión del algoritmo J48.

Fuente: Elaboración Propia.

4.2.1.3 DATOS ANALIZADOS CON EL ALGORITMO 1R.

Resultados del entrenamiento: Muestra del modelo de clasificación con el algoritmo elegido.

```

=== Classifier model (full training set) ===

Ayuda_Analisis:
  Si    -> Beneficioso
  No    -> Perjuicioso
(62/93 instances correct)

Time taken to build model: 0 seconds

=== Evaluation on training set ===
    
```

Imagen 95. Modelo de clasificación con algoritmo 1R.

Fuente: Elaboración propia.

Resultados del entrenamiento: Muestra el Resumen obtenido con el algoritmo elegido.

```

=== Summary ===

Correctly Classified Instances      62           66.6667 %
Incorrectly Classified Instances    31           33.3333 %
Kappa statistic                    0.3131
Mean absolute error                 0.3333
Root mean squared error             0.5774
Relative absolute error             68.9211 %
Root relative squared error        117.4461 %
Total Number of Instances          93

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
          0,605   0,291   0,590     0,605   0,597     0,313   0,657    0,518    Beneficioso
          0,709   0,395   0,722     0,709   0,716     0,313   0,657    0,684    Perjuicioso
Weighted Avg.   0,667   0,352   0,668     0,667   0,667     0,313   0,657    0,616

=== Confusion Matrix ===

 a  b  <-- classified as
23 15 | a = Beneficioso
16 39 | b = Perjuicioso
    
```

Imagen 99. Resumen de entrenamiento con algoritmo 1R.
Fuente: Elaboración Propia.

4.2.1.4 DATOS ANALIZADOS CON EL ALGORITMO PART.

Resultados del entrenamiento: Muestra del modelo de clasificación con el algoritmo elegido.

```
=== Classifier model (full training set) ===  
  
PART decision list  
-----  
  
Ayuda_Analisis = No AND  
Respeto_Docente = Si AND  
Adquirir_Integrar = No: Perjuicioso (23.0/4.0)  
  
Ayuda_Analisis = No AND  
Respeto_Docente = Si AND  
Ayuda_Razonar = No AND  
Uso_Clase = No: Perjuicioso (10.0/1.0)  
  
Entender_Refinar = Si AND  
Tiempo_Uso = Poco: Beneficioso (15.0/3.0)  
  
Distrae_Aprendizaje = No AND  
Uso_Clase = Si: Beneficioso (10.0/2.0)  
  
Respeto_Docente = No: Perjuicioso (8.0/1.0)  
  
Ayuda_Analisis = Si AND  
Tiempo_Uso = Mucho AND  
Uso_Clase = Si: Perjuicioso (7.0/1.0)  
  
Tiempo_Uso = Mucho: Beneficioso (7.0/1.0)  
  
Tiempo_Uso = Poco: Perjuicioso (4.0/1.0)  
  
Ayuda_Comprender = Si: Perjuicioso (7.0/2.0)  
  
: Beneficioso (2.0)  
  
Number of Rules :      10
```

Imagen 103. Modelo de clasificación con algoritmo PART.
Fuente: Elaboración propia.

Resultados del entrenamiento: Muestra el Resumen obtenido con el algoritmo elegido.

```

=== Summary ===
Correctly Classified Instances      77          82.7957 %
Incorrectly Classified Instances    16          17.2043 %
Kappa statistic                    0.6381
Mean absolute error                 0.279
Root mean squared error             0.3735
Relative absolute error             57.6812 %
Root relative squared error         75.9752 %
Total Number of Instances          93

=== Detailed Accuracy By Class ===
                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall   F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,737   0,109   0,824     0,737   0,778     0,641   0,844    0,772   Beneficioso
                0,891   0,263   0,831     0,891   0,860     0,641   0,844    0,843   Perjuicioso
Weighted Avg.   0,828   0,200   0,828     0,828   0,826     0,641   0,844    0,814

=== Confusion Matrix ===
 a b  <-- classified as
28 10 | a = Beneficioso
 6 49 | b = Perjuicioso

```

Imagen 107. Resumen de entrenamiento con algoritmo PART.
Fuente: Elaboración Propia.

4.2.1.5 DATOS ANALIZADOS CON EL ALGORITMO NAIVE BAYESIANA.

Resultados del entrenamiento: Muestra del modelo de clasificación con el algoritmo elegido.

```

=== Classifier model (full training set) ===

Naive Bayes Classifier

Attribute                Class
                          Beneficioso Perjuicioso
                          (0.41)      (0.59)
=====
Redes_Sociales
 Si                       39.0      56.0
 [total]                  39.0      56.0

Tiempo_Uso
 Mucho                    16.0      21.0
 Poco                     17.0      27.0
 Demasiado                 3.0       6.0
 Nada                      6.0       5.0
 [total]                  42.0      59.0

Uso_Clase
 No                       15.0      27.0
 Si                       25.0      30.0
 [total]                  40.0      57.0

Respeto_Docente
 Si                       34.0      48.0
 No                         6.0       9.0
 [total]                  40.0      57.0

Distrae_Aprendizaje
 Si                       28.0      48.0
 No                        12.0      9.0
 [total]                  40.0      57.0

```

Imagen 111. Modelo de clasificación con algoritmo NAIVE BAYESIANA - Parte 1.
Fuente: Elaboración Propia.

Si	29.0	27.0
No	11.0	30.0
[total]	40.0	57.0
Ayuda_Razonar		
Si	24.0	22.0
No	16.0	35.0
[total]	40.0	57.0
Ayuda_Analisis		
Si	24.0	17.0
No	16.0	40.0
[total]	40.0	57.0
Actitudes_Persepciones		
Si	28.0	28.0
No	12.0	29.0
[total]	40.0	57.0
Adquirir_Integrar		
Si	28.0	27.0
No	12.0	30.0
[total]	40.0	57.0
Entender_Refinar		
Si	29.0	27.0
No	11.0	30.0
[total]	40.0	57.0

Imagen 112. Modelo de clasificación con algoritmo NAIVE BAYESIANA - Parte 2.
Fuente: Elaboración Propia.

Resultados del entrenamiento: Muestra el Resumen obtenido con el algoritmo elegido.

```

=== Summary ===
Correctly Classified Instances      69           74.1935 %
Incorrectly Classified Instances    24           25.8065 %
Kappa statistic                    0.4616
Mean absolute error                 0.3477
Root mean squared error             0.458
Relative absolute error             71.8841 %
Root relative squared error         93.1712 %
Total Number of Instances          93

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,658	0,200	0,694	0,658	0,676	0,462	0,759	0,663	Beneficioso
	0,800	0,342	0,772	0,800	0,786	0,462	0,759	0,832	Perjuicioso
Weighted Avg.	0,742	0,284	0,740	0,742	0,741	0,462	0,759	0,763	

```

=== Confusion Matrix ===
 a b <-- classified as
25 13 | a = Beneficioso
11 44 | b = Perjuicioso

```

Imagen 116. Resumen de entrenamiento con algoritmo NAIVE BAYESIANA.

4.2.1.6 DATOS ANALIZADOS CON EL ALGORITMO REDES BAYESIANAS.

Resultados del entrenamiento: Muestra del modelo de clasificación con el algoritmo elegido.

```
=== Classifier model (full training set) ===

Bayes Network Classifier
not using ADTree
#attributes=12 #classindex=11
Network structure (nodes followed by parents)
Redes_Sociales(1): Aprendizaje
Tiempo_Uso(4): Aprendizaje
Uso_Clase(2): Aprendizaje
Respeto_Docente(2): Aprendizaje
Distrae_Aprendizaje(2): Aprendizaje
Ayuda_Comprender(2): Aprendizaje
Ayuda_Razonar(2): Aprendizaje
Ayuda_Analisis(2): Aprendizaje
Actitudes_Persepciones(2): Aprendizaje
Adquirir_Integrar(2): Aprendizaje
Entender_Refinar(2): Aprendizaje
Aprendizaje(2):
LogScore Bayes: -729.4306331331429
LogScore BDeu: -755.3234345355233
LogScore MDL: -756.0521723861225
LogScore ENTROPY: -699.3946787217066
LogScore AIC: -724.3946787217066
```

Imagen 117. Modelo de clasificación con algoritmo REDES BAYESIANAS.

Fuente: Elaboración Propia.

Resultados del entrenamiento: Muestra el Resumen obtenido con el algoritmo elegido.

```
=== Summary ===
Correctly Classified Instances      69      74.1935 %
Incorrectly Classified Instances    24      25.8065 %
Kappa statistic                     0.4616
Mean absolute error                  0.3456
Root mean squared error              0.4588
Relative absolute error              71.4476 %
Root relative squared error          93.3378 %
Total Number of Instances          93

=== Detailed Accuracy By Class ===
                TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
                0,658   0,200   0,694      0,658   0,676      0,462    0,760     0,665    Beneficioso
                0,800   0,342   0,772      0,800   0,786      0,462    0,760     0,833    Perjuicioso
Weighted Avg.   0,742   0,284   0,740      0,742   0,741      0,462    0,760     0,764

=== Confusion Matrix ===
 a  b  <-- classified as
25 13 | a = Beneficioso
11 44 | b = Perjuicioso
```

Imagen 121. Resumen de entrenamiento con algoritmo REDES BAYESIANAS.

Fuente: Elaboración Propia.

4.2.1.7 DATOS ANALIZADOS CON EL ALGORITMO PERCEPTRON MULTICAPA.

Resultados del entrenamiento: Muestra el resumen obtenido con el algoritmo elegido.

```

=== Summary ===

Correctly Classified Instances      88          94.6237 %
Incorrectly Classified Instances    5           5.3763 %
Kappa statistic                    0.8864
Mean absolute error                 0.0811
Root mean squared error             0.1761
Relative absolute error             16.7648 %
Root relative squared error         35.8244 %
Total Number of Instances          93

=== Detailed Accuracy By Class ===

              TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
1,000      0,000    1,000    0,868    0,930    0,892    0,994    0,990    Beneficioso
1,000      0,132    0,917    1,000    0,957    0,892    0,994    0,995    Perjuicioso
Weighted Avg.  0,946    0,078    0,951    0,946    0,946    0,892    0,994    0,993

=== Confusion Matrix ===

 a  b  <-- classified as
33  5  |  a = Beneficioso
 0 55 |  b = Perjuicioso

```

Imagen 125. Resumen de entrenamiento con algoritmo PERCEPTRÓN MULTICAPA.

Fuente: Elaboración Propia.

4.2.1.8 DATOS ANALIZADOS CON EL ALGORITMO IBK.

Resultados del entrenamiento: Muestra el resumen obtenido con

```

=== Summary ===

Correctly Classified Instances      88          94.6237 %
Incorrectly Classified Instances    5           5.3763 %
Kappa statistic                    0.891
Mean absolute error                 0.062
Root mean squared error             0.1642
Relative absolute error             12.8272 %
Root relative squared error         33.4033 %
Total Number of Instances          93

=== Detailed Accuracy By Class ===

              TP Rate  FP Rate  Precision  Recall  F-Measure  MCC      ROC Area  PRC Area  Class
1,000      0,091    0,884    1,000    0,938    0,896    0,994    0,985    Beneficioso
0,909      0,000    1,000    0,909    0,952    0,896    0,994    0,992    Perjuicioso
Weighted Avg.  0,946    0,037    0,952    0,946    0,947    0,896    0,994    0,989

=== Confusion Matrix ===

 a  b  <-- classified as
38  0  |  a = Beneficioso
 5 50 |  b = Perjuicioso

```

el algoritmo elegido.

Imagen 129. Resumen de entrenamiento con algoritmo IBK.
Fuente: Elaboración Propia.

4.2.2 RESULTADOS DEL EXPERIMENTO CON LA PLATAFORMA WEKA.

A continuación, se presenta los resultados obtenidos de los algoritmos Decisión Stump, J48, 1R, PART, Naive Bayes, Bayes Net, Perceptrón Multicapa e IBK con una muestra de 93 alumnos encuestados de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

Tabla 11. Comparación de resultados entre los algoritmos elegidos.

Clasificador	Instancias clasificadas correctamente	Instancias clasificadas incorrectamente	Estadística kappa	Error absoluto medio	Error cuadrático medio	Precisión	Matriz de confusión
Decisión Stump	62	31	0.3131	0.4359	0.4668	0.668	23 15 16 39
J48	74	19	0.5685	0.2992	0.3868	0.795	26 12 7 48
1R	62	31	0.3131	0.3333	0.5774	0.668	23 15 16 39
PART	77	16	0.6381	0.279	0.3735	0.828	28 10 6 49

Naive Bayes	69	24	0.4616	0.3417	0.458	0.740	25 11	13 44
Redes Bayes	69	24	0.4616	0.3456	0.4588	0.740	25 11	13 44
Perceptrón multicapa	88	5	0.8864	0.0811	0.1731	0.951	33 0	5 55
IBK	88	5	0.891	0.062	0.1642	0.952	38 5	0 50

Fuente: Elaboración propia.

Seguidamente, se muestra la gráfica estadística de los Errores Medios Absolutos de todos los algoritmos analizados:

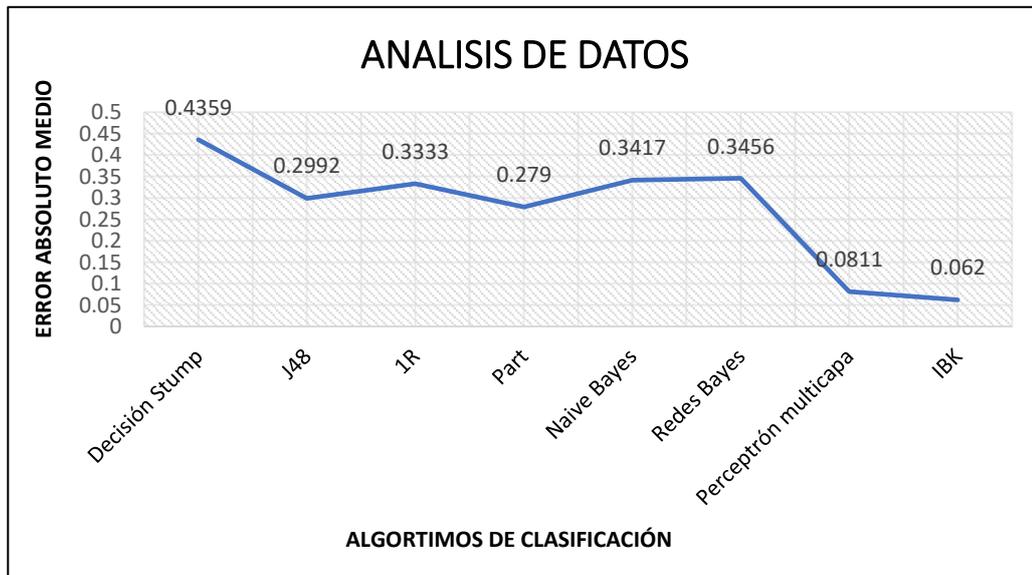


Imagen 130. Fuente: Resumen estadístico de los errores absolutos medios.
Fuente: Elaboración propia.

4.3 ANALISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS.

El análisis se realizó con una muestra de 93 encuestas realizados a los alumnos de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas. Los algoritmos que participaron en el experimento fueron:

Decisión Stump, J48, 1R, PART, Naive Bayes, Bayes Net, Perceptrón Multicapa e IBK.

Se realizó una prueba estadística del tipo “use training set” que nos ofrece weka, este tipo de prueba usa toda la muestra original en conjunto para realizar el entrenamiento.

En el experimento se comparó los Errores Medios Absolutos con un nivel alfa (significancia) del 0.05.

El algoritmo IBK es el que tiene el menor Error Absoluto Medio, siendo este 0.062, seguido del algoritmo Perceptrón Multicapa con un Error Absoluto Medio de 0.0811; mientras que en el resto de los algoritmos el Error Absoluto Medio es mayor a 0.2 como se puede observar en la Imagen 40. Por lo tanto, el resultado de clasificación generado por el algoritmo IBK y por el algoritmo Perceptrón Multicapa son los más eficaces para la obtener la relación más eficiente entre el uso de las redes y el aprendizaje.

4.4 COMPROBACIÓN DE HIPÓTESIS.

4.4.1 Comprobación de hipótesis específicas.

4.4.1.1 Hipótesis específica 1.

H₁: Existe influencia significativa del uso de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Actitudes y Percepciones en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

El árbol de decisión que genera el algoritmo J48 (imagen 25), muestra 2 casos que resuelve esta hipótesis y la interpretación es la siguiente:

Si las redes sociales:

“No” ayuda con el análisis.

“Si” ayuda a tener una correcta asimilación.

“Si” ayuda a razonar.

“Si” hacemos uso de estas.

“Si” hacemos un uso correcto, entonces:

Las redes sociales son BENEFICIOSAS.

Si las redes sociales:

“Si” ayuda con el análisis.

“Si” tienes un correcto análisis.
Tiempo de uso “Poco”.
“Si” hacemos uso de estas, entonces:
Las redes sociales son BENEFICIOSAS.

Una de las reglas del modelo de clasificación del algoritmo PART muestra que:

Si las redes sociales:
“No” distrae el aprendizaje.
“Si” hacemos uso de estas, entonces:
Las redes sociales son BENEFICIOSAS.

Asimismo, observamos el modelo de clasificación de el algoritmo Decisión Stump (imagen 21) donde arroja un resultado que podemos interpretar:

“Si” haces un correcto uso de las redes sociales en clase durante el proceso de aprendizaje entonces este es “BENEFICIOSO”, Caso contrario entonces el uso de las redes sociales es “PERJUDICIAL” para el proceso de aprendizaje.

Del modelo de clasificación del algoritmo “Decisión Stump” se puede interpretar lo siguiente:

“Si” haces un correcto uso de las redes sociales en clase durante el proceso de aprendizaje entonces estas son:
BENEFICIOSO en 51.67%.
PERJUICIOSO en 48.33%.

Si, “NO” haces un correcto uso de las redes sociales en clase durante el proceso de aprendizaje entonces es:
BENEFICIOSO en 40.05%.
PERJUICIOSO en 59.95%.

Entonces, la hipótesis H_1 es verdadera.

4.4.1.2 Hipótesis específica 2.

H_2 : Existe influencia significativa el uso de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Adquirir e Integrar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

El modelo de clasificación del algoritmo Decisión Stump muestra en la Imagen 20 un resultado donde podemos interpretar que:

Si las redes sociales ayudan a Adquirir e Integrar el Conocimiento durante el proceso de aprendizaje entonces este es “BENEFICIOSO” si este no fuese así entonces el uso de las redes sociales es “PERJUDICIAL”.

El modelo de clasificación del algoritmo Decisión Stump muestra el siguiente resultado:

Las redes sociales “Si” ayudan a Adquirir e Integrar el Conocimiento durante el proceso de aprendizaje entonces es:

BENEFICIOSO en 51.67%.

PERJUICIOSO en 48.33%.

Las redes sociales “No” ayudan a Adquirir e Integrar el Conocimiento durante el proceso de aprendizaje entonces es:

BENEFICIOSO en 40.05%.

PERJUICIOSO en 59.95%.

Entonces, la hipótesis H_2 es verdadera.

4.4.1.3 Hipótesis específica 3.

H_3 : Existe influencia significativa el uso de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Extender y Refinar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

El modelo de clasificación del algoritmo “1R” muestra en la Imagen 26 un resultado donde podemos interpretar que:

Si las redes sociales ayudan a Extender y Refinar el Conocimiento durante el proceso de aprendizaje entonces este es “BENEFICIOSO” si este no fuese así entonces el uso de las redes sociales es “PERJUDICIAL”.

El modelo de clasificación del algoritmo “Decisión Stump” corrobora este resultado, en la imagen 19 se puede interpretar lo siguiente:

Las redes sociales “Si” ayudan a Extender y Refinar el Conocimiento durante el proceso de aprendizaje entonces es:

BENEFICIOSO en 58.97%.

PERJUICIOSO en 41.03%.

Las redes sociales “No” ayudan a Extender y Refinar el Conocimiento durante el proceso de aprendizaje entonces es:

BENEFICIOSO en 27.78%.

PERJUICIOSO en 72.22%.

Entonces, la hipótesis H_3 es verdadera.

4.4.2 Comprobación de hipótesis general.

H_0 : El uso de las Redes Sociales influirá de manera significativa durante el proceso de aprendizaje en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

Estos son los resultados obtenidos de nuestro estudio de investigación donde podemos observar en la Tabla 6 lo siguiente de manera resumida:

Tabla 12. Análisis de resultados y matriz de confusión.

CLASIFICADOR	INSTANCIAS CLASIFICADOS CORRECTAMENTE	ERROR CUADRÁTICO MEDIO	MATRIZ DE CONFUSIÓN	RESULTADOS
DECISIÓN STUMP	62	0.4668	23 15 16 39	PERJUICIOSO
J48	74	0.3868	26 12 7 48	PERJUICIOSO
1R	62	0.5774	23 15 16 39	PERJUICIOSO
PART	77	0.3735	28 10 6 49	PERJUICIOSO
NAIVE BAYES	69	0.458	25 13 11 44	PERJUICIOSO
REDES BAYES	69	0.4588	25 13 11 44	PERJUICIOSO
PERCEPTRÓN MULTICAPA	88	0.1731	33 5 0 55	PERJUICIOSO
IBK	88	0.1642	38 0 5 50	PERJUICIOSO

Fuente: Elaboración propia.

Haciendo un análisis de la matriz de confusión de cada algoritmo podemos observar que todos tienen el mismo resultado, que las redes sociales son PERJUICIOSAS, resaltando la precisión de los

algoritmos Perceptrón Multicapa y IBK por encima de 95%, por ende, influye de manera significativa durante el proceso de aprendizaje.

Por lo tanto, la hipótesis H_0 es verdadera.

5 CAPÍTULO V

CONCLUSIONES

En el presente estudio se llegó a las siguientes conclusiones:

- Los resultados de nuestra investigación han demostrado que el uso de las redes sociales tiene un impacto significativamente negativo con respecto al proceso de aprendizaje de los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.
- El mal uso de las redes sociales en Aprendizaje en Actitudes y Percepciones de los estudiantes de los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas, demuestra que utilizarlas durante el proceso de aprendizaje en horas académicas produce una distracción causando por ende un bajo rendimiento académico.
- Por el contrario, el uso de las redes sociales en Adquirir e Integrar el Conocimiento y en Extender y Refinar el Conocimiento, se demuestra el uso de las redes sociales es efectiva para facilitar nuevas formas de aprendizaje, esta posibilita mecanismos de información más veloces y simultáneos que superan los obstáculos de tiempo-espacio y permite utilizar mejores recursos tales como: base de datos, bibliotecas digitales, multimedia, revistas electrónicas, tutoriales, entre otros.
- El uso del Internet y las redes sociales mejoran significativamente el proceso de aprendizaje en ellas se encuentra una fuente rica en información y de importancia para los estudiantes de la Escuela

Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

- Resaltar la eficiencia de los algoritmos Perceptrón Multicapa e IBK en función de su precisión se comprobó que ambos algoritmos obtienen excelentes resultados.

RECOMENDACIONES

Con el fin de optimizar los resultados obtenidos en la presente investigación y sobre todo con el objetivo de concientizar el uso adecuado de las redes sociales durante el proceso de aprendizaje. Se sugieren las siguientes recomendaciones:

- Incrementar el estudio de las dimensiones del aprendizaje tales como “Uso significativo del conocimiento” y “Hábitos mentales” para aumentar el nivel de confianza y realizar una predicción de mayor categórica y obtener resultados más afinados.
- Incrementar la cantidad de alumnos encuestados para afinar el “Error absoluto medio” y los resultados serán más efectivos.
- Realizar la aplicación de algoritmos no supervisados “Clustering” y “Asociación” y así poder comparar los resultados y comprobar su eficiencia.
- Incrementar preguntas en la encuesta e incorporar criterios de tal forma que se pueda incrementar el grado de veracidad en la obtención de información.
- Usar el software Weka para el uso de minería de datos WEKA.
- Usar el software NETICA para el uso de redes bayesianas.

BIBLIOGRAFÍA

- Advanced Tech Computing Group UTPL. (14 de Abril de 2008). *Clasificación supervisada y no supervisada*. Obtenido de Advanced Tech Computing Group UTPL:
<https://advancedtech.wordpress.com/2008/04/14/clasificacion-supervisada-y-no-supervisada/>
- Arnao Marciani, J., & Surpachín Miranda, M. (2016). *Uso y abuso de las redes sociales digitales en adolescentes y jóvenes*. Obtenido de Cedro:
<http://repositorio.cedro.org.pe/>
- Bolaños Córdova, M. F. (Febrero de 2015). *Estudio del impacto de las redes sociales en el comportamiento de los adolescentes de 12 a 14 años en una Unidad educativa en la ciudad de Guayaquil*. Obtenido de Repositorio Institucional Universidad Politécnica Salesiana Ecuador:
<http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/10296>
- Cardona Taborda, C. H., Gelvez Garcia, N., & Palacios Rozo, J. J. (2016). Analisis de Datos Mediante el Algoritmo de Clasificación J48, Sobre un Cluster en la Nube de AWS. *Redes de Ingeniería*, 5-6.
- Carrasco Díaz , S. (2006). *Metodología de la Investigación Científica*. Lima: Editorial San Marcos.
- Córdoba Fallas, L. (16 de Junio de 2011). *Weka*. Obtenido de Minería de Datos: <http://cor-mineriadedatos.blogspot.com/2011/06/weka.html>
- Córdoba Fallas, L. (16 de Junio de 2011). *WEKA*. Obtenido de Minería de Datos: <http://cor-mineriadedatos.blogspot.com/2011/06/weka.html>

- Córdova Baldeón, I. (2012). *El Proyecto de Investigación Cuantitativa*. Lima: Editorial San Marcos.
- De La Rosa Troyano, F. (2012). *Sistemas de Inteligencia Web: Analisis de Redes Sociales*. Obtenido de Repositorio Universidad de Sevilla: <http://www.lsi.us.es/~ffrosat/publicaciones/Tesis.2011.v75.vf.pdf>
- Espinoza Guamán, E. E., Cruz Yaguachi, L. N., & Espinoza Freire, E. E. (Diciembre de 2018). *LAS REDES SOCIALES Y RENDIMIENTO ACADÉMICO*. Obtenido de SOCIAL NETWORKS AND ACADEMIC PERFORMANCE: https://www.researchgate.net/publication/329196903_LAS_REDES_SOCIALES_Y_RENDIMIENTO_ACADEMICO
- Flores Arriola, A. L. (2015). *El impacto de las redes sociales como herramienta didáctica en el aprendizaje de los estudiantes de la carrera de Computación e Informática del Instituto Superior de Educación Público Chincha*. Obtenido de Repositorio de Tesis Digitales - UNMSM: <http://cybertesis.unmsm.edu.pe/handle/cybertesis/7239?show=full>
- Fowks, C. (12 de Enero de 2018). *Internet En El Perú*. Obtenido de Datum Internacional: http://www.datum.com.pe/new_web_files/files/pdf/Internet.pdf
- Gobierno Vasco. (2016). *Internet y Nuevas Tecnologías ¿HABLAMOS EN FAMILIA?* España: Servicio Central de Publicaciones del Gobierno Vasco.
- Gonzales Otoy, A. M. (2016). *Influencia del Uso de las Redes Sociales en el Manejo del Lenguaje de Estudiantes De Ciencias de la Comunicación*. Obtenido de Repositorio Institucional de la Universidad Católica Trujillo: <http://repositorio.uct.edu.pe/handle/123456789/225>
- Hernández G., C. L., & Dueñas R., M. X. (2009). Hacia una metodología de gestión del conocimiento basada en minería de datos. *I Congreso Internacional de Computación y Telecomunicaciones*, 83-84.
- Hernandez Guarín, G. D., & Castro Pacheco, A. A. (2014). *Influencia de las redes sociales de internet en el rendimiento académico del área de informática en los estudiantes de los grados 8° y 9° del instituto promoción social del norte de Bucaramanga*. Obtenido de Repositorio Institucional Universidad del Tolima: <http://repository.ut.edu.co/handle/001/1145>
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. (2014). *Metodología de Investigación*. Mexico: INTERAMERICANA EDITORES, S.A.

- Huacho Aranda, C. (2017). *Influencia de las Redes Sociales en la Productividad Laboral de los Trabajadores del Ministerio Público del Callao*. Obtenido de Repositorio de la Universidad César Vallejo: <http://repositorio.ucv.edu.pe/handle/UCV/9961>
- Marzano, R. J., Pickering, D. J., Arredondo, D. E., Blackburn, G. J., Brandt, R. S., Moffett, C. A., . . . Whisler, J. S. (2005). *Dimensiones del Aprendizaje - Manual para el Maestro*. Tlaquepaque, Jalisco, México: Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Occidente (ITESO).
- Minería de datos*. (s.f.). Obtenido de tecnologías Informacion: <https://www.tecnologias-informacion.com/mineria-de-datos.html>
- Molina López, J. M., & García Herrero, J. (2006). *Técnicas de Analisis de Datos*. Madrid.
- Morales Pizarro, A. (Julio de 2016). *DISEÑO DE UN ESTIMADOR DE ANGULO DE BALANCEO DE UN VEHÍCULO INDUSTRIAL MEDIANTE REDES NEURONALES*. Obtenido de Universidad Carlos III Madrid : <http://hdl.handle.net/10016/24416>
- Negrón Baez, P. (Diciembre de 2014). *REDES NEURONALES SIGMOIDAL CON ALGORITMO LM PARA PRONOSTICO DE TENDENCIA DEL PRECIO DE LAS ACCIONES DEL ISPA*. Obtenido de Pontificia Universidad Católica de Valparaíso: http://opac.pucv.cl/pucv_txt/txt-5500/UCE5728_01.pdf
- NORSYS Software Corp. (s.f.). *Netica Application*. Obtenido de <https://www.norsys.com/netica.html>
- Pérez Porto, J., & Gardey, A. (2012). *definicion.de*. Obtenido de Definición de Aprendizaje: <https://definicion.de/aprendizaje/>
- Raffino, M. E. (19 de Noviembre de 2019). *Aprendizaje*. Obtenido de Concepto.de.: <https://concepto.de/aprendizaje-2/>
- Rafino, M. E. (9 de Octubre de 2019). *Redes Sociales*. Obtenido de Concepto.de.: <https://concepto.de/redes-sociales/>.
- Regader, B. (s.f.). *La Teoría del Aprendizaje de Jean Piaget*. Obtenido de Psicología y Mente: <https://psicologiymente.com/desarrollo/teoria-del-aprendizaje-piaget>
- Robles Aranda, Y., & Sotolongo, A. R. (2013). Integración de los algoritmos de minería de datos 1R, PRISM e ID3 a PostgreSQL. *JISTEM - Journal of Information Systems and Technology Management*.
- Rodriguez Kluba, F. T. (Agosto de 2014). *Data Mining en el cálculo de Influencia de Redes Sociales*. Obtenido de Facultad de Ingeniería

Universidad de Buenos Aires:
http://materias.fi.uba.ar/7500/Rodriguez_Federico.pdf

Roman, V. (25 de Abril de 2019). *Algoritmos Naive Bayes: Fundamentos e Implementación*. Obtenido de Ciencia & Datos:
<https://medium.com/datos-y-ciencia/algoritmos-naive-bayes-fudamentos-e-implementaci%C3%B3n-4bcb24b307f>

RPP Noticias. (15 de Julio de 2017). Obtenido de
<https://rpp.pe/tecnologia/redes-sociales/las-redes-sociales-tambien-pueden-ser-un-grave-peligro-para-los-jovenes-noticia-1064462>

Schunk, D. H. (2012). *Teorías del aprendizaje*. México: PEARSON EDUCACIÓN.

SINNEXUS. (s.f.). *Datamining - Minería de datos*. Obtenido de Business Intelligence Informática Estratégica.:
https://www.sinnexus.com/business_intelligence/datamining.aspx

Sucar, L. E. (s.f.). *Redes Bayesianas*. Obtenido de INAOE:
<https://ccc.inaoep.mx/~esucar/Clases-mgp/caprb.pdf>

Triola, M. F. (2018). *Estadística*. Mexico: Pearson Educación de México, S.A.

Valores separados por comas. (16 de Octubre de 2019). Obtenido de Wikipedia: https://es.wikipedia.org/wiki/Valores_separados_por_comas

Vives, E. (10 de Noviembre de 2011). *Data Mining vs. Business Intelligence*. Obtenido de Business Consumer Location Insight:
<https://www.datacentric.es/blog/data-quality/informacion-para-conocer-a-clientes-y-potenciales-quinta-parte/>

ANEXO

ANEXO 1: GLOSARIO DE TÉRMINOS DE LA INVESTIGACIÓN

TERMINO

DEFINICIÓN

APRENDIZAJE.

Proceso de adquisición de conocimientos, habilidades, valores y actitudes, posibilitado mediante el estudio, la enseñanza o la experiencia. Dicho proceso puede ser entendido a partir de diversas posturas, lo que implica que existen diferentes teorías vinculadas al hecho de aprender. La psicología conductista, por ejemplo, describe el aprendizaje de acuerdo a los cambios que pueden observarse en la conducta de un sujeto. (Pérez Porto & Gardey, 2012).

REDES SOCIALES.

Las redes sociales son sitios de Internet formados por comunidades de individuos con intereses o actividades en común (como amistad, parentesco, trabajo) y que permiten el contacto entre estos, con el objetivo de comunicarse e intercambiar información (Rafino, 2019)

ACTITUDES Y PERCEPCIONES.

Las actitudes y las percepciones afectan las habilidades del alumno para aprender. Por

ejemplo, si los alumnos ven el aula como un lugar inseguro y desordenado, es probable que aprendan muy poco ahí. De manera similar, si los alumnos tienen actitudes negativas acerca de las tareas en el aula es probable que dediquen poco esfuerzo a esas tareas. (Marzano, y otros, 2005)

ADQUIRIR E INTEGRAR.

Cuando los alumnos están aprendiendo información nueva, debe guiárseles para que relacionen el conocimiento nuevo con lo que ya saben, que organicen esa información y luego la hagan parte de su memoria a largo plazo (Marzano, y otros, 2005).

EXTENDER Y REFINAR.

Los aprendedores desarrollan una comprensión a profundidad a través del proceso de extender y refinar su conocimiento (por ejemplo, al hacer nuevas distinciones, aclarar los malos entendidos y llegar a conclusiones). Analizan de manera rigurosa lo que han aprendido, al aplicar procesos de razonamiento que los ayudarán a extender y refinar la información (Marzano, y otros, 2005).

MINERÍA DE DATOS.

Es el proceso de analizar los datos desde diferentes perspectivas y resumiéndolos en información útil - información que se puede utilizar para aumentar los ingresos, reducir los costos, o ambas cosas. El software de minería de datos es uno de una serie de instrumentos analíticos para el análisis de datos. Permite a los usuarios analizar los datos desde muchas dimensiones o ángulos, clasificar, y resumir las relaciones identificadas (Minería de datos, s.f.).

SOFTWARE WEKA.

Weka 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, 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 (Córdoba Fallas, Weka, 2011).

CVS.

CVS (comma-separated values) Los archivos CSV son un tipo de documento en formato abierto sencillo para representar datos en forma de tabla, en las que las columnas se separan por comas y las filas por saltos de línea (Valores separados por comas, 2019).

ALGORITMO DECISIÓN STUMP.

Decisión Stump es un algoritmo sencillo que genera un árbol de decisión de un único nivel, que utiliza un único atributo para construir el árbol de decisión. La elección del único atributo que formará parte del árbol se realizará basándose en la ganancia de información, y a pesar de su simplicidad, en algunos problemas puede llegar a conseguir resultados interesantes (Molina López & García Herrero, 2006).

ALGORITMO J48.

El algoritmo J48 implementado en Weka es una versión del clásico algoritmo de árboles de decisión C4.5 propuesto por Quilan. Los árboles de decisión entran dentro de los métodos de clasificación supervisada, es decir, se tiene una variable dependiente o clase, y el objetivo del clasificador es determinar el valor de dicha clase para casos nuevos (Cardona Taborda, Gelvez Garcia, & Palacios Roza, 2016).

ALGORITMO 1R.

El algoritmo 1R, es un clasificador muy sencillo, que únicamente utiliza un atributo para la clasificación. A pesar de que el autor

lo cataloga como "Program 1R is ordinary in most respects" sus resultados pueden ser muy buenos en comparación con algoritmos mucho más complejos y su rendimiento promedio está por debajo de los de C4.5 en solo 5,7 puntos porcentuales de aciertos de clasificación según los estudios realizados por el autor (Robles Aranda & Sotolongo, 2013).

ALGORITMO PART.

Este sistema, realiza dos fases: primero, genera un conjunto de reglas de clasificación y después refina estas reglas para mejorarlas, realizando así un proceso de optimización global de dichas reglas. Por otro lado, el algoritmo PART es un sistema que obtiene reglas sin dicha optimización global. Recibe el nombre PART por su modo de actuación: obtaining rules from PARTial decision trees, y fue desarrollado por el grupo neozelandés que construyó el entorno WEKA (Molina López & García Herrero, 2006).

ALGORITMO NAIVE BAYESIANAS.

son una clase especial de algoritmos de clasificación de Aprendizaje Automático, o Machine Learning. Se basan en una técnica de clasificación estadística llamada "teorema de Bayes". En ellos se asume que las variables predictoras son independientes entre sí. En otras palabras, que la presencia de una cierta característica en un conjunto de datos no está en absoluto relacionada con la presencia de cualquier otra característica (Roman, 2019).

ALGORITMO REDES BAYESIANAS.

Las redes bayesianas son una representación gráfica de dependencias para razonamiento probabilístico, en la cual los nodos representan variables aleatorias y los arcos representan relaciones de dependencia directa entre las variables. La topología o estructura de la red nos da información sobre las dependencias probabilísticas entre las

variables. La red también representa las independencias condicionales de una variable o conjunto de variables dadas otras variables (Sucar).

ALGORITMO PERCEPTRÓN MULTICAPA.

Es una red neuronal artificial formada por múltiples capas, esto le permite resolver problemas que no son linealmente separables, lo cual es la principal limitación del perceptrón. El perceptrón multicapa se utiliza para resolver problemas de estimaciones, de asociación de patrones, segmentación de imágenes, compresión de datos, etc. (Morales Pizarro, 2016)

ALGORITMO IBK.

Está considerado como un buen representante de este tipo de aprendizaje, y es de gran sencillez conceptual. Se suele denominar método porque es el esqueleto de un algoritmo que admite el intercambio de la función de proximidad dando lugar a múltiples variantes. La función de proximidad puede decidir la clasificación de un nuevo ejemplo atendiendo a la clasificación del ejemplo o de la mayoría de los k ejemplos más cercanos (Molina López & García Herrero, 2006).

ERROR ABSOLUTO MEDIO.

MAE (Mean Absolute Error o Error Absoluto medio) entrega como resulta que tan cercano es la predicción hecha al resultado real, se parte haciendo una diferencia entre el valor obtenido y el valor real en valor absoluto y luego se le calcula el promedio (Negrón Baez, 2014).

ANEXO 2: SOLICITUD PARA REALIZAR ENCUESTA.

Andahuaylas, 13 de Diciembre de 2019



Señor.

Dr. Julio Cesar Huanca Marín.
Director de la Escuela Profesional De Ingeniería De Sistemas de la Universidad
Nacional José María Arguedas.
Presente.

De mi mayor consideración:

Tengo el agrado de dirigirme a Ud. para solicitarle respetuosamente autorización para realizar una encuesta a los estudiantes de la Escuela Profesional Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.

La encuesta se aplicará a los estudiantes usando el método de muestreo aleatorio simple y eligiéndolos al azar.

Los datos obtenidos se usaran para el desarrollo de mi proyecto de investigación (tesis) el cual es desarrollado para la obtención del título profesional de Ingeniero de Sistemas.

Sin otro particular, y agradeciendo la atención a la presente quedo de usted.

Atentamente.

Bach. Jorge E. Gonzales Leguía.

Cc.

ANEXO 3: MODELO PROVISIONAL DE ENCUESTA APROBADA POR LOS DOCENTES DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL JOSÉ MARÍA ARGUEDAS.

ENCUESTA ANONIMA

EDAD:

SEXO:

1. ¿Usa Ud. redes sociales?
 - a. Si.
 - b. No.

2. ¿Cuáles son las redes sociales que más usa? (Puede elegir 2 o más opciones).
 - a. Facebook.
 - b. WhatsApp.
 - c. Instagram.
 - d. Twitter.
 - e. SnapChat.
 - f. Otras

3. ¿Ud. qué tiempo durante el día usa las redes sociales?
 - a. 1 hora.
 - b. 2 horas.
 - c. 3 horas.
 - d. 4 horas.
 - e. 5 a Más horas.

4. ¿Ud. cree que el uso de las redes sociales durante clase es necesario?
 - a. Si.
 - b. No.

5. ¿Ud. cree que el uso de las redes sociales durante clase es una falta de respeto hacia el docente?
 - a. Si.
 - b. No.

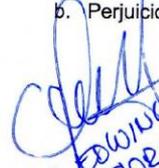
6. ¿Ud. cree que el uso de las redes sociales durante clase distrae el aprendizaje?
 - a. Si.
 - b. No.

7. ¿Ud. cree que el uso de las redes sociales durante clase perjudica la comprensión y adquisición de un nuevo conocimiento?
 - a. Si.
 - b. No.

8. ¿Ud. cree que el uso de las redes sociales durante clase perjudica el razonamiento sobre un nuevo conocimiento?
 - a. Si.
 - b. No.

9. ¿Ud. cree que el uso de las redes sociales durante clase distrae el análisis de los nuevos conocimientos?
 - a. Si.
 - b. No.

10. ¿Ud. cree que el uso de las redes sociales durante el aprendizaje es?
 - a. Beneficioso.
 - b. Perjuicioso.


INS. EDWIN MAQUERA
FLORES



ANEXO 4: MODELO FINAL DE ENCUESTA.

ENCUESTA ANONIMA

EDAD: 20

SEXO: Femenino

1. ¿Usa Ud. redes sociales?
 a. Si.
 b. No.
2. ¿Cuáles son las redes sociales que más usa?
 a. Facebook.
 b. WhatsApp.
 c. Instagram.
 d. Twitter.
 e. SnapChat.
 f. LinkedIn.
 g. YouTube.
 h. Otras.
3. ¿Cuántas horas al día dedica a las redes sociales?
 a. Nada. (Menos de 1 Hra)
 b. Poco. (1 – 2 Hrs)
 c. Mucho. (3 – 6 Hrs)
 d. Demasiado. (7 a más Hrs)
4. ¿Usas las redes sociales cuando estas en clase?
 a. Si.
 b. No.
5. ¿Si recibes un mensaje estando en clases, que acción realiza?
 a. Responde de inmediato.
 b. Da prioridad a las clases
6. ¿Es una falta de respeto al docente usar las redes sociales en clase?
 a. Si.
 b. No.
7. ¿Distrae tu aprendizaje el uso de las redes sociales en clase?
 a. Si.
 b. No.
8. ¿Compartes conocimiento cuando haces uso de las redes sociales?
 a. Si.
 b. No.
9. ¿Ayuda la comprensión y adquisición de un nuevo conocimiento el uso de las redes sociales en clases?
 a. Si.
 b. No.
10. ¿Ayuda a razonar un conocimiento el uso de las redes sociales en clase?
 a. Si.
 b. No.
11. ¿Ayuda con el análisis de un conocimiento el uso de las redes sociales en clase?
 a. Si.
 b. No.
12. ¿Las redes sociales ayuda a resolver tus dudas de un conocimiento?
 a. Si.
 b. No.
13. ¿Haces un correcto uso de las redes sociales en clase?
 a. Si.
 b. No.
14. ¿Tienes una correcta asimilación de un conocimiento al hacer uso de las redes sociales?

- a. Si.
 b. No.
15. ¿Tienes un correcto análisis de un conocimiento al hacer uso de las redes sociales?
a. Si.
 b. No.
16. ¿Usas las redes sociales para retroalimentar y/o integrar tu conocimiento?
 a. Si.
b. No.
17. ¿Crees que tienes un correcto aprendizaje mientras haces uso de las redes sociales?
a. Si.
 b. No.
18. ¿Crees que el uso de las redes sociales durante el aprendizaje es?
a. Beneficioso.
 b. Perjuicioso.
19. ¿Interactúas en grupos o foros de las redes sociales en temas referidos a tu aprendizaje?
 a. Si.
b. No.
20. ¿Usas o escuchaste hablar sobre LinkedIn?
a. Uso.
 b. Escuche hablar.
21. ¿Te interesaría interactuar en LinkedIn en temas relacionados a tu profesión?
 a. Si.
b. No.
22. ¿Usas herramientas de Google u otro para facilitar tu aprendizaje?
 a. Si.
b. No.
(Que otras Herramienta usa) Google Drive, Research

Muchas Gracias

ANEXO 5: RESULTADOS DE ENCUESTA.

DISTRIBUCIÓN DE GÉNEROS.

Pregunta:

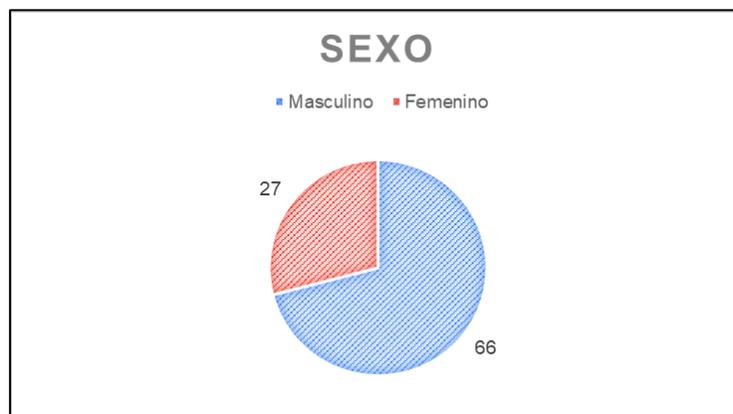
¿De qué sexo eres?

- a) Masculino.
- b) Femenino.

TABLA:

Sexo	Cantidad	Porcentaje (%)
Masculino	66	70.97
Femenino	27	29.03

GRAFICO:



INTERPRETACION:

Podemos observar que del total de alumnos encuestados un 70.97% es de sexo masculino y un 29.03% es de sexo femenino.

DISTRIBUCIÓN DE ALUMNOS QUE USAN REDES SOCIALES.

Pregunta:

¿Usa Ud. Redes Sociales?

- a) Si.
- b) No.

TABLA.

Usa Redes Sociales	Cantidad	Porcentaje
Si	93	100.00
No	0	0.00

GRAFICO.



INTERPRETACION:

Podemos observar que del total de alumnos encuestados el 100.00% usa al menos una red social.

DISTRIBUCIÓN DE ALUMNOS QUE USAN DIFERENTES REDES SOCIALES.

Pregunta:

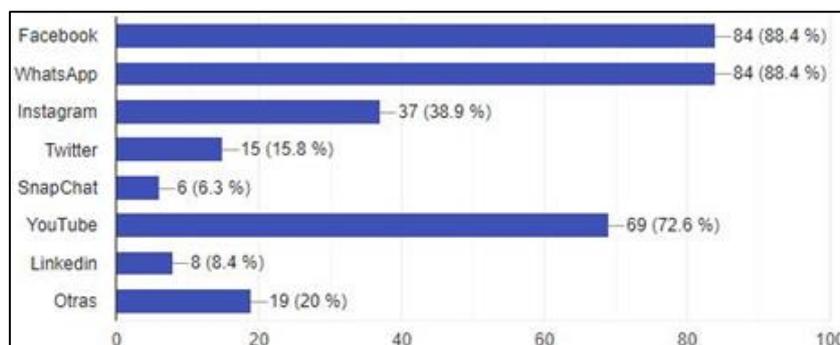
¿Cuáles son las Redes Sociales que más usa? Puede elegir más de 2 opciones.

- a) Facebook.
- b) WhatsApp.
- c) Instagram.
- d) Twitter.
- e) SnapChat.
- f) LinkedIn.
- g) YouTube.
- h) Otras.

TABLA

Redes Sociales que usa	Cantidad	Porcentaje
Facebook	84	88.4
WhatsApp	84	88.4
Instagram	37	38.9
Twitter	15	15.8
SnapChat	6	6.3
YouTube	69	72.6
LinkedIn	8	8.4
Otras	19	20

GRAFICO.



INTERPRETACION:

Podemos observar que del total de alumnos el 88.4% usa Facebook y WhatsApp, el 38.9% usa Instagram, el 15.8% usa Twitter, el 6.3% usa SnapChat, el 72.6% usa YouTube, el 8.4% usa LinkedIn y el 20% de los encuestados usa otras redes sociales.

DISTRIBUCIÓN DE HORAS AL QUE DEDICA AL USO DE LAS REDES SOCIALES.

Pregunta:

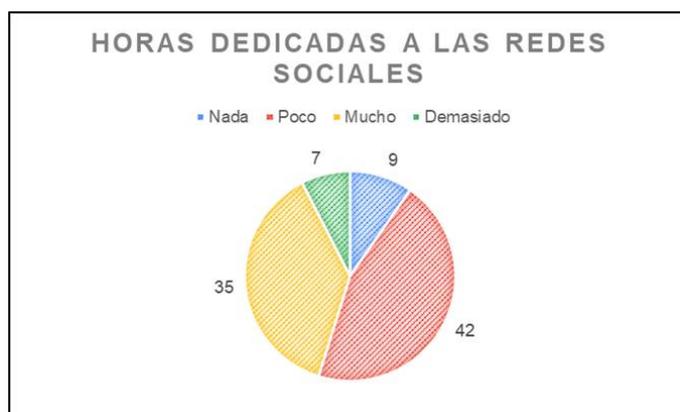
¿Cuántas horas al día dedicas a las redes sociales?

- a) Nada (Menos de 1 hora).
- b) Poco (1 – 2 horas).
- c) Mucho (3 – 6 horas).
- d) Demasiado (7 a más horas).

TABLA.

Horas dedicadas	Cantidad	Porcentaje
Nada	9	9.68
Poco	42	45.16
Mucho	35	37.63
Demasiado	7	7.53

GRAFICO.



INTERPRETACION:

Podemos observar que del total de alumnos encuestados el 45.16% usan Poco las redes sociales, el 37.63% usan Mucho las redes sociales, el 9.68% usan casi Nada las redes sociales y el 7.53% usan Demasiado las redes sociales.

DISTRIBUCIÓN DE LAS REDES SOCIALES SI DISTRAE EL APRENDIZAJE.

Pregunta:

¿Distrae tu aprendizaje el uso de las redes sociales en clase?

- a) Si.
- b) No.

TABLA.

Distrae tu aprendizaje	Cantidad	Porcentaje
Si	74	79.57
No	19	20.43

GRAFICO.



INTERPRETACION:

Podemos observar que del total de alumnos encuestados un 79.57% las redes sociales si distrae el aprendizaje y un 20.43% que no.

DISTRIBUCIÓN DE LAS REDES SOCIALES SI AYUDA A RESOLVER TUS DUDAS SOBRE UN CONOCIMIENTO.

Pregunta:

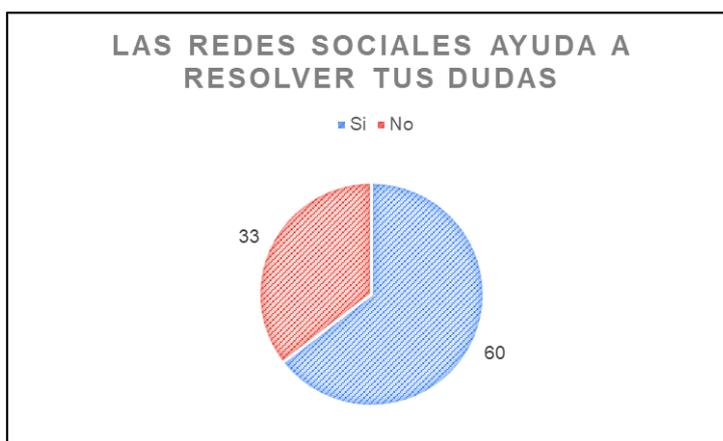
¿Las redes sociales ayuda a resolver tus dudas de un conocimiento?

- a) Si.
- b) No.

TABLA.

Resuelve tus dudas	Cantidad	Porcentaje
Si	60	64.52
No	33	35.48

GRAFICO.



INTERPRETACION:

Podemos observar que del total de alumnos encuestados a un 64.52% las redes sociales le ayudan a resolver sus dudas y a un 35.48% no.

DISTRIBUCIÓN DE LAS REDES SOCIALES SI USA LAS REDES SOCIALES PARA RETROALIMENTAR Y/O INTEGRAR SU CONOCIMIENTO.

Pregunta:

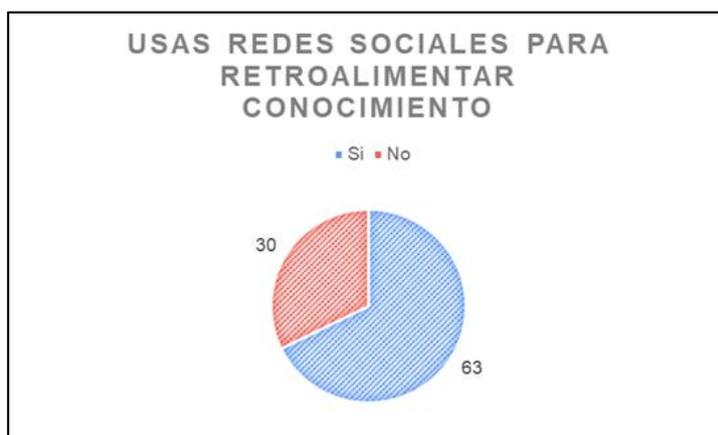
¿Usas redes sociales para retroalimentar y/o integrar tu conocimiento?

- a) Si.
- b) No.

TABLA.

Retroalimentar conocimiento	Cantidad	Porcentaje
Si	63	67.74
No	30	32.26

GRAFICO.



INTERPRETACION:

Podemos observar que del total de alumnos encuestados a un 67.74% usan las redes sociales para retroalimentar y/o integrar conocimiento y un 32.26% no.

DISTRIBUCIÓN DE USO DE HERRAMIENTAS DE GOOGLE U OTRAS PARA FACILITAR EL APRENDIZAJE.

Pregunta:

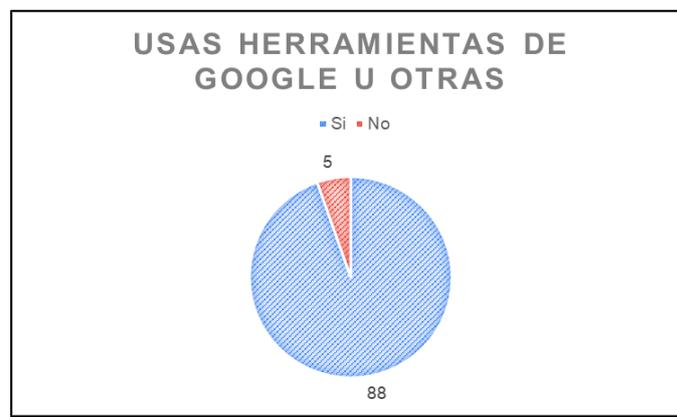
¿Usas herramientas de Google u otras para facilitar tu aprendizaje?

- a) Si.
- b) No.

TABLA.

Usas herramientas	Cantidad	Porcentaje
Si	88	94.62
No	5	5.38

GRAFICO.



INTERPRETACION:

Podemos observar que del total de alumnos encuestados un 94.62% usan herramientas de google u otras para facilitar el aprendizaje y a un 5.38% no.

ANEXO 6: MATRIZ DE CONSISTENCIA

<u>PROBLEMA</u>	<u>OBJETIVO</u>	<u>HIPÓTESIS</u>	<u>VARIABLES</u>	<u>DIMENSIÓN</u>	<u>INDICADORES</u>	<u>INSTRUMENTO</u>
<p><u>PROBLEMA GENERAL</u> ¿Cuál es la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas?</p>	<p><u>OBJETIVO GENERAL</u> Determinar la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de aprendizaje en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.</p>	<p><u>HIPÓTESIS GENERAL</u> El uso de las Redes Sociales influirá de manera significativa durante el proceso de aprendizaje en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.</p>	<p>Variable Independiente: X: Redes Sociales</p>	<p>Redes Sociales.</p>	<p>Poseer una red social. Usar las redes sociales. Utilización de la red social entre 1 a 5 horas al día.</p>	<p>Questionario (encuesta) como medio de obtención de información.</p>
<p><u>PROBLEMA ESPECIFICO</u> ¿Cuál es la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Actitudes y Percepciones en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas?</p>	<p><u>OBJETIVO ESPECIFICO</u> Determinar la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Actitudes y Percepciones en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.</p>	<p><u>HIPÓTESIS ESPECIFICO</u> Existe influencia significativa del uso de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Actitudes y Percepciones en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.</p>	<p>Variable Dependiente: Y: Aprendizaje</p>	<p>Actitudes y percepciones.</p>	<p>Actitud. Percepción.</p>	
<p>¿Cuál es la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Adquirir e Integrar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas?</p>	<p>Determinar la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje al Adquirir e Integrar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.</p>	<p>Existe influencia significativa el uso de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Adquirir e Integrar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.</p>		<p>Adquirir e integrar el conocimiento.</p>	<p>Adquirir. Integrar</p>	
<p>¿Cuál es la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Extender y Refinar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas?</p>	<p>Determinar la influencia de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Extender y Refinar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.</p>	<p>Existe influencia significativa el uso de las Redes Sociales durante el proceso de Aprendizaje en Extender y Refinar el Conocimiento en los estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional José María Arguedas.</p>		<p>Extender y refinar el conocimiento.</p>	<p>Análisis. Razonamiento.</p>	

