



UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA
COMISIÓN ORGANIZADORA

**RESOLUCIÓN DE COMISIÓN ORGANIZADORA
N° 408-2017-UNAM**

Moquegua, 31 de Agosto de 2017

VISTOS, el Oficio N° 301-2017-VIPAC-CO/UNAM de 24 de Agosto de 2017, Informe N° 180-2017-EPISI/UNAM-FILIAL ILO de 14 de Agosto 2017, Sesión Extraordinaria de Comisión Organizadora de fecha 31 de Agosto de 2017, y;

CONSIDERANDO:

Que, el párrafo cuarto del artículo 18° de la Constitución Política del Estado, concordante con el artículo 8° de la Ley N° 30220, Ley Universitaria, reconoce la autonomía universitaria, en el marco normativo, de gobierno, académico, administrativo y económico, que guarda concordancia con el Capítulo IV del Estatuto de la UNAM;

Que, el Reglamento de Grados y Títulos de la Universidad Nacional de Moquegua, aprobado con Resolución Presidencial N° 856-2015-UNAM de 31 de Julio de 2015, establece en el Artículo 13°, que el proyecto de tesis es un trabajo de investigación individual que presentan los estudiantes del último año académico, egresados o bachilleres al Director de la Escuela Profesional, con la finalidad de resolver un problema objeto de estudio, asimismo, precisa en el Artículo 16° que todo proyecto de tesis debe tener un asesor, quien deberá ser docente ordinario de la Escuela Profesional o en forma facultativa un docente contratado en la especialidad en el área que se investiga. El jurado dictaminador del proyecto, será designado por el Comité Asesor y el Director de la Escuela Profesional, el mismo que estará compuesto por tres miembros elegidos entre los docentes ordinarios y/o contratados, conforme se indica en el artículo 19° del precitado Reglamento.

Que, mediante Informe N° 180-2017-EPISI/UNAM-FILIAL ILO de 14 de Agosto 2017, el Mg Ing. Carlos Alberto Silva Delgado, Director de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática, solicita a Vicepresidencia Académica la aprobación del proyecto de tesis denominado: "MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO", presentado por el Bachiller Walter Yoni Flores Mamani, la misma que según ficha de evaluación de proyecto de tesis del 25 de Julio de 2017 fue declarado apto, la misma que fue registrada en los libros respectivos solicitando se emita el acto resolutorio de reconocimiento de aprobación de proyecto de tesis, así como la designación y ratificación de asesor y miembros del jurado dictaminador, conforme se precisa en el Artículo 29° del Reglamento de Grados y Títulos de la Universidad Nacional de Moquegua.

Que, con Oficio N° 301-2017-VIPAC-CO/UNAM de 24 de Agosto de 2017, la Dra. María Elena Echevarría Jaime Vicepresidencia Académica de la Universidad Nacional de Moquegua, solicita al Dr. Washington Zeballos Gámez Presidente de la Comisión Organizadora – UNAM, aprobación de Proyecto de Tesis, Reconocimiento de Asesor y Jurado Dictaminador vía acto resolutorio.

Que, en Sesión Extraordinaria de Comisión Organizadora de fecha 31 de Agosto de 2017, se acordó por UNANIMIDAD, Aprobar el Proyecto de Tesis denominado "MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO", presentado por el Bachiller en Ingeniería de Sistemas e Informática, Walter Yoni Flores Mamani, así como el reconocimiento y ratificación de Asesor y Jurado Dictaminador y Revisor correspondiente, en mérito al Informe N° 180-2017-EPISI/UNAM-FILIAL ILO.

Por las consideraciones precedentes y en uso de las atribuciones que le concede la Ley Universitaria N° 30220, el Estatuto de la Universidad Nacional de Moquegua y lo acordado en Sesión Extraordinaria de Comisión Organizadora de fecha 31 de Agosto de 2017;

SE RESUELVE:

ARTÍCULO PRIMERO.- APROBAR, el Proyecto de Tesis denominado: "MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO", presentado por la Bachiller en Ingeniería de Sistemas e Informática, **WALTER YONI FLORES MAMANI**, el mismo que obra inscrito en el Registro de Trabajos de Tesis de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática.





UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA
COMISIÓN ORGANIZADORA

RESOLUCIÓN DE COMISIÓN ORGANIZADORA N° 408-2017-UNAM

ARTÍCULO SEGUNDO.- DESIGNAR, al Asesor de Tesis y Jurado Dictaminador y Revisor del Proyecto de Tesis: “MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO”, conforme al siguiente detalle:

➤ M.Sc. HUGO EULER TITO CHURA : ASESOR

JURADO DICTAMINADOR Y REVISOR:

➤ M.Sc. CARLOS ALBERTO SILVA DELGADO : PRESIDENTE
➤ Mg. ANIBAL FERNANDO FLORES GARCIA : PRIMER MIEMBRO
➤ Ing. VANEZA FLORES GUTIÉRREZ : SEGUNDO MIEMBRO

ARTÍCULO TERCERO.- ENCARGAR, a la Vicepresidencia Académica, adoptar las acciones administrativas necesarias, para el cumplimiento de la presente resolución.

Regístrese, Comuníquese, Publíquese y Archívese.




DR. WASHINGTON ZEBALLOS GÁMEZ
PRESIDENTE




ABOG. GUILLERMO S. KUONG CORNEJO
SECRETARIO GENERAL

Presidencia
VIPAC
VIPI
EPIA
Interesado
Arch. (2)



Universidad Nacional de Moquegua
Vicepresidencia Académica

"Año del Buen Servicio al Ciudadano"



OFICIO N° 301 -2017-VIPAC-CO/UNAM

SEÑOR:

**Dr. WASHINGTON ZEBALLOS GAMEZ
PRESIDENTE DE LA COMISIÓN ORGANIZADORA
UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA**

Presente.-

ASUNTO : APROBACION DE PROYECTO DE TESIS, ASESOR, JURADO REVISOR DE TESIS

REFERENCIA : INFORME N° 180-2017-EPISI/UNAM-FILIAL ILO

Mediante el presente es grato dirigirme a usted, para saludarlo cordialmente y a la vez manifestarle que visto el documento de la referencia, presentado por el Mg. CARLOS ALBERTO SILVA DELGADO, Director de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistema e Informática, solicita la emisión de la respectiva resolución según el siguiente detalle:

1.- Aprobar el Proyecto de Tesis "**MODELO DE MINERIA DE DATOS PARA IDENTIFICACION DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO**", del Bachiller Walter Tito Flores Mamani, se adjunta el Acta de Aprobación del Proyecto de Tesis.

2.- Asesor del Proyecto de Tesis:

- Asesor : M.Sc. Hugo Euler Tito Chura

3.- Jurado Revisor:

- Presidente : Mg. Carlos Alberto Silva Delgado
- Primer Miembro : Mg. Anibal Fernando Flores García
- Segundo Miembro : Ing. Vaneza Flores Gutiérrez



Por lo expuesto, solicito a través de vuestro despacho la aprobación mediante acto resolutivo del Proyecto de Tesis, Asesor y Jurado Revisor.

Agradeciendo la atención al presente, hago propicia la ocasión para reiterarle los sentimientos de mi especial consideración y estima personal.

Atentamente,

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA
[Signature]
Dra. MARIA ELENA ECHEVARRIA JAIME
VICEPRESIDENTA ACADÉMICA

Adjunto (03) folios + 01 Anillado

MEEJ/VIPAC
masm./sec
Cc.: Archivo.



INFORME N°180-2017-EPISI/UNAM-FILIAL ILO



A : DRA. MARÍA ELENA ECHEVARRÍA JAIME
Vicepresidenta Académica - UNAM

DE : MG. CARLOS ALBERTO SILVA DELGADO
Director de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática
UNAM – Filial Ilo

ASUNTO : SOLICITO APROBACIÓN DE PROYECTO DE TESIS MEDIANTE ACTO RESOLUTIVO

REFERENCIA : ACTA DE CONFORMIDAD DE PROYECTO DE TESIS

FECHA : Ilo, 14 de Agosto del 2017.

Mediante el presente me dirijo a usted, para expresarle un cordial saludo y en virtud al documento de la referencia presentado por el Jurado Revisor de Tesis del candidato a Título Profesional Sr. **FLORES MAMANI WALTER YONI** – Bachiller de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática, donde se aprueba por UNANIMIDAD el Proyecto de Tesis titulado **"MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO"**, proyecto que deberá ser ejecutado en un plazo máximo de dos años conforme indica el Reglamento de Grados y Títulos.

Los miembros del **JURADO REVISOR DE TESIS**, están integrados de acuerdo al siguiente detalle:

MG. CARLOS ALBERTO SILVA DELGADO	PRESIDENTE
MG. ANIBAL FERNANDO FLORES GARCÍA	PRIMIER MIEMBRO
ING. VANEZA FLORES GUTIERREZ	SEGUNDO MIEMBRO
MSC. HUGO EULER TITO CHURA	ASESOR

En tal sentido solicito a través de su despacho la aprobación mediante **ACTO RESOLUTIVO**, del proyecto de Tesis titulado: **"MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO"**, correspondiente a la Bachiller **FLORES MAMANI WALTER YONI**.

Sin otro particular me suscribo de usted no sin antes testimoniarle los sentimientos de mi especial consideración y estima personal.

Atentamente,



UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

Mg. Ing. Carlos Alberto Silva Delgado
Director de Escuela
Ingeniería de Sistemas e Informática



INFORME N°001-2017-CASD/UNAM- FILIAL ILO

A : **MG. CARLOS ALBERTO SILVA DELGADO**
 Director de Escuela Profesional Ingeniería de Sistemas e Informática
 UNAM Sede Ilo

DE : **MG. CARLOS SILVA DELGADO**
 Jurado Dictaminador – Presidente del Proyecto de Tesis

ASUNTO : **CONFORMIDAD DEL PROYECTO DE TESIS**

REFERENCIA : **ACTA DE CONFORMIDAD**

FECHA : Ilo, 03 Agosto del 2017



Por medio del presente me dirijo a usted, para saludarlo de manera muy cordial con la finalidad de elevar el documento de la referencia, el mismo que indica que es **APTO** el proyecto de tesis denominado: **“MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO”**, presentado por el Bachiller FLORES MAMANI WALTER YONI

En tal sentido, solicito se efectúe el trámite regular para la emisión de la Resolución para la ejecución del Proyecto.

Es todo cuanto informo a usted, para su conocimiento y demás acciones que estime conveniente.

Atentamente,

MG. CARLOS SILVA DELGADO
 JURADO DICTAMINADOR
 PRESIDENTE



"AÑO DEL BUEN SERVICIO AL CIUDADANO"

ACTA DE CONFORMIDAD DE PROYECTO DE TESIS

En la ciudad de Ilo, en el Auditorio de la UNAM Filial Ilo, siendo las 14:00 horas del día martes 25 de Julio del 2017, estando designado como jurado dictaminador e integrado por los señores docentes: MG. CARLOS ALBERTO SILVA DELGADO (Presidente), MG. ANIBAL FERNANDO FLORES GARCÍA (Primer Miembro), ING. VANEZA FLORES GUTIERREZ (Segundo Miembro), y candidato al Título Profesional de Ingeniero de Sistemas e Informática.

- BACHILLER FLORES MAMANI WALTER YONI

Seguidamente los jurados proceden a la revisión del perfil del Proyecto de Tesis de Titulado: **"MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO"**, el jurado revisor de Tesis emite observaciones del proyecto las cuales fueron levantadas por el candidato al Título Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática.

Terminando el acto de revisión los miembros del Jurado Dictaminador dictamina **APTO** para su emisión del acto Resolutivo aprobatorio del Proyecto de Tesis.

Siendo las 15:20 horas del mismo día, se dio por terminado la sesión y firmado los miembros del jurado dictaminador.


MG. ANIBAL FERNANDO FLORES GARCÍA
JURADO DICTAMINADOR
PRIMER MIEMBRO


MG. CARLOS SILVA DELGADO
JURADO DICTAMINADOR
PRESIDENTE


ING. VANEZA FLORES GUTIERREZ
JURADO DICTAMINADOR
SEGUNDO MIEMBRO

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA

INGENIERÍA DE SISTEMAS E INFORMÁTICA



PROYECTO DE TESIS:

**“MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA
IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE
COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA
EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO
ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM
SEDE ILO”**

AUTOR: Bach. Walter Yony Flores Mamani

ASESOR: Mgr. Euler Tito Chura

CO-ASESOR: Ing. Marco Antonio Quispe Pacho

MOQUEGUA, 2017

ÍNDICE

I.	DATOS GENERALES DE LA CARATULA.....	3
1.1	TITULO	3
1.2	NOMBRE DEL AUTOR.....	3
1.3	LOCALIDAD DONDE SE REALIZARÁ LA INVESTIGACIÓN	3
1.4	ASESOR.....	3
1.5	CO-ASESOR.....	3
II.	EL PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN	3
2.1	DESCRIPCIÓN DE LA REALIDAD PROBLEMÁTICA	3
2.2	FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.....	7
2.2.1	INTERROGANTE GENERAL	8
2.2.2	INTERROGANTES ESPECIFICAS.....	8
2.3	JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA DE LA INVESTIGACIÓN	9
2.4	OBJETIVOS	11
2.4.1	OBJETIVO GENERAL	11
2.4.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	11
2.5	HIPÓTESIS.....	11
2.5.1	HIPÓTESIS GENERAL	11
2.5.2	HIPÓTESIS ESPECIFICAS	12
III.	MARCO TEÓRICO	12
3.1	ANTECEDENTES DE ESTUDIO	12
3.2	BASES TEÓRICAS	21
3.2.1.	Minería de datos	21
3.2.2.	Inteligencia emocional	30
3.2.3.	Rendimiento académico.....	31
3.2.4.	Inteligencia emocional y rendimiento académico.....	34
3.3	DEFINICIÓN DE TÉRMINOS	34
3.3.1.	Inteligencia emocional:.....	34
3.3.2.	Minería de datos	34
3.3.3.	Algoritmos de clasificación.....	35
3.3.4.	Algoritmos de agrupamiento	35
3.3.5.	CRISP-DM	35
3.3.6.	Validación cruzada.....	35
3.3.7.	ETL.....	36
3.3.8.	Algoritmo	36

3.3.9.	Data Warehouse.....	36
3.3.10.	Test de ICE de Baron.....	36
IV.	MARCO METODOLÓGICO	37
4.1	LUGAR DE EJECUCIÓN.....	37
4.2	TIPO Y DISEÑO.....	37
4.2.1	NIVEL DE INVESTIGACIÓN.....	38
4.3	OPERACIONALIZACION DE VARIABLES.....	39
4.4	VARIABLE INDEPENDIENTE	40
4.5	VARIABLE DEPENDIENTE	40
4.6	POBLACIÓN Y/O MUESTRA DE ESTUDIO	40
4.7	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS PARA RECOLECCIÓN DE DATOS VALIDACIÓN Y CONFIABILIDAD DE LOS INSTRUMENTOS.VALIDACIÓN Y CONFIABILIDAD DE INSTRUMENTOS	41
4.8	DISEÑO EXPERIMENTAL O MÉTODOS Y TÉCNICAS PARA LA PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS DE DATOS (ANÁLISIS ESTADÍSTICO).....	41
V.	ASPECTOS ADMINISTRATIVOS.....	42
5.1	CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES	43
5.2	RECURSOS HUMANOS.....	44
5.3	BIENES.....	44
5.4	SERVICIOS	44
5.5	FUENTES DE FINANCIAMIENTO Y PRESUPUESTO	46
VI.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	47
VII.	ANEXOS.....	49
	¿Es posible evaluar la inteligencia emocional de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, mediante el test de ICE de BARON?	51
	¿Es posible implementar un almacén de datos (DATA WAREHOUSE) de la inteligencia emocional y el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, aplicando el proceso de ETL?	51
	¿Es posible implementar el modelo de minería de datos, aplicando la metodología CRISP-DM?	52

I. DATOS GENERALES DE LA CARATULA

1.1 TITULO

“MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO”

1.2 NOMBRE DEL AUTOR

Bach. Walter Yony Flores Mamani

1.3 LOCALIDAD DONDE SE REALIZARÁ LA INVESTIGACIÓN

Universidad Nacional de Moquegua sede Ilo, distrito de Pacocha, Provincia de Ilo, región Moquegua

1.4 ASESOR

Mg. Hugo Euler Tito Chura

1.5 CO-ASESOR

Ing. Marco Antonio Quispe Pacho

II. EL PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN

2.1 DESCRIPCIÓN DE LA REALIDAD PROBLEMÁTICA

La Universidad Nacional de Moquegua Sede Ilo, preocupado por el bienestar de sus estudiantes en todos los aspectos, busca atenderlos de la mejor manera, pero aun no puede realizar la identificación de patrones de comportamiento de la inteligencia

emocional en el rendimiento académico de sus estudiantes, lo que ha llevado a tener problemas de deserción universitario y bajos niveles de rendimiento académico. Uno de los principales intereses de la UNAM sede Ilo es determinar los múltiples factores que pueden influir en el rendimiento académico de sus estudiantes.

De acuerdo a los últimos sondeos realizados con la responsable de la unidad de salud de la Oficina de Bienestar Universitario de la UNAM sede Ilo, Lic Sonia Lourdes Apaza Quispe, son muchas las necesidades de dicha área para realizar una adecuada atención a los estudiantes de las diferentes Carreras Profesionales, una de las principales causas es la falta de una adecuada herramienta informática para tal fin. Por ejemplo, podemos citar que no se puede determinar en un corto periodo de tiempo cuantos estudiantes tienen su medición de inteligencia emocional y como estas pueden influir en sus estudios, para posteriormente brindarle al estudiante una atención integral y poder así ayudar en mejorar su rendimiento académico. Todas las carreras reportan un número considerable de abandono estudiantil. Según reportes del área de OASA de la UNAM, las Carreras de la UNAM sede Ilo reportan deserción de estudiantes, así podemos indicar que en el periodo 2015 I se registró el ingreso de estudiantes del I ciclo con las siguientes cantidades: Ingeniería de Sistemas (35), Ingeniería Pesquera (27) e Ingeniería Ambiental (42). Para el periodo 2015 II la cantidad de estudiantes matriculadas en el segundo ciclo académico se ve reducida de la siguiente manera: Ingeniería de Sistemas (30), Ingeniería Pesquera (21), en la carrera de Ingeniería Ambiental (45) se incrementa en tres estudiantes considerando los estudiantes rezagados de ciclos anteriores. Para el periodo 2016 I, la cantidad de estudiantes matriculadas en el tercer ciclo, se ve reducida de la siguiente manera: Ingeniería de Sistemas (21), Ingeniería Pesquera (18), en la carrera de Ingeniería Ambiental (33), de lo cual podemos indicar que existe deserción de estudiantes en la UNAM sede Ilo (Universidad Nacional de Moquegua, 2016), a esto se

suma el poco interés de la población lleña en postular a estas. Una adecuada herramienta informática que permita la identificación de la influencia de la inteligencia emocional de sus estudiantes en su rendimiento académico, podría ayudar a reducir esta problemática en un futuro muy cercano.

Uno de los principales retos que tiene la UNAM sede Ilo es lograr el bienestar general de sus estudiantes, principalmente en los primeros años de cada una de las carreras profesionales. Por eso es muy importante determinar y realizar un adecuado seguimiento de sus estudiantes ya que estos afectan tanto en los ámbitos personales como en los institucionales, sociales y económicos. La inteligencia emocional en lo personal podría afectar emocionalmente en las aspiraciones personales y su vida universitaria, si no se conoce que habilidades y dificultades tiene el estudiante afecta en la trayectoria de su vida estudiantil y ocupacional. En lo institucional, para la UNAM sede Ilo, implica una disminución del rendimiento académico de la universidad. En lo social, se estaría formando estudiantes que en un futuro no pueda desenvolverse adecuadamente ante la sociedad. En lo económico, el costo que esto implica para la sociedad y la UNAM sede Ilo es considerable, ya que no se estaría realizando un adecuado uso del presupuesto en educación.

La UNAM sede Ilo, consiente de los efectos que causa la inteligencia emocional de sus estudiantes, ha realizado un gran esfuerzo para fortalecerse en la unidad de salud de la oficina de bienestar universitario, pero aun no es suficiente ya que no se ha logrado obtener las suficientes herramientas informáticos para evaluar adecuadamente la influencia de la inteligencia emocional en el rendimiento académico de sus estudiantes.

La UNAM sede Ilo, por medio de la Oficina de Bienestar Universitario y la unidad de salud de esta, cuenta con un historial

clínico de cada uno de sus estudiantes, los cuales cuentan con una encuesta mediante un test de habilidades sociales en formato impreso, pero estas mismas solo se quedan en evaluación por parte del profesional de la salud y no constituyen una herramienta para poder hacer un análisis a fondo y un seguimiento adecuado de estos temas en todos los estudiantes. Además, es muy importante indicar que el test de evaluación de habilidades sociales solo influye en personas menores de 17 años, por lo cual es muy importante evaluar a los estudiantes con un test (Test de ICE de Baron) el cual influya en todos los rangos de edad de los estudiantes de la comunidad universitaria. En el ámbito docente, aun no se ha generado políticas en las cuales brinde apoyo directo a los diferentes estudiantes de las Carreras Profesionales.

Hoy en día los sistemas de información de apoyo a toma de decisiones, por ejemplo, la minería de datos, brindan soluciones efectivas en todos los campos y constituyen una herramienta tecnológica muy importante para la mejora de las instituciones y en especial de las personas. La minería de datos, es parte de las ciencias de la computación, la estadística, la ingeniería y la inteligencia artificial para brindar soluciones integrales y efectivas. Cuando se implementa un modelo de minería de datos se integran un conjunto de áreas que llevan al descubrimiento de nuevos conocimientos que ayuden a la toma de decisiones. Es muy importantes determinar todas las etapas del proceso como la planificación, exploración y el descubrimiento. La minería de datos es parte de un proceso más largo que incluye la colección y limpieza de los datos, definir las preguntas básicas que la minería de datos debe responder, y repetir el proceso de análisis como nuevos patrones y problemas que surgen. Estos pasos serán necesarios para la evaluación eficaz de los patrones de comportamiento de la inteligencia emocional de los estudiantes que afectan en su rendimiento académico. Lograr un modelo de minería de datos con una alta precisión es beneficioso para identificar

inicialmente a los estudiantes y luego evaluar su inteligencia emocional y determinar los que tienen algún riesgo de algún problema social, por ejemplo, alguien que tiene alto riesgo de un bajo rendimiento académico que podría llevar a la deserción universitaria. Se requerirá que los estudiantes identificados puedan ser asistidos tempranamente para que su desempeño mejore.

El presente proyecto permitirá la IMPLEMENTACIÓN DE UN MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO, y así poder aplicar medidas en forma temprana y oportuna que ayuden a mejorar sus rendimientos académicos en sus estudiantes. Su importancia se basa en la Ley General de Educación, concretamente en el Artículo denominado Fines de la Educación que habla de “Formar personas capaces de lograr su realización ética, intelectual [...] así como el desarrollo de sus capacidades y habilidades para vincular su vida con el mundo de trabajo y para afrontar los incesantes cambios en la sociedad y el conocimiento”.

2.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

En el Perú, el tema de la educación es una preocupación constante ante diferentes factores que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes. Una de las principales preocupaciones de las Universidades a nivel nacional es el problema de bajo rendimiento académico que lleva a los estudiantes al fracaso en su vida universitaria y muchas veces esta al fracaso total de su vida.

En la UNAM sede Ilo, existe el problema de estudiantes con bajo nivel de rendimiento académico y no se cuenta con una herramienta tecnológica que permita identificarlos y realizar un seguimiento

adecuado. Uno de los principales problemas a los que se enfrenta la UNAM Sede Ilo, es que la Oficina de Bienestar Universitario (OBU) y la unidad de salud de la misma no cuenta con una herramienta tecnológica que permita la evaluación de la inteligencia emocional y como estas influyen en el rendimiento académico de sus estudiantes las cuales muchas veces conllevan a la deserción universitaria por la falta de conocimiento de los factores que conllevan a este proceso.

La UNAM Sede Ilo, reconoce que el único camino posible para aumentar la fuerza laboral capacitada es la educación, para lo cual todos sus estudiantes, independientemente de su condición socio económica puedan culminar satisfactoriamente sus estudios de pregrado. Para lo cual es muy importante la IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO

2.2.1 INTERROGANTE GENERAL

- ¿Es posible implementar un modelo de minería de datos para identificación de patrones de la inteligencia emocional que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo?

2.2.2 INTERROGANTES ESPECIFICAS

- ¿Es posible evaluar la inteligencia emocional de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, mediante el test de ICE de BARON?
- ¿Es posible implementar un almacén de datos (DATA WAREHOUSE) de la inteligencia emocional

y el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, aplicando el proceso de ETL?

- ¿Es posible implementar el modelo de minería de datos, aplicando la metodología CRISP-DM?

2.3 JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA DE LA INVESTIGACIÓN

Actualmente la sociedad tiene que estar acorde con el avance tecnológico y globalizado, es por ello que uno de los temas pilares para que se logre este desarrollo, es la educación. La razón de la existencia de la UNAM está basada en la educación de sus estudiantes, en tal sentido es muy importante conocer a los mismos y su inteligencia emocional, para así lograr que ellos cumplan satisfactoriamente con su formación profesional. En aras de lograr lo planteado es de vital importancia estudiar como la inteligencia emocional influye en el rendimiento académico de sus estudiantes. Para mejorar la evaluación de la inteligencia emocional de los estudiantes en la UNAM Sede Ilo, se hace necesario tener un mecanismo tecnológico que permita mejorar este proceso, para aplicar medidas en forma temprana. Es conocido que el rendimiento académico de los estudiantes se basa en diversos factores como las variables ambientales, personales, sociales, psicológicas entre otras. ¿Entonces cómo mejorar la evaluación personal e inteligencia emocional de los estudiantes de la UNAM sede Ilo? Es conocido que los sistemas de información de apoyo a la toma de decisiones, que incluyen todos los datos personales, sociales, psicológicos y ambientales son necesarios e importantes para la evaluación eficaz de habilidades sociales de los estudiantes. Lograr el diseño de un modelo de minería de datos con una alta precisión es beneficioso y eficiente para evaluar inicialmente a todos los estudiantes y posteriormente se requiere

que los estudiantes identificados puedan ser asistidos tempranamente para que su desempeño como estudiante mejore y sea óptimo.

Con ello se llega a la conclusión que uno de los principales problemas es: "IMPLEMENTAR UN MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA LA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO".

La UNAM sede Ilo no cuenta con una herramienta informática que ayude en mejorar la evaluación de sus estudiantes. No existe software que los profesionales de la UNAM sede Ilo, puedan utilizar con el fin de evaluar la inteligencia emocional de los estudiantes que se pueden convertir en problemas y estas afectan en su rendimiento académico y su vida universitaria en general.

Con todo lo expuesto se manifiesta que el proyecto es justificable para contribuir en la Comunidad Universitaria de la UNAM Sede Ilo. Tiene justificación científica ya que se muestra bajo un enfoque tecnológico aplicativo, una manera de dar solución al problema que afronta la falta de evaluación de la inteligencia emocional y su influencia en el rendimiento académico de los estudiantes y pueda ser aplicable a otras áreas educativas y tiene justificación tecnológica debido a que resalta la importancia del uso de las tecnologías de la información y en especial el uso de los sistemas de información de apoyo a la toma de decisiones para integrar a la institución y sus estudiantes, pudiendo así ayudar en el cumplimiento de los objetivos institucionales y objetivos personales de los estudiantes, además permitiría que los profesionales de la UNAM sede Ilo, cuenten con una herramienta informática que optimice sus funciones, la cual favorecerá al bienestar de sus estudiantes. Además, el presente proyecto, permitirá ayudar en la

toma de decisiones para establecer un plan de monitoreo y control, en el área de bienestar universitario, a los estudiantes de la UNAM Sede Ilo.

2.4 OBJETIVOS

2.4.1 OBJETIVO GENERAL

- Implementar un modelo de minería de datos para la identificación de patrones de comportamiento de la inteligencia emocional que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes de la unam sede Ilo.

2.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Evaluar la inteligencia emocional de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, mediante el test de ICE de BARON.
- Implementar un almacén de datos (DATA WAREHOUSE) de la inteligencia emocional y el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, aplicando el proceso ETL.
- Implementar el modelo de minería de datos, aplicando la metodología CRISP-DM

2.5 HIPÓTESIS

2.5.1 HIPÓTESIS GENERAL

Mediante un modelo de minería de datos se podrá identificar los patrones de comportamiento de la inteligencia emocional que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo.

2.5.2 HIPÓTESIS ESPECIFICAS

- Es posible evaluar la inteligencia emocional de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, mediante el test de ICE de BARON.
- Es posible Implementar un almacén de datos (DATA WAREHOUSE) de la inteligencia emocional y el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, aplicando el proceso de ETL.
- Es posible desarrollar el modelo de minería de datos, aplicando la metodología CRISP-DM.

III. MARCO TEÓRICO

3.1 ANTECEDENTES DE ESTUDIO

Un estudio de la Universidad del Norte de Manizales (Colombia), tuvo como objetivo describir la inteligencia emocional y determinar su relación con el rendimiento académico en estudiantes universitarios. Participaron 263 estudiantes, a quienes se les aplicaron diversos instrumentos, entre ellos el cuestionario EQ-i de BarOn para medir la inteligencia emocional. Los resultados coinciden con los de otros estudios que encuentran correlación entre inteligencia emocional y rendimiento académico (Castrillón, 2015).

En la Universidad Rafael Landiva, Guatemala, Se realizó la investigación para establecer la relación que existe entre inteligencia emocional y rendimiento académico de los alumnos del nivel de básicos de un colegio privado, ubicado en Santa Catarina Pínula. Los sujetos de este estudio fueron 53 alumnos del nivel de básicos, tanto del género femenino como masculino, comprendidos entre los 14 y 16 años de edad. La investigación se trabajó de forma cuantitativa, de tipo correlacional. Para la realización de la investigación se aplicó la prueba TMSS, basada en Trait Meta-Mood Scale, para evaluar la Inteligencia Emocional, prueba desarrollada por Peter Salovey y Jack Mayer. El rendimiento académico se obtuvo del promedio de las notas finales. El estadístico que se utilizó fue el coeficiente de correlación de Pearson. Luego de haber realizado el análisis estadístico, se determinó que existe una correlación estadísticamente significativa a nivel de 0.05 entre Estrategias para Regular las Emociones y rendimiento académico en los alumnos de 1ro y 2do básico. En lo que se refiere a la subescala de Atención a las Emociones, se determinó que no existe una correlación positiva, entre las dos variables. Por otro lado, se obtuvo una correlación positiva débil, en los alumnos de 1ro y 2do básico, entre la claridad en la Percepción Emocional y el rendimiento académico, entre el total de las subescalas de inteligencia emocional y el rendimiento académico de los alumnos, la correlación no fue estadísticamente significativa. Por lo que se recomienda aplicar la prueba TMMS a sujetos con diferentes características, para poder comparar los resultados (Escobedo de la Riva, 2015)

En la Facultad de Psicología de la Universidad de Salamanca, se investigó la Inteligencia Emocional y su relación con el Rendimiento Académico en adolescentes. Ellos partieron de una premisa en la cual todos sabemos que la Inteligencia Emocional guarda relación

con unas adecuadas relaciones personales, bienestar psicológico y menores conductas disruptivas y de riesgo; sin embargo, dentro del rendimiento académico quedan algunas cuestiones por resolver, Para comprobar las hipótesis planteadas, analizaron una muestra de 96 sujetos, todos ellos de 4º de Educación Secundaria Obligatoria. El análisis consistió en el estudio de las respuestas dadas a tres cuestionarios: MSCEIT, test de Inteligencia Emocional de Mayer, Salovey y Caruso; EBP, escala de Bienestar Psicológico de Sánchez-Cánovas; y CEAM, cuestionario de Estrategias de Aprendizaje y Motivación de Ayala, Martínez y Yuste; así como su Rendimiento, a través de sus calificaciones escolares. A través del análisis estadístico pudieron comprobar la relación entre la Inteligencia Emocional y el Rendimiento, así como con las variables mediadoras; y establecer los modelos predictivos. Gracias a estos datos pudieron observar resultados significativos que globalmente apoyaron sus hipótesis iniciales. (TAMAYO, 2014)

El Instituto Universitario Anglo Español, realizó la publicación de un libro titulado “Rendimiento académico y autoeficacia percibida, un estudio de caso”, En esta investigación indagaron acerca del rendimiento académico como fuente de dicha reprobación en relación con la autoeficacia percibida por los estudiantes de un Instituto Tecnológico Regional en el estado de Durango, México. Con el referente de la Teoría de la Autoeficacia de Albert Bandura, y bajo las preguntas: ¿cómo se presenta el rendimiento académico en los estudiantes del Instituto Tecnológico?, ¿cómo se presenta la autoeficacia percibida en los estudiantes del Instituto Tecnológico?, ¿Cuál es la relación que existe entre el rendimiento académico y la autoeficacia percibida en los estudiantes del Instituto Tecnológico?, y ¿qué relación existe entre las variables socio demográficas de los estudiantes del Instituto Tecnológico Superior de Santa María de El Oro y su autoeficacia percibida?, se desarrolló un estudio cuantitativo que constituye el contenido del citado libro.

Una vez concluida esta investigación pudieron afirmar que entre sus principales aportes se encuentran: a) un estado del arte casi-exhaustivo que permitió identificar las limitantes de una variable como lo es “el rendimiento académico”, b) el establecimiento de un perfil descriptivo y sociodemográfico de estudiantes de educación superior de nivel técnico, y c) incrementar las evidencias, junto a otras investigaciones, Prefacio del papel que juega la autorreferencialidad, en lo general, y la autoeficacia, en lo particular, en el rendimiento académico (Barraza Macías, 2013)

En la escuela de posgrado de la Universidad san Ignacio de Loyola se realizó la investigación tuvo como objetivo establecer la relación que existe entre la inteligencia emocional y el rendimiento académico en el área de Historia, Geografía y Economía. Para tal efecto, se realizó una investigación de tipo correlacional con un diseño transeccional. La muestra estuvo conformada por 191 estudiantes de ambos géneros que cursaban el 2° grado de secundaria a quienes se les aplicó el Inventario de Cociente Emocional de Bar.On (ICE) adaptado por Ugarriza y Pajares (2001). Los principales hallazgos fueron: Existe una relación estadísticamente significativa entre la inteligencia emocional y el rendimiento académico, así como: los componentes emocionales (Zambrano Vargas, 2011)

Para estudiar la relación entre la inteligencia emocional y el rendimiento académico de los estudiantes de la Facultad de Medicina Humana de la Universidad Nacional de la Amazonía Peruana (FMH - UNAP), se realizó una investigación descriptiva-correlacional de tipo transeccional. Se administró el inventario de Bar - On, inventario de coeficiente emocional (I- CE) y se analizaron los récords académicos de todos los estudiantes del último nivel y ciclo de la FMH – UNAP. Los resultados evidencian que en los estudiantes investigados predomina significativamente el nivel de

inteligencia emocional promedio o adecuado (CEP. El rendimiento académico promedio general es regular (11 a 14,99). Se determinó que existe una correlación significativa entre la inteligencia emocional y el rendimiento académico de los estudiantes materia de investigación (Villacorta Vigoa, 2010).

En la Universidad Alas Peruanas, se realizó la investigación para hallar la relación que existe entre la inteligencia emocional y el rendimiento académico en estudiantes de la Facultad de Educación y Humanidades de la Universidad Alas Peruanas. Para ello, se han considerado cuatro componentes de la inteligencia emocional: el manejo del estado de ánimo, el manejo del estrés, la adaptabilidad, el componente emocional interpersonal y el componente emocional intrapersonal. Se realizaron mediciones de las variables inteligencia emocional y rendimiento académico, a fin de describir las relaciones entre ellas en un determinado momento. El método asumido y las técnicas de investigación fueron aplicadas a una población compuesta por estudiantes de la Facultad de Educación en los diversos períodos académicos. En función de los resultados presentados, concluyeron que no hay una relación significativa entre inteligencia emocional y rendimiento académico en los estudiantes de la Facultad de Educación y Humanidades de la Universidad Alas Peruanas (Jaimes, 2008)

El Departamento de Ingeniería en Sistemas de Información, facultad Regional Resistencia, Universidad Tecnológica nacional, Argentina, Investigaron el rendimiento académico e indicaron que es un factor crítico teniendo en cuenta que, frecuentemente, el bajo rendimiento académico está asociado a una alta tasa de deserción. Esto se ha observado en asignaturas del primer nivel de la carrera de Ingeniería en Sistemas de Información (ISI) de la Universidad Tecnológica nacional facultad Regional Resistencia, situada en la ciudad de Resistencia, provincia del Chaco, Argentina, entre ellas Algoritmos y Estructura de datos, donde el bajo rendimiento

académico se observa en proporciones muy altas (entre el 60% y el 80% aproximadamente en los últimos años). En este trabajo ellos propusieron la utilización de técnicas de minería de datos sobre información del desempeño de los alumnos de la asignatura mencionada con el propósito de caracterizar los perfiles de alumnos exitosos (buen rendimiento académico) y de aquellos que no lo son (bajo rendimiento académico). Las determinaciones de estos perfiles permitirían a futuro definir acciones específicas tendientes a revertir el bajo rendimiento académico, una vez detectadas las variables asociadas al mismo (La Red Martínez, 2015).

Dentro del Programa de Doctorado Nuevas Tecnologías de la Información y las Comunicaciones Dirigida por Dr. José Manuel Cadenas Figueredo en la Universidad de Murcia, España, investigaron modelos para la mejora del rendimiento académico de alumnos de la E.S.O. mediante técnicas de minería de datos, El objetivo principal de este trabajo fue la búsqueda de la mejora del rendimiento académico (RA) de los estudiantes de la E.S.O. utilizando como herramienta de análisis la Minería de Datos (a partir de la información tanto académica, personal como la de los test psicométricos) y siguiendo las pautas que nos marca la Didáctica desde un punto de vista que proporciona el Enfoque Onto-Semiótico (EOS). Proporcionaron un sistema que detecto determinados elementos que sirvieron a los departamentos didácticos para la mejora del proceso de instrucción y así del RA del alumno. Se buscó una mejora en el rendimiento de aquellos objetos (matemáticos o lingüísticos) usados por los alumnos en sus asignaturas a lo largo de la E.S.O., y que puedan afectar de forma colateral a su aprendizaje en otras asignaturas de bachillerato o de la universidad. Son muchas las investigaciones en las que se justifica esa influencia de las matemáticas o de la lengua en el rendimiento del aprendizaje de otras asignaturas, línea que fue seguida en este trabajo (Muñoz Ledesma, 2015).

En la división de estudios de posgrado e investigación del Instituto Tecnológico de la Paz, México, se realizó una Maestría en Sistemas Computacionales, en el cual se hace el análisis de la aplicación de técnicas de minería de datos para identificar patrones de comportamiento con el fin de predecir el fracaso escolar y el abandono. Los experimentos se realizaron en una institución de nivel medio superior privada donde se identificaron las variables que intervienen en el aprovechamiento académico, indispensables para tomar decisiones y realizar acciones pertinentes, se han comparado y se muestran los mejores modelos resultantes. Para la implementación del modelo, utilizaron la metodología CRISP-DM que estructura el proceso de minería de datos en seis fases. Aplicaron los modelos de Redes Neuronales, Árboles de decisión y Clúster-k medianas para analizar el comportamiento de los estudiantes. Esta investigación permitió la toma de decisiones en el área administrativa, docente y psicopedagógica, para evitar el rezago estudiantil y apoyar en todo momento al alumnado (Hernández Cedano, 2015).

En el Congreso Ibero-Americano de Ciencia, Tecnología, Innovación y Educación, en Argentina, la Universidad de Nariño, Ciudad Universitaria Torobajo, Pasto, Colombia, presentaron los resultados del proyecto de investigación cuyo objetivo fue detectar patrones de deserción estudiantil a partir de los datos socioeconómicos y académicos de los estudiantes de los programas de pregrado de la Universidad de Nariño e Institución Universitaria CESMAG, dos instituciones de educación superior de la ciudad de Pasto (Colombia), aplicando la metodología para proyectos de minería de datos CRISP-DM. Con este fin, construyeron un repositorio de datos con la información de los estudiantes que ingresaron a estas universidades entre el primer semestre de 2004 y segundo semestre de 2006, con una ventana de observación hasta el 2011. Se descubrieron perfiles

socioeconómicos y académicos de los estudiantes que desertaron, utilizando las tareas de minería de datos clasificación, asociación y agrupación. El conocimiento generado permitió soportar la toma de decisiones eficaces de las directivas universitarias enfocadas a formular políticas y estrategias relacionadas con los programas de retención estudiantil (Jiménez Toledo, 2014).

En la Universidad Gastón Dachary (UGD), Identificaron características y patrones de comportamiento relacionadas con el desempeño académico de los alumnos de la UGD, a través del proceso de Descubrimiento de Conocimiento en Bases de Datos (KDD) y herramientas de Minería de Datos. Los modelos identificados se propusieron como contribución a la toma de decisiones en el ámbito de la gestión académica. Utilizaron herramientas de Minería de Datos para detectar patrones y relaciones entre los datos de la trayectoria académica de los estudiantes. Además, Identificaron cuáles son las variables y áreas que inciden sobre el desempeño, permanencia y graduación de los alumnos universitarios (Eckert, 2013).

En la IEEEE, se realizó una investigación titulada predicción del fracaso escolar mediante técnicas de minería de datos, la cual propuso la utilización de técnicas de minería de datos para detectar, cuáles son los factores que más influyen para que los estudiantes de enseñanza media o secundaria fracasen, es decir, suspendan o abandonen. Además, utilizaron diferentes técnicas de minería de datos debido a que es un problema complejo, los datos suelen presentar una alta dimensionalidad (hay muchos factores que pueden influir) y suelen estar muy desbalanceados (la mayoría de los alumnos suelen aprobar y sólo una minoría suele fracasar). El objetivo final se basó en detectar lo antes posible a los estudiantes que presenten esos factores para poder ofrecerles algún tipo de atención o ayuda para tratar de evitar y/o disminuir el fracaso escolar (Márquez Vera, 2012).

La Universidad de Chile, planteo un modelo para la automatización del proceso de determinación de riesgo de deserción en estudiantes universitarios, El objetivo del proyecto consistió en investigar y proponer una metodología que permita identificar en forma automática a los estudiantes con mayor riesgo de deserción de las carreras de Ingeniería de la Universidad de Las Américas. Para la implementación de este proyecto se adoptó la metodología CRISP-DM que estructura el proceso de minería de datos en seis fases, que interactúan entre ellas de forma iterativa. Se aplicaron los modelos de Redes Neuronales, Árboles de decisión y Cluster K-medianas para analizar el comportamiento de los estudiantes, evaluando factores como el puntaje promedio obtenido en la Prueba de Selección Universitaria (PSU), el promedio de notas obtenido en la enseñanza media, La edad a la fecha de Ingreso a la institución y el género de los estudiantes (Fischer Angulo, 2012).

En la Universidad de Córdoba, Argentina, se realizó la predicción del rendimiento académico en las nuevas titulaciones de grado de la EPS de la Universidad de Córdoba. Esta experiencia de innovación docente tuvo como finalidad predecir el rendimiento académico de los estudiantes de primer curso de grado universitario utilizando técnicas de minería de datos. La investigación se ha realizado utilizando información de los alumnos de tres asignaturas de introducción a la informática que se han impartido durante el primer cuatrimestre del curso 2010-11 en las distintas titulaciones de grado de la Escuela Politécnica Superior de la Universidad de Córdoba (C. Romero, 2012).

En la Universidad Autónoma de Manizales, realizaron un proceso de extracción de conocimiento a partir de los datos KDD, que ha estado en auge en los últimos años en los ambientes educativos, se desarrolló utilizando la metodología CRISP-DM y fue implementado sobre la aplicación de uso libre RapidMiner y

comprende desde la extracción de información de la base de datos del Sistema de Información Académica SIA, su transformación, validación, el cálculo de los índices y el indicador de rendimiento académico IAR, el análisis de Regresión Logística por programa y nivel de avance en créditos del programa, hasta la generación de informes de tipo descriptivo como del modelo. Los resultados finales muestran los factores de riesgo y de protección en el rendimiento académico para los estudiantes de cada programa presencial en diferentes momentos de su paso por la universidad (González Cardona, 2011).

La Universidad Francisco de Paula Santander, Ocaña, Colombia y la Universidad Simón Bolívar, Barranquilla, Colombia. Construyeron un modelo de minería de datos predictivo de deserción estudiantil, caracterizando a los estudiantes de la Universidad Simón Bolívar con el objetivo de poder predecir la probabilidad de deserción de los estudiantes; dicho modelo demostró el desempeño de los algoritmos presentados para clasificar datos bajo contextos variables y la precisión de uno con respecto al otro. Para la creación del modelo se utilizó la herramienta WEKA que permite de forma muy eficiente el procesamiento y clasificación de los datos con resultados satisfactorios (Amaya Torrado, 2012).

3.2 BASES TEÓRICAS

3.2.1. Minería de datos

La minería de datos, Data Mining, es un proceso de descubrimiento de nuevas y significativas relaciones, patrones y tendencias al examinar grandes cantidades de datos. La disponibilidad de grandes volúmenes de información y el uso generalizado de herramientas informáticas ha transformado el análisis de datos

orientándolo hacia determinadas técnicas especializadas englobadas bajo el nombre de minería de datos o Data Mining. Las técnicas de minería de datos persiguen el descubrimiento automático del conocimiento contenido en la información almacenada de modo ordenado en grandes bases de datos. Estas técnicas tienen como objetivo descubrir patrones, perfiles y tendencias a través del análisis de los datos utilizando tecnologías de reconocimiento de patrones, redes neuronales, lógica difusa, algoritmos genéticos y otras técnicas avanzadas de análisis de datos. (Pérez López, 2007, pág. 1)

SAS Institute define el concepto de Data Mining como el proceso de Seleccionar (Selecting), Explorar (Exploring), Modificar (Modifying), Modelizar (Modeling) y Valorar (Assessment) grandes cantidades de datos con el objetivo de descubrir patrones desconocidos que puedan ser utilizados como ventaja comparativa respecto a los competidores. Este proceso es resumido con las siglas SEMMA. La siguiente figura ilustra las fases del proceso de minería de datos según SAS Institute. (Pérez López, 2007, pág. 7)

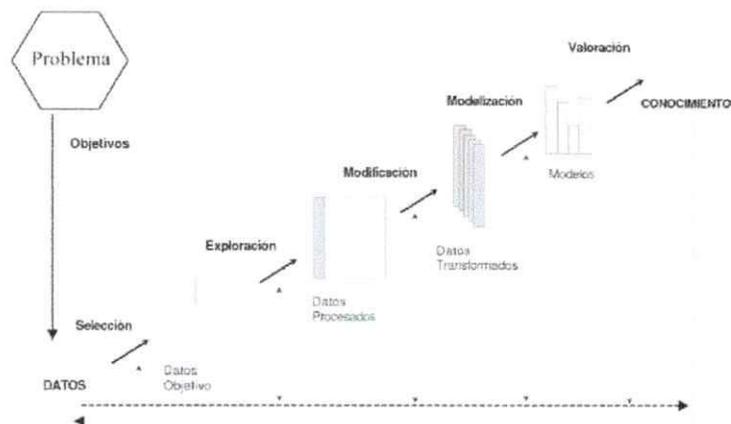


Imagen 01: Proceso de minería de datos.

La minería de datos está incluida en un proceso mayor denominado Descubrimiento de Conocimientos en Base de Datos, Knowledge Discovery in Database (KDD). Rigurosamente el Data Mining se restringe a la obtención de modelos, restando las etapas anteriores y el propio Data Mining como instancias del KDD. La siguiente figura presenta el esquema para la generación de conocimiento en bases de datos KDD (Vieira Braga, 2009, pág. 15)



Imagen 02: Generación de conocimiento de datos KDD

3.2.1.1 Algoritmos de Minería de Datos

Un algoritmo en minería de datos (o aprendizaje automático) es un conjunto de heurísticas y cálculos que permiten crear un modelo a partir de datos. Para crear un modelo, el algoritmo analiza primero los datos proporcionados, en busca de tipos específicos de patrones o tendencias. El algoritmo usa los resultados de este análisis en un gran número de iteraciones para determinar los parámetros óptimos para crear el modelo de minería de datos. A continuación, estos parámetros se aplican en todo el conjunto de datos para extraer patrones procesables y estadísticas detalladas.

El modelo de minería de datos que crea un algoritmo a partir de los datos puede tomar diversas formas, incluyendo:

- Un conjunto de clústeres que describe cómo se relacionan los casos de un conjunto de datos.
- Un árbol de decisión que predice un resultado y que describe cómo afectan a este los distintos criterios.
- Un modelo matemático que predice las ventas.
- Un conjunto de reglas que describen cómo se agrupan los productos en una transacción, y las probabilidades de que dichos productos se adquieran juntos.

Los algoritmos proporcionados en la minería de datos, son los métodos más comunes y probados para derivar patrones a partir de datos. Por ejemplo, la agrupación en clústeres mediana-K es uno de los algoritmos de agrupación en clústeres más antiguo y está disponible en un gran número de herramientas y con diferentes implementaciones y opciones.

La elección del mejor algoritmo para una tarea analítica específica puede ser un desafío. Aunque puede usar diferentes algoritmos para realizar la misma tarea, cada uno de ellos genera un resultado diferente, y algunos pueden generar más de un tipo de resultado. Por ejemplo, puede usar el algoritmo Árboles de decisión no solo para la predicción, sino también como una forma de reducir el número de columnas de un conjunto de datos, ya que el árbol

de decisión puede identificar las columnas que no afectan al modelo de minería de datos final.

A continuación, se describe algunos tipos de algoritmo de la minería de datos:

- Algoritmos de clasificación, que predicen una o más variables discretas, basándose en los demás atributos del conjunto de datos.
- Algoritmos de regresión, que predicen una o más variables numéricas continuas, como pérdidas o ganancias, basándose en otros atributos del conjunto de datos.
- Algoritmos de segmentación, que dividen los datos en grupos, o clústeres, de elementos que tienen propiedades similares.
- Algoritmos de asociación, que buscan correlaciones entre diferentes atributos de un conjunto de datos. La aplicación más común de esta clase de algoritmo es la creación de reglas de asociación, que pueden usarse en un análisis de la cesta de compra.
- Los algoritmos de análisis de secuencias resumen las secuencias frecuentes o episodios en los datos, como una serie de clics en un sitio web o una serie de eventos de registro que preceden al mantenimiento del equipo.

Sin embargo, no hay ninguna razón por la que deba limitarse a un algoritmo en las soluciones. Los

analistas experimentados usarán a veces un algoritmo para determinar las entradas más eficaces (es decir, variables) y luego aplicarán un algoritmo diferente para predecir un resultado concreto basado en esos datos. La minería de datos, permite generar varios modelos en una única estructura de minería de datos, de forma que, en una solución de minería de datos, puede usar un algoritmo de clústeres, un modelo de árboles de decisión y un modelo de Bayes naive para obtener distintas vistas de los datos. También puede usar varios algoritmos en una única solución para realizar tareas independientes (por ejemplo, puede usar la regresión para obtener previsiones financieras, o bien un algoritmo de red neuronal para realizar un análisis de los factores que influyen en las previsiones (Microsoft, 2016).

3.2.1.2 Metodología CRISP-DM (6 fases)

El modelo de proceso corriente para la minería de datos proporciona una descripción del ciclo de vida del proyecto de minería de datos. Este contiene las fases de un proyecto, sus tareas respectivas, y las relaciones entre estas tareas. En este nivel de descripción, no es posible identificar todas las relaciones. Las relaciones podrían existir entre cualquier tarea de minería de datos según los objetivos, el contexto, y –lo más importante- el interés del usuario sobre los datos.

El ciclo de vida del proyecto de minería de datos consiste en seis fases, mostrado en la Imagen 03. La secuencia de las fases no es rígida.

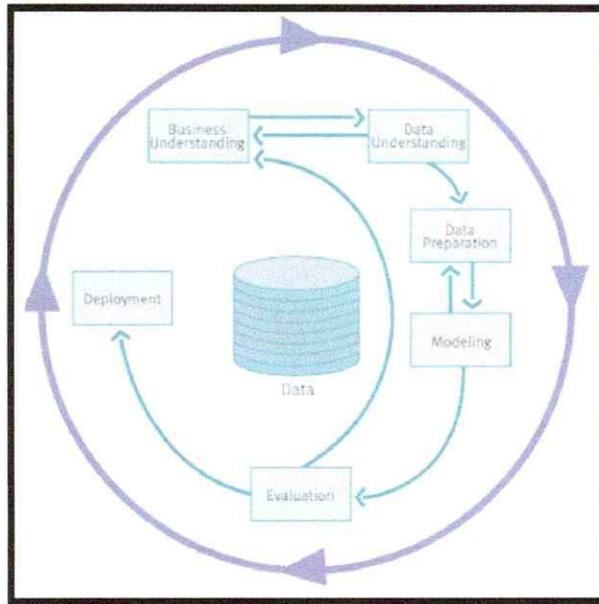


Imagen 03: Ciclo de la metodología CRISP-DM

El movimiento hacia adelante y hacia atrás entre fases diferentes es siempre requerido. El resultado de cada fase determina que la fase, o la tarea particular de una fase, tienen que ser realizados después. Las flechas indican las más importantes y frecuentes dependencias entre fases.

La minería de datos no se termina una vez que la solución es desplegada. Las informaciones ocultas (lecciones cultas) durante el proceso y la solución desplegada pueden provocar nuevas, a menudo más - preguntas enfocadas en el negocio. Los procesos de minería subsecuentes se beneficiarán de las experiencias previas. En el siguiente, brevemente perfilamos cada fase:

- **Comprensión del negocio:** Esta fase inicial se enfoca en la comprensión de los objetivos de proyecto y exigencias desde una

perspectiva de negocio, luego convirtiendo este conocimiento de los datos en la definición de un problema de minería de datos y en un plan preliminar diseñado para alcanzar los objetivos.

- **Comprensión de los datos:** La fase de entendimiento de datos comienza con la colección de datos inicial y continua con las actividades que le permiten familiarizar primero con los datos, identificar los problemas de calidad de datos, descubrir los primeros conocimientos en los datos, y/o descubrir subconjuntos interesantes para formar hipótesis en cuanto a la información oculta.
- **Preparación de datos:** La fase de preparación de datos cubre todas las actividades necesarias para construir el conjunto de datos final [los datos que serán provistos en las herramientas de modelado] de los datos en brutos iniciales. Las tareas de preparación de datos probablemente van a ser realizadas muchas veces y no en cualquier orden prescripto. Las tareas incluyen la selección de tablas, registros, y atributos, así como la transformación y la limpieza de datos para las herramientas que modelan.
- **Modelado:** En esta fase, varias técnicas de modelado son seleccionadas y aplicadas, y sus parámetros son calibrados a valores

óptimos. Típicamente hay varias técnicas para el mismo tipo de problema de minería de datos. Algunas técnicas tienen requerimientos específicos sobre la forma de datos. Por lo tanto, volver a la fase de preparación de datos es a menudo necesario.

- **Evaluación:** En esta etapa en el proyecto, usted ha construido un modelo (o modelos) que parece tener la alta calidad de una perspectiva de análisis de datos. Antes del proceder al despliegue final del modelo, es importante evaluar a fondo ello y la revisión de los pasos ejecutados para crearlo, para comparar el modelo correctamente obtenido con los objetivos de negocio. Un objetivo clave es determinar si hay alguna cuestión importante de negocio que no ha sido suficientemente considerada. En el final de esta fase, una decisión en el uso de los resultados de minería de datos debería ser obtenida.
- **Desarrollo:** La creación del modelo no es generalmente el final del proyecto. Incluso si el objetivo del modelo es de aumentar el conocimiento de los datos, el conocimiento ganado tendrá que ser organizado y presentado en el modo en el que el cliente pueda usarlo. Ello a menudo implica la aplicación de modelos "vivos" dentro de un proceso de toma de decisiones de una organización, por ejemplo, en tiempo real la personalización de página Web o la repetida

obtención de bases de datos de mercadeo. Dependiendo de los requerimientos, la fase de desarrollo puede ser tan simple como la generación de un informe o tan compleja como la realización repetida de un proceso cruzado de minería de datos a través de la empresa. En muchos casos, es el cliente, no el analista de datos, quien lleva el paso de desarrollo. Sin embargo, incluso si el analista realizara el esfuerzo de despliegue, esto es importante para el cliente para entender de frente que acciones necesita para ser ejecutadas en orden para hacer uso de los modelos creados actualmente (Dataprix, 2016).

3.2.2. Inteligencia emocional

El término Inteligencia Emocional (IE) es un constructo psicológico tan interesante como controvertido, que, aun siendo conceptualizado de modos muy diferentes por los autores, constituye el desarrollo psicológico más reciente en el campo de las emociones y se refiere a la interacción adecuada entre Emoción y Cognición, que permite al individuo, un funcionamiento adaptado a su medio (Salovey, 2005).

En 1997, Mayer y Salovey (citados por Ugarriza y Pajares, 2001) definieron la inteligencia emocional como la habilidad para percibir, asimilar, comprender y regular las propias emociones y las de los demás, promoviendo un crecimiento emocional e intelectual. Estos psicólogos mencionaron cuatro componentes primarios de la inteligencia emocional: la percepción, evaluación y expresión de la emoción; la

facilitación emocional del pensamiento; la comprensión, análisis y el empleo del conocimiento emocional; y el control de las emociones para promover el crecimiento emocional e intelectual.

En 1997, BarOn (citado por Ugarriza, 2001) sostuvo que la inteligencia emocional “Es un conjunto de habilidades emocionales, personales, e interpersonales, que influyen en nuestra habilidad para adaptarnos y afrontar las demandas y presiones del medio ambiente. Factor muy importante en la determinación de la habilidad de tener éxito en la vida” (p.13). Al igual que Bar-On se destaca la importancia de desarrollar la inteligencia emocional para afrontar con éxito las tareas académicas y elevar el rendimiento académico de los educandos. La inteligencia emocional es un conjunto de destrezas, actitudes, habilidades y competencias que determinan la conducta de un individuo, sus reacciones, estados mentales, etc., y que puede definirse según Goleman (1998) como la capacidad de reconocer los propios sentimientos y los de los demás, de motivarse a sí mismo y de manejar adecuadamente las relaciones que se sostiene con los demás y consigo mismo. Asimismo, describió la inteligencia emocional como la capacidad potencial que determina el aprendizaje de habilidades prácticas basadas en uno de los siguientes cinco elementos compositivos: la conciencia de uno mismo, la motivación, el autocontrol, la empatía y la capacidad de relación.

3.2.3. Rendimiento académico.

Una de las dimensiones más importantes en el proceso de enseñanza - aprendizaje lo constituye el rendimiento académico del estudiante. A continuación, se presenta definiciones de los siguientes autores:

El rendimiento académico es la expresión de capacidades y de características psicológicas del estudiante, desarrollado y actualizado a través del proceso de enseñanza-aprendizaje que posibilita obtener un nivel de funcionamiento y logros académicos a lo largo de un período, que se sintetiza en un calificativo final que evalúa el nivel alcanzado Según Chadwick (1979) citado por Zambrano (Zambrano Vargas, 2011).

El rendimiento académico es según Pizarro (1985, citado por Miranda, 2000), una medida de la capacidad de respuesta del individuo, que expresa en forma estimativa, lo que una persona ha aprendido como resultado de un proceso de instrucción o formación. Además, el mismo autor, ahora desde la perspectiva del alumno, define el rendimiento académico como la capacidad de respuesta que tiene un individuo, a estímulos educativos, objetivos o propósitos educativos previamente establecidos (Zambrano Vargas, 2011).

Por otro lado, Matus definió el rendimiento académico como el aprovechamiento que logra un alumno o un grupo de éstos en las calificaciones obtenidas mediante la aplicación de una evaluación (Matus, 1989).

(García, 1991) Después de realizar un análisis comparativo de diversas definiciones del rendimiento escolar, concluye que, el rendimiento escolar se caracteriza de la siguiente manera:

- El rendimiento en su aspecto dinámico responde al proceso de aprendizaje, como tal está ligado a la capacidad y esfuerzo del alumno.

- En su aspecto estático comprende el aprovechamiento.
- El rendimiento está ligado a medidas de calidad y a juicios de valoración.
- El rendimiento es un medio y no un fin en sí mismo.
- El rendimiento está relacionado a propósitos de carácter ético que incluye expectativas económicas, lo cual hace necesario un tipo de rendimiento en función al modelo social vigente.

Holgado definió el rendimiento académico como el resultado de comparar los objetivos perseguidos y los objetivos obtenidos. Una serie de factores sociales, económicos, educativos, etc. Han contribuido a que se convierta en un elemento básico dentro de la enseñanza. Este autor agrega, además, que, de esta forma, aspectos como el aumento de exigencias sociales hacia el sistema escolar, la traslación de los principios de rentabilidad económica al ámbito educativo o la aplicación de criterios productivos a la práctica docente se plasman en la obtención de unos resultados concretos, ya sean continuos o finales. Por ello, que se habla de éxito/fracaso escolar o lo que es lo mismo, rendimiento satisfactorio o insatisfactorio (Holgado, 2000).

Teniendo en cuenta el Diseño Curricular Nacional se considera que el rendimiento académico es el nivel de aprendizaje alcanzado por el estudiante en el proceso de enseñanza- aprendizaje de acuerdo a los criterios e indicadores de evaluación de cada área de estudio (Ministerio de Educación del Perú , 2009).

3.2.4. Inteligencia emocional y rendimiento académico

En los trabajos relacionados con la inteligencia emocional, se observa que, se puede incrementar el resultado del rendimiento de los alumnos no sólo enseñándoles los contenidos académicos de tipo cognitivo, sino también mediante el aprendizaje del manejo de los recursos emocionales, o sea, a través de la educación o alfabetización emocional (Goleman, 1996) y (Shapiro, 1997), citados por Bello, 2009). Según Shapiro (1997), psicólogos y docentes encargados de la educación especial han sido los primeros en relacionar la inteligencia emocional con el desempeño académico y el éxito escolar, lo cual devela el compromiso del componente emocional con la satisfacción de las demandas escolares. Las últimas investigaciones realizadas al respecto han demostrado que aumenta el rendimiento académico de los alumnos que han participado en programas destinados a la educación de capacidades y se considera relevante el considerar estas capacidades en el proceso formativo al igual que la formación en las áreas de la lectura, las matemáticas, y otras materias escolares (Zambrano Vargas, 2011) .

3.3 DEFINICIÓN DE TÉRMINOS

3.3.1. Inteligencia emocional:

La inteligencia emocional es la capacidad para identificar, entender y manejar las emociones correctamente, de un modo que facilite las relaciones con los demás, la consecución de metas y objetivos, el manejo del estrés o la superación de obstáculos

3.3.2. Minería de datos

La minería de datos es el proceso de detectar la información procesable de los conjuntos grandes de datos. Utiliza el análisis y algoritmos matemáticos para deducir los patrones y tendencias que existen en los datos.

3.3.3. Algoritmos de clasificación

Los Algoritmos de clasificación, predicen una o más variables discretas, basándose en los demás atributos del conjunto de datos. Algoritmos de regresión, que predicen una o más variables numéricas continuas, como pérdidas o ganancias, basándose en otros atributos del conjunto de datos.

3.3.4. Algoritmos de agrupamiento

En el contexto de la minería de datos, se lo considera una técnica de aprendizaje no supervisado puesto que busca encontrar relaciones entre variables descriptivas, pero no la que guardan con respecto a una variable objetivo.

3.3.5. CRISP-DM

Cross Industry Standard Process for Data Mining. CRISP-DM, de Cross Industry Standard Process for Data Mining. Se trata de un modelo de proceso de minería de datos que describe los enfoques comunes que utilizan los expertos en minería de datos

3.3.6. Validación cruzada

Validación cruzada de K iteraciones. En la validación cruzada de K iteraciones o K-fold cross-validation los datos de muestra se dividen en K subconjuntos. Uno de los

subconjuntos se utiliza como datos de prueba y el resto (K-1) como datos de entrenamiento.

3.3.7. ETL

Extract, Transform and Load (Extraer, transformar y cargar, frecuentemente abreviado ETL) es el proceso que permite a las organizaciones mover datos desde múltiples fuentes, reformatearlos y limpiarlos, y cargarlos en otra base de datos, data mart, o data warehouse para analizar, o en otro sistema operacional para apoyar un proceso de negocio.

3.3.8. Algoritmo

Un Algoritmo, se puede definir como una secuencia de instrucciones que representan un modelo de solución para determinado tipo de problemas. O bien como un conjunto de instrucciones que realizadas en orden conducen a obtener la solución de un problema.

3.3.9. Data Warehouse

Un Data warehouse es una base de datos corporativa que se caracteriza por integrar y depurar información de una o más fuentes distintas, para luego procesarla permitiendo su análisis desde infinidad de perspectivas y con grandes velocidades de respuesta.

3.3.10. Test de ICE de Baron

Es una prueba para la evaluación de las aptitudes emocionales de la personalidad para alcanzar el éxito general y mantener una salud emocional positiva de las

personas, en especial para personas mayores de 16 años de edad.

IV. MARCO METODOLÓGICO

4.1 LUGAR DE EJECUCIÓN

La investigación se dará en el distrito de Ilo, Provincia de Ilo, región Moquegua, País Perú.

4.2 TIPO Y DISEÑO

Se pretende realizar una investigación tecnológica aplicada, de tipo experimental con diseño pre-experimental. La investigación permitirá que el modelo de minería de datos influya como una herramienta que permita la identificación de patrones de comportamiento de la inteligencia emocional que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo. Se pretende utilizar el método de manipulación de datos de tipo cuantitativo y cualitativo, utilizaremos preferentemente test y bodega de datos, las cuales sus resultados serán tratados con el modelo de minería de datos y con software estadístico. Según el tiempo el tipo de diseño de investigación será transversal, ya que está centrada en analizar las variables en un punto de tiempo, además se pretende abarcar un grupo determinado con anterioridad.

El proyecto está basado en una investigación Pre-Experimental, en este tipo de investigación se analiza una sola variable y prácticamente no existe ningún tipo de control. No existe manipulación de la variable independiente ni se utiliza grupo control (Ávila Baray, 2006). En una investigación pre-experimental el tipo de diseño consiste en administrar un tratamiento o estímulo en la modalidad de solo pos prueba o en la de pre prueba-pos prueba (Hernandez Sampieri, 2008). EL diseño consiste en administrar un

estímulo o tratamiento a un determinado grupo y después aplicar una medición en una o más variables orientado a identificar patrones de comportamiento de la inteligencia emocional que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo. Para el diseño de contrastación de la hipótesis, se usará lo siguiente:

Grupo (Mayor a 263 estudiantes) Grupo experimental con X

G X O

Dónde:

O: Medición de los sujetos del grupo (Prueba, Observación, ...)

G: Grupo de sujetos (Grupo1, Grupo2, Grupo3, ...)

X: Aplicación del Estímulo (Modelo de minería de datos)

Finalmente se comprobarán los resultados de la observación y con ello podremos obtener las conclusiones.

4.2.1 NIVEL DE INVESTIGACIÓN

Se pretende realizar una investigación tecnológica aplicada, de tipo experimental, con diseño cuasi pre experimental. El nivel de investigación será descriptivo, explicativo, predictivo y relacional.

4.3 OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

"MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO"

VARIABLE	TIPO VARIABLE	DEFINICION CONCEPTUAL	DIMENSIONES	SUB DIMENSIONES	INDICADORES
MODELO DE MINERÍA DE DATOS	VARIABLE INDEPENDIENTE	Sistema automatizado de software de apoyo a la toma de decisiones, que se crea mediante la aplicación de un algoritmo a los datos.	Algoritmos y/o modelos.	Modelos de Clasificación	<ul style="list-style-type: none"> Redes neuronales El vecino más cercano Arboles de decisión Naive bayes Redes de Kohonen
PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO	VARIABLE DEPENDIENTE	Características de la inteligencia emocional que predominan en el rendimiento académico.	Rendimiento académico	Modelos de Agrupamiento	<ul style="list-style-type: none"> k-means
			Inteligencia emocional	Actitudinal	<ul style="list-style-type: none"> Escala vigesimal (0-20)
				Conceptual	<ul style="list-style-type: none"> Escala VAREMO-Alto
				Procedimental	<ul style="list-style-type: none"> Escala VAREMO-Bajo
				Intrapersonal	<ul style="list-style-type: none"> Escala VAREMO-Medio
Interpersonal					
Adaptabilidad					
Manejo de la tensión					
Animo general					

4.4 VARIABLE INDEPENDIENTE

La variable independiente es el modelo de minería de datos.

Indicadores: Los indicadores son los algoritmos de minería de datos como:

- Redes neuronales
- El vecino más cercano
- Árboles de decisión
- Naive bayes
- Redes de Kohonen
- k-means

4.5 VARIABLE DEPENDIENTE

La variable dependiente es: Patrones de comportamiento de la inteligencia emocional que influyen en el rendimiento académico

Indicadores: Los indicadores son las formas de medir la inteligencia emocional y el rendimiento académico como:

- La escala vigesimal (0-20) para el rendimiento académico.
- Escalas de la tabla VAREMO - Alto
- Escalas de la tabla VAREMO - Medio
- Escalas de la tabla VAREMO - Bajo

4.6 POBLACIÓN Y/O MUESTRA DE ESTUDIO

La población: La población de la investigación está constituida por todos los estudiantes de la UNAM sede Ilo matriculados en el semestre académico 2017-I (526).

La muestra: La muestra estará constituida por más del 50% (263 estudiantes) de la población seleccionada al azar, en lo posible se

buscará que coincida con la población, la cual está constituida por todos los estudiantes de la UNAM sede Ilo matriculados en el semestre académico 2017-I (526).

UNIVERSIDAD NACIONAL DE MOQUEGUA SEDE ILO	
ESCUELAS PROFESIONALES	N° de Alumnos
INGENIERIA DE SISTEMAS E INFORMATICA	158
INGENIERIA AMBIENTAL	284
INGENIERIA PESQUERA	84
TOTAL	526

CUADRO 1: POBLACION Y MUESTRA DEL ESTUDIO
(Fuente: Universidad Nacional de Moquegua)

4.7 TÉCNICAS E INSTRUMENTOS PARA RECOLECCIÓN DE DATOS VALIDACIÓN Y CONFIABILIDAD DE LOS INSTRUMENTOS. VALIDACIÓN Y CONFIABILIDAD DE INSTRUMENTOS

Para evaluar la inteligencia emocional de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, se utilizará la técnica de la encuesta y como instrumento a aplicar será el test de ICE de Baron.

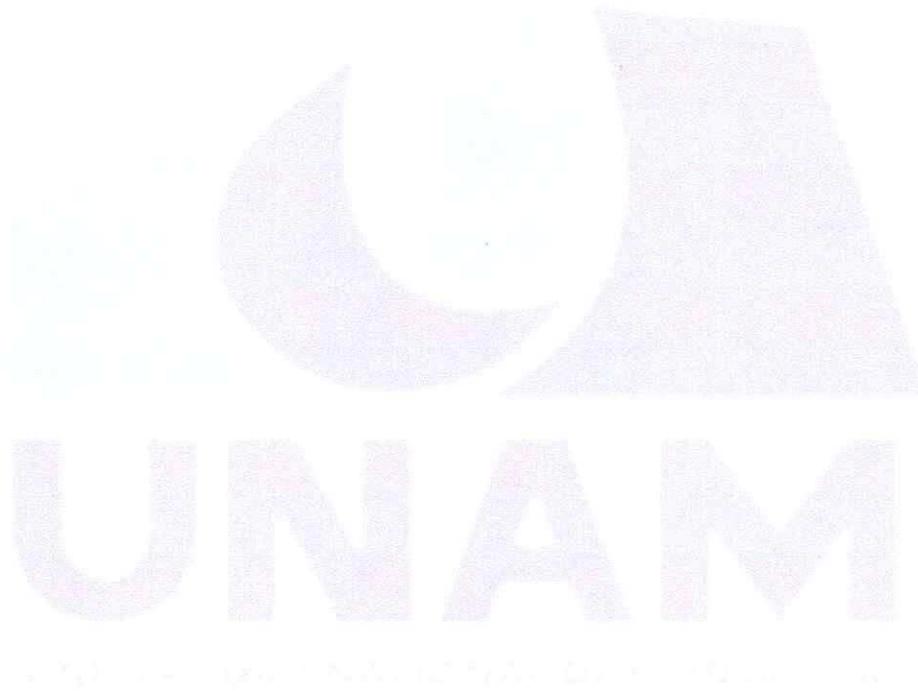
Para diseñar y crear la bodega de datos para el modelo, se utilizará la técnica de ETL a partir de las fuentes primarias de información.

4.8 DISEÑO EXPERIMENTAL O MÉTODOS Y TÉCNICAS PARA LA PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS DE DATOS (ANÁLISIS ESTADÍSTICO)

Se utilizará la metodología CRISP-DM en sus 6 fases, para el desarrollo del modelo de minería de datos.

Para la validación de los algoritmos, se utilizará la técnica de la validación cruzada.

V. ASPECTOS ADMINISTRATIVOS



5.1 CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES

Actividades	2017											
	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	
Aplicación del test de ICE de Baron.												
Asesoría, cotización y compra de equipos de cómputo y software informático y otros.												
Informe trimestral de avance												
Desarrollo del modelo de minería de datos.												
Pruebas y evaluación del modelo.												
Implementación del modelo												
Corrección y validación												
Informe Final técnico – económico.												

CUADRO 2: DIAGRAMA DE GANTT DE ACTIVIDADES

5.2 RECURSOS HUMANOS

RECUROS HUMANOS	
DESCRIPCION	CANTIDAD
TESISTA	1
PSICOLOGO	1
ASESOR PRINCIPAL	1
CO-ASESOR	1
ASESOR EXTERNO	1
TOTAL	5

CUADRO 3: RECURSOS HUMANOS DEL PROYECTO

5.3 BIENES

BIENES	
DESCRIPCION	CANTIDAD
LAPTOP	1
IMPRESORA MULTIFUNCIONAL	1
SOFTWARE PROPIETARIO Y/O BIBLIOGRAFIA	2
TOTAL	4

CUADRO 4: BIENES PARA EL PROYECTO

5.4 SERVICIOS

SERVICIOS	
DESCRIPCION	CANTIDAD
ASESORIA EXTERNA DE PSICOLOGIA	1
ASESORIA EXTERNA	1
SERVICIO DE CAPACITACION	2
TOTAL	4

CUADRO 5: BIENES PARA EL PROYECTO



5.5 FUENTES DE FINANCIAMIENTO Y PRESUPUESTO

CRONOGRAMA DE EJECUCION DETALLADO PRESUPUESTAL DEL PROYECTO DE TESIS																																							
NOMBRE REALIZAR	ACTIVIDAD	A	ENE		FEB		MAR		ABR		MAY		JUN		JUL		AGO		SEP		OCT		NOV		DIC		TOTAL												
			SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.	SI.																			
EQUIPOS																																							
Laptop														4000																						4000			
Impresora multifuncional con sistema de tinta continuo												1000																									1000		
MATERIALES																																							
Material fungible (Papel bond y tinta para impresora)																																						2000	
PROGRAMAS INFORMÁTICOS Y BIBLIOGRAFÍA																																							
Software propietario y/o Bibliografía																																						2000	
GASTOS																																							
Viáticos y pasajes																																							3000
Servicios profesionales de capacitación y asesoramiento																																						4000	
Gastos Generales (Útiles de escritorio y otros)																																					1000		
TOTAL																																						17000	

CUADRO 6: CRONOGRAMA DE EJECUCION PRESUPUESTAL DETALLADO.

VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Amaya Torrado, Y. K. (2012). *Modelo predictivo de deserción estudiantil utilizando técnicas de minería de datos*. Ocaña y Barranquilla, Colombia: Universidad Francisco de Paula Santander, Ocaña, Colombia y Universidad Simón Bolívar, Barranquilla, Colombia.
- Ávila Baray, H. (2006). *Introducción a la metodología de la investigación*. Guadalajara - Mexico: Edición Electronica.
- Barraza Macías, A. (2013). *Rendimiento académico y autoeficacia percibida. Un estudio de caso*. Durango, Mexico: Instituto Universitario Anglo Español.
- C. Romero, A. Z. (2012). Predicción del rendimiento académico en las nuevas titulaciones de grado de la EPS de la Universidad de Córdoba. *Actas Simposio-Taller JENUI 2012*, 57-64.
- Castrillón, P. C. (2015). Emotional intelligence and academic performance in undergraduate students. *psicología desde el caribe*, 1-18.
- Dataprix. (2016). El modelo de referencia CRISPDm. <http://www.dataprix.com>, 1-15.
- Escobedo de la Riva, P. (2015). "Relación entre inteligencia emocional y rendimiento académico de los alumnos del nivel básico de un colegio privado". Guatemala de la Asunción: UNIVERSIDAD RAFAEL LANDÍVAR.
- Fischer Angulo, E. S. (2012). *Modelo para la automatización del proceso de determinación de riesgo de deserción en estudiantes universitarios*. Santiago, Chile: Universidad de Chile.
- García, O. y. (1991). *Factores condicionantes de aprendizaje en lógic amatemática. Tesis para optar el grado de magister*. Lima, Peru: Universidad San Martín de Porres.
- Goleman, D. (1996). *Inteligencia Emocional*. Madrid: Cairos.
- González Cardona, J. C. (2011). *Sistema de apoyo para la acreditación de la calidad de programas académicos de la Universidad de Caldas, aplicando técnicas en minería de datos*. Manizales, Caldas – Colombia: Universidad Autonoma De Manizales.
- Hernández Cedano, J. Á. (2015). *Modelo de minería de datos para identificación de patrones que influyen en el aprovechamiento académico*. Baja California Sur, Mexico: Instituto Tecnológico de la Paz-Tecnológico Nacional de Mexico.

- Hernandez Sampieri, R. (2008). *Metodología de la investigación*. Mexico: MC Graw Hill.
- Holgado, J. (2000). *Las escuelas normales de Sevilla durante el siglo XX*. Sevilla, España: Universidad de Sevilla.
- Jaimes, R. F. (2008). Emotional Intelligence and Academic Achievement Students from the Faculty of Humanities and Education at the University Alas Peruanas. *CIENTES* 9, 1-19.
- La Red Martínez, D. L. (2015). Academic Performance Profiles: A Model based on data Mining. *revistacampusvirtuales*, 12-30.
- Márquez Vera, C. . (2012). Predicción del Fracaso Escolar mediante Técnicas de Minería de Datos. *IEEE-RITA Vol. 7*, 109-117.
- Matus, H. (1989). *Aplicación del método EPLZR y su influencia en el rendimiento*. MEXICO: UNAM.
- Microsoft. (2016). Algoritmos de minería de datos (Analysis Services, minería de datos). *Microsoft*, 1-6.
- Ministerio de Educación del Perú . (2009). *Diseño Curricular Nacional de la Educación*. Lima: El Autor.
- Muñoz Ledesma, A. (2015). *MODELOS PARA LA MEJORA DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE ALUMNOS DE LA E.S.O. MEDIANTE TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS*. Murcia, España: Universidad de Murcia.
- Pérez López, C. (2007). Minería de datos: técnicas y herramientas. En C. Pérez López, *Minería de datos: técnicas y herramienta* (pág. 7). Madrid: Editorial Paraninfo.
- Pérez López, C. (2007). Minería de datos: técnicas y herramientas. En C. Pérez López, *Minería de datos: técnicas y herramientas* (pág. 1). Madrid: Editorial Paraninfo.
- Salovey, P. &. (2005). The Science of emotional: Currents Directions in Psychological Science. En P. &. Salovey, *The Science of emotional: Currents Directions in Psychological Science* (págs. 14,281-285).
- Shapiro, L. (1997). *Inteligencia emocional de los niños*. Mexico: Javier Vergara Editor.
- TAMAYO, L. A. (2014). *Inteligencia Emocional y rendimiento académico: análisis de variables mediadoras*. Salamanca: UNIVERSIDAD DE SALAMANCA.

- Vieira Braga, L. P. (2009). Introducción a la Minería de Datos. En L. P. Vieira Braga, *Introducción a la Minería de Datos* (pág. 15). Rio de Janeiro: Editora E-papers.
- Villacorta Vigoa, E. (2010). Emotional Intelligence and Academic Achievement in Human Medicine students of Universidad Nacional de la Amazonía Peruana. *CIEN DES* 12, 41-56.
- Zambrano Vargas, G. (2011). "INTELIGENCIA EMOCIONAL Y RENDIMIENTO ACADÉMICO EN HISTORIA, GEOGRAFÍA Y ECONOMÍA EN ALUMNOS DEL SEGUNDO DE SECUNDARIA DE UNA INSTITUCIÓN EDUCATIVA DEL CALLAO". Callao.
- Ugarriza. N., y Pajares, L. (2001). *Adaptación y estandarización del inventario de inteligencia emocional de Bar-On ICE: NA, en niños adolescentes* (2da. ed.).Lima.
- Universidad nacional de Moquegua (2016).
<http://www.unam.edu.pe/licenciamiento/matriculados2016.pdf>. Moquegua.

VII. ANEXOS

MATRIZ DE CONSISTENCIA-TITULO: “MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE COMPORTAMIENTO DE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL QUE INFLUYEN EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DE LA UNAM SEDE ILO”

PROBLEMA GENERAL:	OBJETIVO GENERAL:	HIPOTESIS GENERAL:	VARIABLE I:	METODOLOGIA NIVEL INVESTIGACION:	POBLACION:
¿Es posible implementar un modelo de minería de datos para identificación de patrones de comportamiento de la inteligencia emocional que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo?	Implementar un modelo de minería de datos para identificación de patrones de comportamiento de la inteligencia emocional que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo.	Mediante un modelo de minería de datos se podrá identificar los patrones de comportamiento de la inteligencia emocional que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo.	Modelo de minería de datos VARIABLE II: Patrones de comportamiento de la inteligencia emocional que influyen en el rendimiento académico	TIPO DE INVESTIGACION: Investigación de tipo Experimental. DISEÑO DE INVESTIGACION: Diseño Pre experimental.	El total de estudiantes de la UNAM sede Ilo (526). MUESTRA: La muestra estará constituida por más del 50% de la población (Mayor a 263 estudiantes de la población seleccionada al azar).

PROBLEMAS ESPECÍFICOS:	OBJETIVO ESPECÍFICO:	HIPOTESIS ESPECÍFICO:
<p>¿Es posible evaluar la inteligencia emocional de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, mediante el test de ICE de BARON?</p>	<p>Evaluar la inteligencia emocional de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, mediante el test de ICE de BARON.</p>	<p>Es posible evaluar la inteligencia emocional de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, mediante el test de ICE de BARON.</p>
<p>¿Es posible implementar un almacén de datos (DATA WAREHOUSE) de la inteligencia emocional y el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, aplicando el proceso ETL.</p>	<p>Implementar un almacén de datos (DATA WAREHOUSE) de la inteligencia emocional y el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo, aplicando el proceso ETL.</p>	<p>Es posible Implementar un almacén de datos (DATA WAREHOUSE) de la inteligencia emocional y el rendimiento académico de los estudiantes de la UNAM sede Ilo,</p>

<p>aplicando el proceso de ETL?</p> <p>¿Es posible implementar el modelo de minería de datos, aplicando la metodología CRISP-DM?</p>	<p>Implementar el modelo de minería de datos, aplicando la metodología CRISP-DM</p>	<p>aplicando el proceso de ETL.</p> <p>Es posible desarrollar el modelo de minería de datos, aplicando la metodología CRISP-DM.</p>		
--	---	---	--	--

