

UNIVERSIDAD PRIVADA ANTENOR ORREGO

ESCUELA DE POSGRADO



**“FRAMEWORK BASADO EN MINERÍA DE DATOS PARA LA OBTENCIÓN
DEL PERFIL DE EGRESO DE LOS ESTUDIANTES DEL PROGRAMA DE
INGENIERIA MECATRÓNICA DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE
TRUJILLO AÑO 2019”**

TESIS

**PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN INGENIERÍA DE
SISTEMAS, MENCIÓN EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN**

AUTOR:

Br. ASTO RODRIGUEZ, EMERSON MAXIMO

ASESOR:

Ms. JOSÉ ANTONIO CALDERÓN SEDANO

Trujillo, 1 de abril de 2020

**FRAMEWORK BASADO EN MINERIA DE DATOS PARA LA
OBTENCION DEL PERFIL DE EGRESO DE LOS
ESTUDIANTES DEL PROGRAMA DE INGENIERIA
MECATRONICA DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE
TRUJILLO AÑO 2019**

Por: Br. Asto Rodriguez, Emerson Maximo

Aprobado:

Dr. Luis Vladimir Urrelo Huiman
(Presidente)

Ms. Jorge Antonio Jara Arenas
(Secretario)

Dr. Sixto Ricardo Prado Gardini
(Vocal)

Asesor: Ms. José Antonio Calderón Sedano

ACREDITACIÓN

El Ms. José Antonio Calderón Sedano, que suscribe, asesor de la Tesis con Título **“Framework basado en minería de datos para la obtención del perfil de egreso de los estudiantes del programa de Ingeniería Mecatrónica de la Universidad Nacional de Trujillo año 2019”**, desarrollado por la Br. en Ing. Mecatrónica: Asto Rodriguez, Emerson Maximo, acredita haber realizado las observaciones y recomendaciones pertinentes, encontrándose expedita para su revisión por parte de los señores miembros del Jurado Evaluador.

Trujillo, 1 de abril de 2020.

El Asesor:



Ms. José Antonio Calderón Sedano

El Autor:



Br. Asto Rodriguez Emerson Maximo

PRESENTACIÓN

Señores Miembros del Jurado:

Cumpliendo con los requerimientos estipulados en el reglamento de Grados y Títulos de la Escuela de Postgrado de la Universidad Privada Antenor Orrego, para obtener el grado de Maestro en Ingeniería de Sistemas con mención en Sistemas de Información, pongo a vuestra disposición la presente tesis titulada: **FRAMEWORK BASADO EN MINERIA DE DATOS PARA LA OBTENCION DEL PERFIL DE EGRESO DE LOS ESTUDIANTES DEL PROGRAMA DE INGENIERIA MECATRONICA DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE TRUJILLO AÑO 2019.**

Gracias.

Trujillo, 1 de abril de 2020

Br. Asto Rodriguez Emerson Maximo

Dedicado:

***A mis padres quienes siempre me brindan un apoyo
incondicional en todo momento.***

A mis hermanos, para quienes intento ser un ejemplo.

Br. Emerson Maximo Asto Rodriguez

.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a mis padres Maximo Asto Gómez y Marina Rodriguez Cárdenas, quienes son el soporte emocional de mi vida, les agradezco por todo el tiempo dedicado a mi persona, por sus palabras de aliento y motivación para realizar mis estudios de maestría y la elaboración del presente trabajo.

Agradezco a todos los docentes de la maestría en Ingeniería De Sistemas Con Mención en Sistemas de Información de la Universidad Privada Antenor Orrego, que compartieron sus conocimientos y experiencias durante el periodo de estudios de la maestría.

Agradezco a mis compañeros y amigos, los ingenieros: Rojas Ganoza Edward Alonso, Solano Rodriguez Edwin Omar, y Tacilla Ludeña Julio Luis, con quienes compartimos responsabilidades en la elaboración de los trabajos en los diferentes cursos de la maestría.

Agradezco a mi asesor el Ms. José Antonio Calderón Sedano, por su guía y apoyo durante el transcurso de la Maestría, y por el asesoramiento brindado para la elaboración de la presente tesis.

Br. Asto Rodriguez Emerson Maximo

RESUMEN

FRAMEWORK BASADO EN MINERIA DE DATOS PARA LA OBTENCION DEL PERFIL DE EGRESO DE LOS ESTUDIANTES DEL PROGRAMA DE INGENIERIA MECATRONICA DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE TRUJILLO AÑO 2019

Br. Asto Rodriguez Emerson Maximo

Esta investigación busca el planteamiento de una metodología para la obtención del perfil de egreso de un programa de educación superior, el cual es necesario en procesos de acreditación y/o mejora continua, a partir únicamente de los historiales de calificaciones de los egresados, mediante la aplicación de técnicas de minería de datos. Para ello se propone un Framework metodológico, el cual será aplicado a los historiales de calificaciones de las últimas promociones del programa de Ingeniería Mecatrónica de la Universidad Nacional de Trujillo. Se inicia el proceso con la caracterización del plan de estudios respecto a un conjunto de atributos previamente seleccionados, los cuales componen el perfil de egreso, luego se transforma los datos para adecuarlos a la técnica de minería de datos seleccionada, la cual fue la técnica de aprendizaje no supervisado con el algoritmo K-Means, a continuación, se procede a ejecutar iterativamente el algoritmo de minería, en el software RapidMiner, con el fin de encontrar el modelo que mejor se ajuste a los datos. Una vez obtenido el mejor modelo, se procede a una etapa de interpretación y evaluación de los resultados y finalmente a la síntesis del perfil de egreso del programa de Ingeniería Mecatrónica, el cual demostró ser lógico y coherente con el contexto y la prospectiva del programa. Encontrándose también durante el proceso información relevante que puede usarse para el planteamiento de acciones de mejora en la formación académica del programa. Se valida el framework propuesto mediante una encuesta dirigida a expertos del programa de Ingeniería Mecatrónica, determinándose que los indicadores de efectividad y reusabilidad del framework propuesto son **Bueno** y **Aceptable** respectivamente, por lo que se le considera válido.

Palabras clave: Framework, Minería de datos, K-Means, Minería de datos Educativa, CRISP-dm, KDD, Perfil de egreso, Acreditación

ABSTRACT

FRAMEWORK BASED ON DATA MINING FOR THE OBTAINING OF THE GRADUATE PROFILE OF THE STUDENTS OF THE MECATRONIC ENGINEERING PROGRAM OF THE NATIONAL UNIVERSITY OF TRUJILLO YEAR 2019

Br. Asto Rodriguez Emerson Maximo

This research seeks the approach of a methodology for obtaining the graduation profile of a higher education program, which is necessary in processes of accreditation and / or continuous improvement, based only on the history of graduates' qualifications, through the application of data mining techniques. For this, a methodological framework is proposed, which will be applied to the qualification records of the latest promotions of the Mechatronics Engineering program of the National University of Trujillo. The process begins with the characterization of the curriculum regarding a set of previously selected attributes, which compose the discharge profile, after transforming the data to adapt them to the selected data mining technique, which was the technique of Unsupervised learning with the K-Means algorithm, then the mining algorithm is run iteratively, in the RapidMiner software, in order to find the model that best fits the data. Once the best model is obtained, we proceed to a stage of interpretation and evaluation of the results and finally to the synthesis of the exit profile of the Mechatronics Engineering program, which proved to be logical and consistent with the context and the prospective of the program. Also found during the process is relevant information that can be used for planning improvement actions in the academic training of the program. The proposed framework is validated by means of a survey addressed to experts from the Mechatronics Engineering program, determining that the indicators of effectiveness and reusability of the proposed framework are Good and Acceptable respectively, for which reason it is considered valid.

Keywords: *Framework, Data Mining, K-Means, Educational Data Mining, CRISP-DM, KDD, Graduate Profile, Accreditation*

ÍNDICE

ACREDITACIÓN	II
PRESENTACIÓN	III
AGRADECIMIENTOS	V
RESUMEN	VI
ABSTRACT	VII
ÍNDICE	VIII
ÍNDICE DE FIGURAS	IX
ÍNDICE DE TABLAS	XI
CAPÍTULO I: INTRODUCCION	13
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO	19
2.1. ANTECEDENTES	19
2.2. MARCO TEORICO	24
2.2.1. CALIDAD EDUCATIVA UNIVERSITARIA	24
2.2.2. ACREDITACIÓN UNIVERSITARIA.....	26
2.2.3. RENDIMIENTO ACADÉMICO	35
2.2.4. MINERÍA DE DATOS	36
2.3. MARCO CONCEPTUAL.....	52
2.3.1. FRAMEWORK	52
2.3.2. PERFIL DE EGRESO	53
2.3.3. HISTORIAL DE CALIFICACIONES.....	53
2.3.4. MINERÍA DE DATOS	54
2.3.5. COMPETENCIAS	54
2.3.6. CRÉDITO ACADÉMICO	54
CAPÍTULO III: METODOLOGIA	57
3.1. POBLACION.....	57
3.2. MUESTRA.....	57
3.3. UNIDAD DE ANALISIS	58
3.4. OPERACIONALIZACION DE LAS VARIABLES	58
3.5. METODOS DE RECOLECCION DE DATOS	58
3.6. PROCEDIMIENTOS	59
3.7. DISEÑO DE CONTRASTACION	60
3.7.1. TIPO DE INVESTIGACION.....	60
3.7.2. ÁREA / LINEA DE INVESTIGACION.....	60
3.8. PROCESAMIENTO DE DATOS	60
3.9. ASPECTOS ETICOS	60
CAPÍTULO IV: RESULTADOS	62
4.1. COMPARATIVA DE LOS FRAMEWORKS DE MINERIA DE DATOS EXISTENTES	62
4.1.1. CRITERIOS DE COMPARACION	63
4.1.2. COMPARACIÓN DE LOS FRAMEWORKS DE MINERÍA	67
4.2. FRAMEWORK PROPUESTO	71
4.2.1. ETAPA 1: CARACTERIZACIÓN DEL PLAN DE ESTUDIOS DEL PROGRAMA	71
4.2.2. ETAPA 2: CREACIÓN Y ADECUACIÓN DEL DATASET	73
4.2.3. ETAPA 3: MINERÍA DE DATOS	76
4.2.4. ETAPA 4: INTERPRETACIÓN Y EVALUACIÓN	76
4.2.5. ETAPA 5: TOMA DE ACCIONES.....	76

4.3.	EJECUCION Y VALIDACION DEL FRAMEWORK	77
4.3.1.	EJECUCION DEL FRAMEWORK EN EL PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRONICA.....	77
4.3.2.	VALIDACION DEL FRAMEWORK	108
CAPÍTULO V: DISCUSIÓN		115
5.1.	RELACION DE LOS RESULTADOS CON LOS OBJETIVOS	115
5.1.1.	CON EL OBJETIVO PRINCIPAL	115
5.1.2.	CON LOS OBJETIVOS ESPECIFICOS	116
5.2.	COMPARACIÓN CON LOS ANTECEDENTES	119
.....		120
5.3.	APORTES Y LIMITACIONES DEL ESTUDIO	122
CAPITULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....		125
6.1.	CONCLUSIONES	125
6.2.	RECOMENDACIONES	126
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		127
ANEXO A: PLANES DE ESTUDIO DE INGENIERIA MECATRONICA		134
A.1	PLAN DE ESTUDIOS – CURRÍCULA 2010.....	134
A.2.	PLAN DE ESTUDIOS – CURRÍCULA 2018.....	136
ANEXO B: COMPETENCIAS DE INGENIERIA MECATRONICA		140
ANEXO C: CARACTERIZACION DEL PLAN DE ESTUDIOS POR AREAS Y LINEAS DE INVESTIGACION		144
ANEXO C.1:	INSTRUMENTO APLICADO	144
ANEXO C.2:	APLICACIÓN DEL INSTRUMENTO	145
ANEXO C.3:	RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DEL INSTRUMENTO	158
ANEXO D: CARACTERIZACION DEL PLAN DE ESTUDIOS POR COMPETENCIAS (RESULTADOS DEL ESTUDIANTE)		160
ANEXO E: TABLA DE CARACTERIZACION DEL PLAN DE ESTUDIOS SEGÚN EL PERFIL DE EGRESO		162
ANEXO F: AUTORIZACION PARA EL USO DE LOS HISTORIALES DE CALIFICACIONES.....		164
ANEXO G: DATASETS USADOS EN LA ETAPA DE MINERIA DE DATOS		165
ANEXO G.1.	DATASET DE VALORES REALES.....	165
ANEXO G.2.	DATASET DE VALORES CATEGORICOS	168
ANEXO H: EVALUACION DEL FRAMEWORK		171
ANEXO H.1.	RESUMEN ENVIADO A LOS EXPERTOS	171
ANEXO H.2.	ENCUESTA REALIZADA.....	184

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 2.1-FRAMEWORK PROPUESTO (MIMIS ET AL., 2018).	20
FIGURA 2.2-VISUALIZACIÓN DE LOS CLÚSTERES ENCONTRADOS POR (FONTALVO ET AL., 2018)	22
FIGURA 2.3-ACREDITACIONES OTORGADAS POR SINEACÉ DESDE EL AÑO 2012 HASTA 2016 (SINEACE, 2016).....	28
FIGURA 2.4-RELACIÓN DE DIMENSIONES Y FACTORES DEL MODELO DE ACREDITACIÓN DE PROGRAMAS DE ESTUDIOS UNIVERSITARIOS (SINEACE, 2016).	29
FIGURA 2.5-RESULTADOS DEL ESTUDIANTE (ICACIT, 2018).	38
FIGURA 2.6-CLASIFICACIÓN DE MODELOS DE MINERÍA DE DATOS (SUKHIJA, JINDAL, & AGGARWAL, 2016).....	42
FIGURA 2.7-METODOLOGÍA CRISP-DM (CÁCERES, 2011).....	43
FIGURA 2.8-DINÁMICA GENERAL DE LA METODOLOGÍA SEMMA (PERALTA, 2014)	44
FIGURA 2.9-INTERFAZ GRÁFICA DE SOFTWARE RAPIDMINER (RAPIDMINER, 2018).....	48

FIGURA 2.10-INTERFAZ GRÁFICA DE SOFTWARE WEKA (MACHINELEARNINGMASTERY, 2019).....	49
FIGURA 2.11-INTERFAZ GRÁFICA DE SOFTWARE ORANGE (ORANGE, 2018)	50
FIGURA 2.12-FLUJO DE EJECUCIÓN Y VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS EN SOFTWARE KNIME (KNIME, 2018).....	50
FIGURA 2.13-INTERFAZ GRÁFICA DE SAS ENTERPRISE MINER MOSTRANDO UN ÁRBOL DE DECISIÓN (SAS, 2015)	51
FIGURA 2.14-MINERÍA DE DATOS EN LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN PYTHON (SHMUELI, BRUCE, YAHAV, PATEL, & LICHTENDAHL JR, 2017).	52
FIGURA 4.1 MARCO COMPARATIVO PROPUESTO POR (MOINE & HAEDO, 2015)	63
FIGURA 4.2 RELACIÓN DEL PROCESO KDD CON OTROS MARCOS DE MINERÍA DE DATOS EXISTENTES. (ELABORACIÓN PROPIA)	69
FIGURA 4.3 QUE METODOLOGÍA PRINCIPAL SE USA PARA MINERÍA DE DATOS. EXTRAÍDA DE (GRANDEZ MÁRQUEZ, 2017) ..	70
FIGURA 4.4-FRAMEWORK PROPUESTO PARA LA OBTENCIÓN DEL PERFIL DE EGRESO DE UN PROGRAMA DE EDUCACIÓN SUPERIOR. (ELABORACIÓN PROPIA)	71
FIGURA 4.5-EJEMPLO DE VALORACIÓN DE UNA EC. (ELABORACIÓN PROPIA).....	72
FIGURA 4.6-FORMA DEL DATASET INICIAL. (ELABORACIÓN PROPIA)	74
FIGURA 4.7-EJEMPLO DE LA PONDERACIÓN DE UNA EXPERIENCIA CURRICULAR. (ELABORACIÓN PROPIA)	75
FIGURA 4.8-VECTOR CARACTERÍSTICA PARA 1 ESTUDIANTE. (ELABORACIÓN PROPIA).....	75
FIGURA 4.9-INTERRELACIÓN DE LAS ÁREAS DE LA INGENIERÍA MECATRÓNICA. (HTTPS://SABERESYCIENCIAS.COM.MX/2013/02/02/MECATRONICA/).....	78
FIGURA 4.10-SUMILLA PRESENTE EN LA CURRÍCULA 2010 DE INGENIERIA MECATRÓNICA (CURRÍCULA INGENIERÍA MECATRÓNICA-UNT.2010).....	80
FIGURA 4.11-SUMILLA PRESENTE EN LA CURRÍCULA 2018 DE INGENIERIA MECATRÓNICA (CURRÍCULA INGENIERÍA MECATRÓNICA-UNT.2018).....	81
FIGURA 4.12-INSTRUMENTO DIRIGIDO A LOS DOCENTES ESPECIALISTAS DE INGENIERÍA MECATRÓNICA (ELABORACIÓN PROPIA)	81
FIGURA 4.13-RESULTADOS DEL INSTRUMENTE PARA LOS CICLOS IX Y X (ELABORACIÓN PROPIA).....	82
FIGURA 4.14-VALORACIÓN DE EC' RESPECTO A LAS COMPETENCIAS DE INGENIERÍA MECATRÓNICA (COMITÉ DE ACREDITACIÓN MECATRÓNICA, 2018)	83
FIGURA 4.15-MATRIZ DE VALORACIÓN DE LAS 19 CARACTERÍSTICAS DEL PERFIL DE EGRESO, DE LOS CICLOS IX Y X. (ELABORACIÓN PROPIA).....	83
FIGURA 4.16-CERTIFICADOS DE ESTUDIO PROPORCIONADOS POR EL PROGRAMA DE INGENIERIA MECATRÓNICA (PROGRAMA DE INGENIERIA MECATRÓNICA, 2019)	84
FIGURA 4.17-TABLA DE CALIFICACIONES DE LOS ESTUDIANTES DE INGENIERIA MECATRÓNICA (ELABORACIÓN PROPIA).....	84
FIGURA 4.18-FRACCIÓN DEL DATASET INICIAL (ELABORACIÓN PROPIA).....	85
FIGURA 4.19-FRACCIÓN DEL DATASET INICIAL EN SU FORMA CATEGÓRICA (ELABORACIÓN PROPIA)	86
FIGURA 4.20-FLUJO DE EJECUCIÓN IMPLEMENTADO EN RAPIDMINER (ELABORACIÓN PROPIA)	87
FIGURA 4.21- MEDIA Y DESVIACIÓN ESTÁNDAR (A) SIN EL BLOQUE NORMALIZE (B) CON EL BLOQUE NORMALIZE	88
FIGURA 4.22-GENERALIDADES Y DESCRIPCIÓN DEL OPERADOR K-MEANS EN RAPIDMINER (DOCUMENTACIÓN DE RAPIDMINER)	89
FIGURA 4.23-RESULTADOS PARA EL DATASET CATEGÓRICO CON K=2 (A) GRAFICA DE CLUSTER (B) PROPORCIÓN DE ELEMENTOS EN CADA CLUSTER (ELABORACIÓN PROPIA)	90
FIGURA 4.24-RESULTADO CON K=2 PARA DATASET CON VALORES REALES. (ELABORACIÓN PROPIA).....	91
FIGURA 4.25-RESULTADOS PARA EL DATASET CATEGÓRICO CON K=3 (A) GRAFICA DE CLUSTER (B) PROPORCIÓN DE ELEMENTOS EN CADA CLUSTER (ELABORACIÓN PROPIA EN RAPIDMINER)	91
FIGURA 4.26-RESULTADO CON K=3 PARA DATASET DE VALORES REALES. (ELABORACIÓN PROPIA EN RAPIDMINER)	92
FIGURA 4.27-RESULTADOS PARA EL DATASET CATEGÓRICO CON K=4 (A) GRAFICA DE CLUSTER (B) PROPORCIÓN DE ELEMENTOS EN CADA CLUSTER (ELABORACIÓN PROPIA)	93
FIGURA 4.28-RESULTADO CON K=4 PARA DATASET DE VALORES REALES. (ELABORACIÓN PROPIA EN RAPIDMINER)	93
FIGURA 4.29-RESULTADOS PARA EL DATASET CATEGÓRICO CON K=5 (A) GRAFICA DE CLUSTER (B) PROPORCIÓN DE ELEMENTOS EN CADA CLUSTER (ELABORACIÓN PROPIA EN RAPIDMINER)	94
FIGURA 4.30-RESULTADO CON K=5 PARA DATASET DE VALORES REALES. (ELABORACIÓN PROPIA)	95
FIGURA 4.31-RESULTADOS PARA EL DATASET CATEGÓRICO CON K=6 (A) GRAFICA DE CLUSTER (B) PROPORCIÓN DE ELEMENTOS EN CADA CLUSTER (ELABORACIÓN PROPIA)	96
FIGURA 4.32-RESULTADO CON K=6 PARA DATASET DE VALORES REALES. (ELABORACIÓN PROPIA)	96
FIGURA 4.33-CORRESPONDENCIA DE LOS CLUSTERS CON K=5 CON LA ESCALA MODIFICADA DE LA TABLA 4.10. (ELABORACIÓN PROPIA)	97
FIGURA 4.34-FLUJO DE EJECUCIÓN SIN HACER USO DEL OPERADOR NORMALIZE (ELABORACIÓN PROPIA)	98
FIGURA 4.35-RESULTADOS PARA EL DATASET CATEGÓRICO SIN NORMALIZAR CON K=5 (A) GRAFICA DE CLUSTER (B) PROPORCIÓN DE ELEMENTOS EN CADA CLUSTER. (ELABORACIÓN PROPIA).....	98

FIGURA 4.36-SEGMENTO DE LOS CLUSTERS PARA LOS EJES DE CONOCIMIENTO. (ELABORACIÓN PROPIA)	100
FIGURA 4.37-SEGMENTO DE LOS CLUSTERS PARA LAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN. (ELABORACIÓN PROPIA)	101
FIGURA 4.38-SEGMENTO DE LOS CLUSTERS PARA LAS COMPETENCIAS O RESULTADOS DEL ESTUDIANTE. (ELABORACIÓN PROPIA)	103
FIGURA 4.39. CALCULA DEL ALFA DE CRONBACH. (ELABORACIÓN PROPIA)	110
FIGURA 5.1-RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DE LA EFECTIVIDAD DEL FRAMEWORK PROPUESTO (ELABORACIÓN PROPIA) .	116
FIGURA 5.2-COMPARACIÓN DEL FRAMEWORK PROPUESTO, CON EL FRAMEWORK DE MIMIS ET AL. (ELABORACIÓN PROPIA)	120

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 2.1-RESULTADOS PARA LOS 3 MODELOS PROPUESTOS POR (MIMIS ET AL., 2018)	19
TABLA 2.2-COMPARACIÓN DE LOS MODELOS PROPUESTOS POR (BEDOYA ET AL., 2016)	20
TABLA 2.3-COMPARACIÓN DE LOS MODELOS SUGERIDOS POR (MIRANDA & GUZMÁN, 2017).....	21
TABLA 2.4-RESULTADOS DE LA DESERCIÓN ANALIZADOS POR (ECKERT & SUÉNAGA, 2015)	23
TABLA 2.5-RESULTADOS DE LA PREDICCIÓN DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO POR (YAMAO EIRIKU, 2018)	23
TABLA 2.6-DIMENSIONES Y FACTORES DEL MODELO SINEACE ADAPTADO DE (SINEACE, 2016).	29
TABLA 2.7-DIMENSIONES Y FACTORES DEL MODELO ICACIT RESUMIDO DE (ICACIT, 2018)	31
TABLA 2.8-RESULTADOS DEL ESTUDIANTE (ICACIT, 2018)	33
TABLA 2.9-CLASIFICACIÓN DE LAS TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS (MORENO ET AL., 2008)	39
TABLA 2.10-TÉCNICAS Y TAREAS DE LA MINERÍA DE DATOS EDUCACIONAL. ADAPTADO DE (SUKHIJA ET AL., 2016) Y (JIMÉNEZ GALINDO & ÁLVAREZ GARCÍA, 2010)	47
TABLA 2.11-COMPARATIVA DE SOFTWARE PARA MINERÍA DE DATOS (IONOS, 2018).....	52
TABLA 4.1 CORRELACIÓN DE LOS FRAMEWORKS EXISTENTES DE MINERÍA DE DATOS	62
TABLA 4.2 CARACTERÍSTICAS ASPECTO 1 PROPUESTA POR (MOINE & HAEDO, 2015)	63
TABLA 4.3 CARACTERÍSTICAS DEL ASPECTO 2 PROPUESTAS POR (MOINE & HAEDO, 2015)	64
TABLA 4.4 CARACTERÍSTICAS DEL ASPECTO 3 PROPUESTAS POR (MOINE & HAEDO, 2015)	64
TABLA 4.5 CARACTERÍSTICAS DEL ASPECTO 4 PROPUESTAS POR (MOINE & HAEDO, 2015)	65
TABLA 4.6 COMPARACIÓN DE FRAMEWORKS EXISTENTES. (ELABORACIÓN PROPIA).....	67
TABLA 4.7. RESUMEN DE LA COMPARACIÓN DE LAS 52 CARACTERÍSTICAS DE (MOINE, 2013). (ELABORACIÓN PROPIA).....	68
TABLA 4.8 RESUMEN DE LA COMPARACIÓN DE LAS 31 CARACTERÍSTICAS RELEVANTES. (ELABORACIÓN PROPIA).....	69
TABLA 4.9-COMPARATIVA EN LAS ESCALAS DE MEDICIÓN UNT CON LA ESCALA DE MEDICIÓN DEL COMITÉ DE CALIDAD DE INGENIERIA MECATRÓNICA. (ELABORACIÓN PROPIA).	85
TABLA 4.10-ESCALA MODIFICADA PARA CATEGORIZAR EL DATASET INICIAL. (ELABORACIÓN PROPIA).....	86
TABLA 4.11 CRITERIOS DE EVALUACIÓN DE LOS EXPERTOS	109
TABLA 4.12 RESULTADOS DE LA EVALUACIÓN DE LOS EXPERTOS BAJO LOS CRITERIOS DE LA TABLA 4.11. (ELABORACIÓN PROPIA)	109
TABLA 4.13 TABLA DE CALIFICACIÓN DEL ALFA DE CRONBACH. (REYES GUTIÉRREZ, 2017)	110
TABLA 4.14 ESCALA DE ACEPTACIÓN PARA LOS INDICADORES DEL FRAMEWORK PROPUESTO. (ELABORACIÓN PROPIA)	111
TABLA 4.15 RESULTADOS ENCUESTA PARA EL INDICADOR REUSABILIDAD. (ELABORACIÓN PROPIA)	112
TABLA 4.16 RESULTADOS ENCUESTA PARA EL INDICADOR EFECTIVIDAD. (ELABORACIÓN PROPIA).....	112

CAPÍTULO I

INTRODUCCION

*“La educación es el arma más poderosa que puedes usar
para cambiar el mundo”*

Nelson Mandela.

CAPÍTULO I: INTRODUCCION

En el mundo existen muchos problemas urgentes que requieren solución, como la escasez de alimentos, escasez energética, la contaminación ambiental, la pobreza, la corrupción, etc. Pero sin duda, uno de los problemas con igual relevancia que los mencionados es asegurar la calidad educativa universitaria. Los problemas iniciales mencionados serían más fáciles de solucionar si tenemos una educación integral, capaz de formar profesionales comprometidos con su desarrollo personal y el de la sociedad.

Según (Salas Perea, 2000), uno de los retos de la educación universitaria de este siglo es que el proceso educativo se base en los principios de la excelencia, calidad y pertinencia. Según (Marqués, 2010), la calidad educativa depende de muchos parámetros, como por ejemplo el logro de las competencias, tener los suficientes recursos académicos y tecnológicos, poseer servicios adecuados y la infraestructura necesaria para que el proceso educativo se logre eficientemente, lo que a su vez va acompañado de un cambio de cultura que involucra el compromiso social y marco de valores fundamentales. Por lo tanto, y considerando el fenómeno social de globalización, es fundamental que las universidades se comprometan a vigilar permanentemente la calidad educativa.

Para (Salas Perea, 2000), la calidad académica es un referente social e institucional cuyos resultados son cuantificables. La forma de cuantificar los resultados es mediante estándares de acreditación, y de acuerdo con (Martínez Abreu & Placeres Hernández, 2014), la acreditación es el resultado de un proceso de evaluación que reconoce el cumplimiento de los requisitos de calidad definidos previamente por instituciones reconocidas en el ámbito académico.

Existen en el mundo muchas entidades acreditadoras que han definido estándares de acuerdo con los programas que evalúan, por ejemplo, en medicina esta la Royal College of Physicians and Surgeons of Canada (RCPS), en ingeniería está Accreditation Board for Engineering and Technology (ABET), etc. (UC, 2019). En nuestro país la entidad de acreditación nacional es el Sistema Nacional de Evaluación, Acreditación y Certificación de la Calidad Educativa (SINEACE), que fue creado en el 2006 a través de la Ley N°28740 con la finalidad es garantizar a la sociedad que las instituciones educativas públicas y privadas ofrezcan un servicio de calidad, y que los trabajadores peruanos estén altamente

calificados para la labor que realizan(SINEACE, 2019), así mismo, el SINEACE ha reconocido a ICACIT como acreditadora para programas de ingeniería.

En (Cueto, Santiago et al., 2016), se manifiesta que en América Latina se ha dado una gran expansión de la oferta de educación superior a expensas de la calidad educativa, debido a que las nuevas instituciones han sido creadas con poca planificación, sin recursos suficientes ni procesos regulatorios. Esto es en nuestro país es corroborado por el artículo de (Gestion, 2014) donde menciona que entre los años 2000 a 2013, el número de universidades paso de 72 a 140. Muchas universidades según la Comisión Nacional por la Segunda Reforma Universitaria (CNSRU) han evidenciado incoherencia entre su propuesta educativa y las necesidades reales de la sociedad, además de ser solo “universidades negocio” sin los mínimos estándares de infraestructura y de calidad docente, demás carecen de la motivación para la investigación y producción de conocimiento (CNSRU, 2002).

En nuestro país, se puede afirmar que la calidad educativa superior se ha tomado seriamente con la creación de la Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria (SUNEDU), siendo uno de sus antecedentes los objetivos al 2021 planteados por el Proyecto Educativo Nacional (PEN), los cuales son articular la educación superior al desarrollo, producción de conocimiento para la lucha contra la pobreza y la formación de profesionales éticos y competentes(CNE, 2007). La SUNEDU se crea por medio de la publicación de la Ley Universitaria, Ley N° 30220 y cuya constitucionalidad fue ratificada por el Tribunal Constitucional el 26 de enero de 2016 cuyo objetivo es el aseguramiento de la calidad universitaria en el país, siendo uno de sus primeros objetivos, el licenciamiento de todas las universidades del país (SUNEDU, 2016). Esto constituyó un paso primordial, ya que sin la obtención del licenciamiento es imposible pensar en un nivel más alto de calidad como es la acreditación de un programa de estudios.

De lo mencionado hasta ahora, el aseguramiento de calidad se puede lograr cumpliendo determinados estándares que son creados por entidades acreditadoras, pero ¿cómo se logra medir estos estándares? Los modelos de acreditación en nuestro país están orientados a los resultados de los estudiantes, es decir, se basan en la medición de los logros que estos tienen en el momento que egresan y los logros pasado cierto tiempo después de ello (ICACIT, 2015). Los métodos de

realizar mediciones de los resultados estudiantiles no son únicos, las entidades acreditadoras no exigen un método específico de cómo medirlos, solo se solicita la documentación que pruebe que esta evaluación realmente se está haciendo, por lo tanto, la elección del método de medición depende del programa, siempre y cuando este sea objetivo, usualmente se utilizan rúbricas.

En este contexto, se necesitan métodos eficientes que permitan una obtención cuantificable y válida de los resultados del estudiante para su posterior análisis e interpretación, de tal forma que estos métodos permitan comprobar que las acciones de mejora continua, implementadas por el programa de educación superior, posibilitan el cumplimiento de los estándares de calidad o simplemente permitan verificar que se está en proceso de lograr tal objetivo. Generalmente, métodos estadísticos básicos son utilizados, lo cual es un método válido, sin embargo, existen otros métodos modernos muy potentes que se pueden explorar para este fin, como lo son los métodos y técnicas que nos ofrece la minería de datos.

La minería de datos es un conjunto de métodos y técnicas que permiten obtener conocimiento no evidente y significativo presente dentro de conjuntos extensos volúmenes de datos que provienen de entornos múltiples como la educación, la medicina, la economía, la ingeniería, etc. (Sánchez guzmán, 2012). En particular, muchas investigaciones que usan minería de datos se han aplicado a diversos ámbitos de la educación teniendo resultados positivos, y estas investigaciones son tan numerosas que actualmente se les considera en un campo de investigación completamente nuevo denominado Educacional Data Mining (Sosa, Chesñevar, & Sosa Bruchmann, 2015), aplicaciones como encontrar el índice de deserción estudiantil de (Torres, Ramos, & Moraga, 2016), sistemas recomendadores de objetos educativos de (Enrique, Cingolani, & Fernández, 2014) y sistemas de orientación vocacional (Reyes, 2015) son solo algunas de las áreas de investigación más notables que se vienen desarrollando.

Considerando la necesidad de encontrar un método efectivo para obtener, analizar e interpretar las mediciones de los resultados del estudiante como base para demostrar que se están cumpliendo los estándares de calidad, y sabiendo la aplicación exitosa de la minería de datos en entornos educativos, así también tomando como muestra al programa universitario de Ingeniería Mecatrónica de la Universidad Nacional de Trujillo surge la pregunta ¿Cómo obtener el perfil de

egreso de estudiantes universitarios del programa de Ingeniería Mecatrónica 2019 a partir de sus historiales de calificaciones mediante minería de datos?

La presente investigación denominada “Framework basado en minería de datos para la obtención del perfil de egreso de los estudiantes del programa de Ingeniería Mecatrónica de la universidad nacional de Trujillo año 2019” pretende responder a la interrogante mencionada en el párrafo anterior, es decir, proporcionar un Framework metodológico que permita la aplicación de la minería de datos en la obtención de los perfiles de egreso de los estudiantes en programas de educación superior, entendiéndose por obtención del perfil de egreso, como el hallazgo de patrones relacionados con los resultados del estudiante en el momento de egresar de la universidad. Todo esto a partir de los historiales de calificaciones de los estudiantes, ya que estos reflejan todo lo acontecido a los estudiantes durante su paso a través del programa de educación superior.

La investigación parte desde la hipótesis que un framework basado en minería de datos permitirá la obtención del perfil de egreso a partir de los historiales de calificaciones de estudiantes del programa de Ingeniería Mecatrónica 2019. Debiendo luego desarrollarse los objetivos específicos de hacer un análisis de los frameworks basados en minería de datos existentes mediante un cuadro comparativo para luego proponer el framework basado en minería de datos para la obtención del perfil de egreso y finalmente ejecutar y validar el framework basado en minería de datos propuesto en el programa de Ingeniería Mecatrónica. Esto permitirá el cumplimiento del objetivo general que es la obtención del perfil de egreso a partir de los historiales de calificaciones de los estudiantes del programa de Ingeniería Mecatrónica mediante un framework basado en minería de datos.

La importancia de esta investigación se puede ver en que según cifras del INEI, incluyendo programas universitarios, pedagógicos y tecnológicos existen en el Perú más de 7768 programas de educación superior (agendapais, 2018). Estos programas requieren o requerirán acreditarse, lo que implica que existe la necesidad de un marco de trabajo (Framework) que facilite a los responsables de estos programas llevar a cabo las etapas de un proceso de acreditación, el cual inicia con una etapa de diagnóstico o autoestudio, en el que determinar el perfil del egreso mediante una metodología válida es una actividad indispensable y de suma importancia.

El principal aporte que esta tesis realiza es una forma valida y eficiente para diagnosticar fortalezas, debilidades y las competencias dentro del perfil profesional con las que están egresando los estudiantes de un programa de educación superior, esto a través de un framework basado en minería de datos. Así mismo, se explora una forma nueva de análisis de datos provenientes de entornos educativos, como son los historiales de calificaciones, utilizando técnicas de minería de datos.

La distribución de capítulos se hace de la siguiente manera, en el presente capítulo, se da una visión general del trabajo y se explica de forma breve el contexto del problema. En el capítulo 2, se hace una revisión bibliográfica y profundización de las bases sobre la que se realiza la investigación. El capítulo 3, se plantea el framework que contempla las técnicas, métodos e instrumentos de minería de datos que se utilizaran para afrontar el problema. El capítulo 4, se hace el desarrollo de la investigación de acuerdo con los objetivos específicos planteados. En el capítulo 5, se hace una comparación de lo que se conoce, con los resultados de la presente investigación. Finalmente se presentan las conclusiones y recomendaciones del trabajo.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

*“Comienza haciendo lo que es necesario, después lo que es posible
y de repente estarás haciendo lo imposible”*

San Agustín.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1. ANTECEDENTES

En la búsqueda bibliográfica realizada, no se ha encontrado ninguna investigación previa que tenga el objetivo de obtener un modelo que caracterice el perfil del egresado universitario en relación con los resultados del estudiante o competencias, sin embargo, en diversos modos las investigaciones consultadas aportan al presente trabajo con una visión general de la metodología que se debe aplicar, así como, de las posibles técnicas que se pueden utilizar para afrontar el problema de la presente tesis. A continuación, se mencionan de forma sintética diversas investigaciones que hacen uso de la minería de datos dentro del contexto educativo.

Mimis et al., 2019, en su investigación “**A framework for smart academic guidance using educational data mining**” propusieron la aplicación de los modelos de Arboles de decisión, Naive Bayes y redes neuronales, a información proveniente de 330 estudiantes, para explorar el potencial de los sistemas recomendadores en la orientación vocacional y predicción del rendimiento académico. La información de los estudiantes incluye el historial de calificaciones, información socio-económica y la motivación estudiantil. Los resultados de su investigación, para los 3 modelos que usaron se muestran en la **tabla 2.1**. El framework metodológico que proponen se resume en la **figura 2.1**. Los autores concluyen que las predicciones usando su framework son más precisas si se les compara con métodos tradicionales, y que las reglas generadas por el árbol de decisión son muy valiosas, a pesar de que la exactitud es menor que los otros 2 modelos que utilizaron.

Tabla 2.1-Resultados para los 3 modelos propuestos por (Mimis et al., 2018)

Method and algorithm	Pre-CPGE attributes		All attributes	
	Accuracy	Kappa	Accuracy	Kappa
Decision tree (C4.5)	43.85%	0.187	54.71%	0.354
Naive Bayes	49.34%	0.298	58.69%	0.428
Neural Networks (26 neurons for input layer, one hidden layer, output layer of 4 neurons)	52.32%	0.311	56.10%	0.373

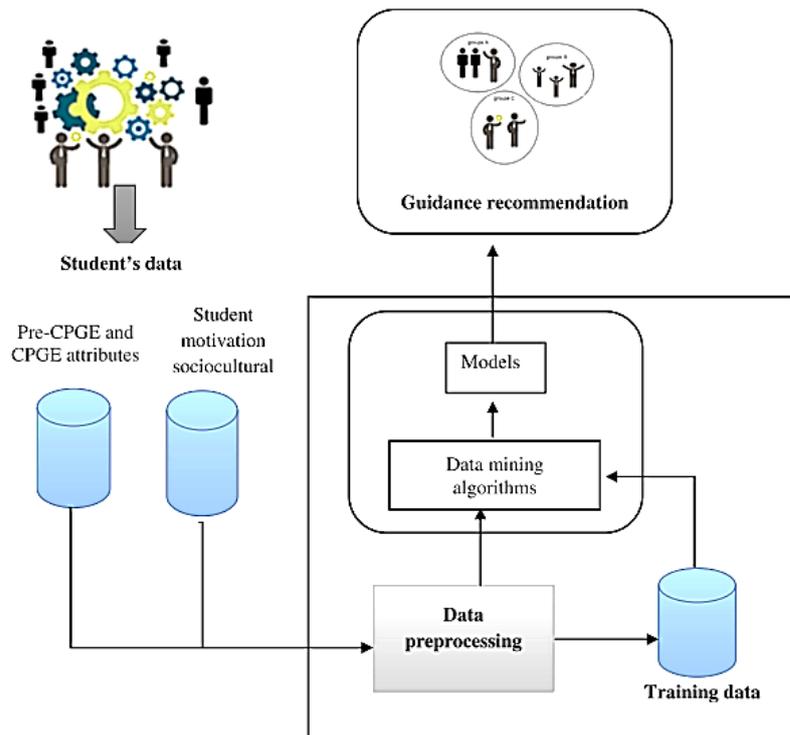


Figura 2.1-Framework propuesto (Mimis et al., 2018).

Bedoya, López Trujillo, & Marulanda Echeverry, 2016, en su investigación “**Minería de datos en egresados de la Universidad de Caldas**”, propusieron el uso de la minería de datos para evaluar la percepción de los egresados de la Universidad de Caldas, referente a la utilidad de los conocimientos y destrezas obtenidas durante su formación profesional. Usaron información histórica del aspecto social, laboral y académico, así mismo incluyeron los resultados de una encuesta de seguimiento a los graduados de esa universidad, formándose un total de 15494 registros para realizar su estudio. Utilizaron en total 4 distintos modelos de clasificación siendo estos OneR, J48, Naive Bayes y Stacking. Los resultados de su investigación se resumen en la **tabla 2.2**, la cual muestra la eficiencia de los diferentes métodos, en el nivel de predictibilidad de la evaluación de los egresados utilizando la información ya mencionada.

Tabla 2.2-Comparación de los modelos propuestos por (Bedoya et al., 2016)

Algoritmo	Fiabilidad	Estimación	Kappa
OneR	84,83%	131.144	0,66
J48	92,04%	14.262	0,83
Bayes	81,98%	12.702	0,65
Stacking	65,27%	10.113	0

D. Martínez, M. Karanik, M. Giovannini, 2015, en su investigación “**Perfiles de Rendimiento Académico: Un Modelo basado en Minería de datos**”, propusieron una caracterización del rendimiento académico de estudiantes del curso de Estructura de datos de la Universidad Tecnológica nacional- Facultad Regional Resistencia, Argentina con el objetivo de tener un modelo predictivo que les permita actuar prontamente cuando detecten las variables asociadas al bajo rendimiento en los estudiantes. La información que utilizaron incluía calificaciones históricas, aspectos socio-económicos (incluyendo de los padres) y aspectos actitudinales del estudiante respecto al uso de TIC’s. En total usaron 300 registros para su investigación. El modelo de minería de datos que eligieron fue arboles de decisión, buscando clasificar al estudiante en las clases libre, regular y promocionado. Sus resultados demuestran que el modelo que eligieron funcionó para su propósito mostrando su clasificación final un 81.42% de alumnos en condición de Libre, 10.62% en condición Regular y sólo el 7.96% en condición promocionado.

Miranda & Guzman (2017), en su investigación “**Análisis de la Deserción de Estudiantes Universitarios usando Técnicas de Minería de Datos**”, propusieron en uso de técnicas de minería de datos para buscar las variables más importantes en la deserción universitaria. Analizaron un total 12 carreras de ingeniería de la Universidad Católica del Norte, Chile, la información que consideraron comprende datos sobre puntaje de ingreso a la universidad (PSU), rendimiento académico e información socio-económica del estudiante. Los modelos de minería de datos usados para su estudio son redes bayesianas, arboles de decisión y redes neuronales. Los resultados de la aplicación de los modelos a la data de entrada se muestran en la **tabla 2.3**. Sus resultados mostraron que la variable PSU es la que mejor se correlaciona con la deserción universitaria.

Tabla 2.3-Comparación de los modelos sugeridos por (Miranda & Guzmán, 2017)

	<i>Precisión</i>	<i>Recall</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>FPR</i>	<i>FNR</i>	<i>ROC Curve</i>	<i>F-Measure</i>	<i>clasificados correcta</i>	<i>clasificados incorrecto</i>
<i>Red neuronal</i>	73%	65%	65%	88%	12%	35%	83%	69%	80%	20%
<i>Árbol de decisión</i>	72%	64%	64%	87%	12%	36%	74%	68%	82%	18%
<i>Red Bayesiana</i>	76%	76%	76%	70%	30%	24%	76%	76%	76%	24%

Fontalvo Herrera, Delahoz, & Mendoza Mendoza (2018), en su investigación “**Aplicación de Minería de Datos para la Clasificación de**

Programas Universitarios de Ingeniería Industrial Acreditados en Alta Calidad en Colombia”, utilizaron data del Consejo Nacional De Acreditación, Colombia, la cual analizaron para definir las variables con mayor importancia y a las que posteriormente aplicaron técnicas de minería de datos de análisis no supervisado, utilizando los modelos PCA (análisis de componentes principales) y análisis de clúster. Lograron caracterizar a 21 programas de ingeniería industrial acreditados en 3 grupos: Programas con énfasis en ciencias básicas e ingeniería, Programas con énfasis en sistemas integrados de gestión y Programas con énfasis en gestión de ingeniería administrativa. Sus resultados se muestran en la **figura 2.2.** siendo cada programa representado por un punto.

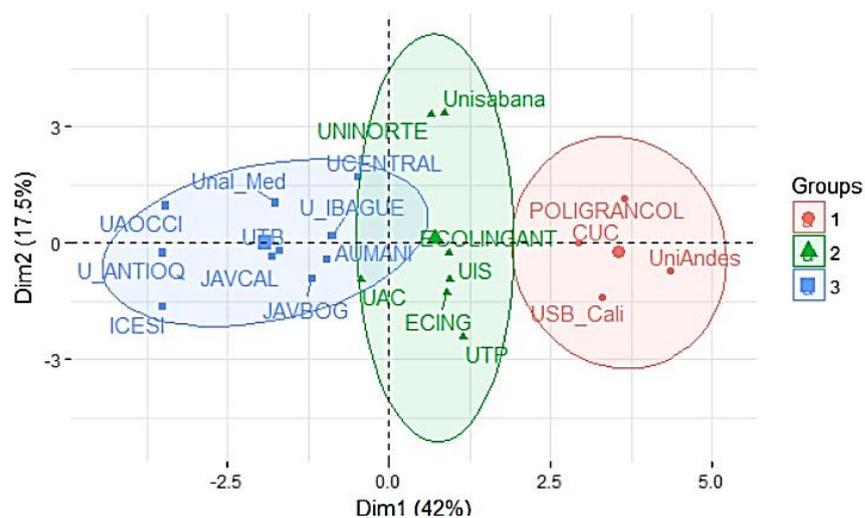


Figura 2.2-Visualización de los clústeres encontrados por (Fontalvo et al., 2018)

Eckert & Suénaga (2015), en su investigación “**Análisis de deserción-permanencia de estudiantes universitarios utilizando técnica de clasificación en minería de datos**”, utilizan la información de 855 estudiantes, para crear un modelo que caracterice la deserción universitaria de la carrera de Ingeniería en Informática de la Universidad Gastón Dachary en Argentina, utilizan data relacionada con los resultados académicos del estudiante y su interacción con la universidad. Hacen uso de técnicas de selección de atributos para optimizar la clasificación y aplican 3 algoritmos principales, los cuales son J48 (C45), BayesNet (TAN) y OneR. Sus resultados se pueden sintetizar en la **tabla 2.4.** Donde ICC=exactitud, VP=verdaderos positivos, FP=Falsos positivos.

Tabla 2.4-Resultados de la deserción analizados por (Eckert & Suénaga, 2015)

Algoritmos	ICC	Deserción	VP	FP	Precisión
J48 (C4.5)	80.234%	Des	79.1%	18.7%	79.7%
		NoDes	81.3%	20.9%	80.8%
BayesNet (TAN)	78.129%	Des	81.0%	24.5%	75.3%
		NoDes	75.5%	19.0%	81.1%
OneR	76.608%	Des	83.7%	30.0%	72.1%
		NoDes	70.0%	16.3%	82.3%

Yamao (2018), en su investigación titulada “**Predicción del rendimiento académico mediante minería de datos en estudiantes del primer ciclo de la escuela profesional de ingeniería de computación y sistemas, universidad de San Martín de Porres, Lima-Perú**”, usa datos de 1304 ingresantes, conteniendo información como promedio general, modalidad de ingreso, distrito de procedencia, situación familiar y socio-económica para crear un modelo que pueda predecir el rendimiento académico de los estudiantes con la finalidad de implementar acciones de mejora correctivas con prontitud. Las técnicas de minería que utilizó y comparó son regresión lineal, arboles de decisión y máquinas de vectores soporte. Logra demostrar que efectivamente el rendimiento académico se puede predecir mediante minería de datos a partir de estimadores sociales, económicos y académicos cuya significancia de los atributos se pueden evaluar mediante un análisis de componentes principales. La tabla 2.5 resume sus resultados, siendo C5.0 un de los algoritmos de los árboles de decisión y SVM siglas de Support Vector Machine. El autor concluye que es el árbol de decisión (C5.0) el que tiene una mayor precisión en la predicción.

Tabla 2.5-Resultados de la predicción del rendimiento académico por (Yamao Eiriku, 2018)

	Plan 2010	Plan 2014
Regresión logística	74.4%	75%
C5.0	82.87%	76.32%
SVM	75.2%	68.11%

Se concluye esta sección mencionando que los resultados de las investigaciones mencionadas han sido positivos, y definitivamente brindan una guía metodológica al presente trabajo, sin embargo, haciendo una comparación rápida de los trabajos citados y los objetivos de la presente tesis, hay diferencias que se deben tener en cuenta, como por ejemplo que, al usar únicamente el historial de notas del estudiante como insumo, la información disponible es solo numérica y no categórica, por lo tanto, algunos algoritmos como por ejemplo los árboles de decisión no se pueden usar directamente. Considerando lo anterior, la

investigación con una metodología que se puede considerar aplicable al problema de la presente tesis es la de (Fontalvo et al., 2018) que usa técnicas de aprendizaje no supervisado identificar los perfiles, en este caso de instituciones universitarias.

Se podría pensar que, al usar solo historial de notas, la información es insuficiente para una caracterización adecuada, sin embargo, debemos considerar que no estamos buscando los factores que intervienen en el rendimiento académico, sino la identificación del perfil de egreso del estudiante universitario respecto a los resultados del estudiante, lo cual queda perfectamente determinado con las calificaciones del estudiante obtenidas durante su vida universitaria. Por supuesto, la importancia de esta investigación radica en que el perfil de egreso obtenido puede usarse como punto de partida para plantear acciones de mejora en el programa de estudios o validar el cumplimiento de los resultados del estudiante ante una entidad acreditadora.

2.2. MARCO TEORICO

A continuación, se profundiza sobre conceptos fundamentales, técnicas y algoritmos de minería de datos, así como, sobre algunas consideraciones sobre calidad y acreditación universitaria, que nos ayudaran a aclarar el panorama sobre que metodología en específico se debe aplicar para la obtención exitosa del perfil del egresado.

2.2.1. CALIDAD EDUCATIVA UNIVERSITARIA

Según (Marqués, 2010), debemos tener en cuenta que la educación superior debe preparar a los jóvenes para que estos puedan enfrentar los retos sociales, académicos y laborales dentro de un contexto globalizado, propiciando principios, aptitudes y valores que genere compromiso social y ambiental. Manifiesta que velar permanentemente por la calidad es el pilar para el desarrollo de las instituciones educativas. En (Pedraja-Rejas & Rodríguez-Ponce, 2015) se afirma que la creciente necesidad de garantizar la calidad educativa proviene de la internacionalización del mercado laboral, ya que se aprecia un creciente flujo en oferta y demanda de profesionales en los mercados mundiales,

Siempre que se habla de educación en general el concepto de calidad educativa aparece, entonces cabe la pregunta de ¿Que es la calidad educativa?, (Pedraja-Rejas & Rodríguez-Ponce, 2015) mencionan que la calidad educativa es la actividad de lograr mantener un nivel satisfactorio en el rendimiento de una institución, mediante diferentes mecanismos y sistemas que a su vez requieren el cumplimiento y la mejora de normas, todo esto con el fin de alinear las necesidades educativas de los estudiantes con los requerimientos de los empleadores y entidades gubernamentales.

Para (Salas Perea, 2000), los 3 procesos principales de la calidad educativa son: una buena capacidad de gestión académica, autoevaluación de la enseñanza, y finalmente la cooperación entre distintas instituciones universitarias a nivel local como internacional. Así mismo, menciona que la calidad educativa es un grado de desarrollo del proceso universitario, donde no solo se ve cuanto conocimiento el estudiante posee, sino en que tan alineado esta ese conocimiento con las necesidades de la sociedad.

En (Montané López, Beltrán Llavador, & Teodoro, 2017) se menciona que no existe un concepto establecido de la calidad pura, ni forma de medirla, pues dicho concepto depende del contexto en el que se encuentre, es decir, de las condiciones específicas de la entidad y de los objetivos de sus interesados. Así mismo, se menciona que la cultura de evaluación en la educación superior ha hecho necesario y generado nuevos métodos y herramientas para la medición, calificación y seguimiento del desempeño y los resultados de las funciones académicas y actividades de gestión de las instituciones. Una forma de evaluar la calidad entonces es comparando los logros y avances de las instituciones respecto a otras, tanto a nivel local, como internacional.

En consecuencia de lo anterior, (Montané López et al., 2017) afirma que la búsqueda de calidad es el factor que justifica extendida aparición de rankings académicos, lo cual nos muestra la gran importancia que dan las universidades de nuestra época a estas mediciones y comparaciones, dado que los rankings académicos reflejan la calidad de dichas instituciones, o por lo menos la cuantifican de forma lógica. Se menciona así mismo que estas cuantificaciones dan gran relevancia a la investigación altamente competitiva, eclipsando otras virtudes educativas.

Entonces, la calidad educativa universitaria, se puede entender dentro de un entorno de comparativo de los logros obtenidos por instituciones superiores, en el objetivo de producir de conocimiento y brindar una formación integral al estudiante que le permita desenvolverse y contribuir al mundo globalizado.

2.2.2. ACREDITACIÓN UNIVERSITARIA

Según se explica en (Martínez Iñiguez, Tobón, & Romero Sandoval, 2017), la acreditación universitaria empezó a tomar más notoriedad en la década de los 90, donde se aprecia una mayor creación de entidades para la evaluación y acreditación de la educación superior, siendo estas instituciones públicas, privadas o de naturaleza mixta con un alcance nacional y/o internacional. Igualmente se menciona que en América Latina este tema ha adquirido gran importancia y muchas instituciones de educación superior se encuentran sometiendo a estrictos procesos de acreditación.

Para (Salas Perea, 2000), el significado de la acreditación universitaria es en si el cumplimiento de indicadores de calidad, lo que demuestra que la institución realiza eficientemente la formación integral del profesional. Según (Borroto & Salas, 2000), para lograr la acreditación se requiere fijar reglamentos, así como, procesos académicos y de gerencia universitaria que avalen un desarrollo cualitativo, es decir, que permitan establecer indicadores en las universidades los cuales seamos capaces de comparar y clasificar, lo que finalmente estimulan la superación personal de los profesores y estudiantes.

En (Martínez Abreu & Placeres Hernández, 2014) se agrega que la acreditación es el resultado de la aplicación de una evaluación interna (autoevaluación) y una evaluación externa que está dirigida por entidades de reconocido prestigio académico (acreditadoras), siendo estas las que establecen los requisitos de calidad que se deben cumplir. Se remarca también la importancia vital que tiene el proceso de autoevaluación en la gestión de calidad, y cuyos participantes en conjunto son los directivos, profesores, el personal administrativo, los estudiantes, empleadores, egresados y la comunidad interesada.

Es importante mencionar, y de acuerdo con (Martínez Iñiguez et al., 2017), que existen muchos problemas relacionados con la acreditación en toda América Latina, siendo uno de estos la aplicación de currículos por competencias, los cuales simplemente han sido una actualización curricular y no han conseguido que sus procesos de aprendizaje y evaluación, se articulen con la gestión directiva para el logro de un mayor impacto en la ciencia y el desarrollo de proyectos con mayor impacto social, es decir, muchos de los currículos por competencias solo han quedado en papel. Las planeaciones curriculares han sido extensas y rigurosas, lo cual es bien visto en por las instituciones acreditadoras, pero baja aplicación en las aulas y debido a que muchas de las instituciones acreditadoras solo verifican de forma documental no se han generado verdaderos cambios.

Pese a la realidad mostrada en el párrafo anterior, considero que el deseo de acreditar a una institución educativa universitaria constituye el hito más importante para alcanzar la excelencia académica. En nuestro país, como ya se mencionó, las entidades de acreditación con reconocimiento del gobierno peruano son SINEACE, que es la entidad oficial del Perú, y por otro lado ICACIT que es una entidad privada con acuerdos internacionales para la acreditación de programas de computación, ingeniería y tecnología en ingeniería, y cuyo reconocimiento también es válido para el gobierno peruano.

A continuación, se explicará la forma de evaluación y terminología de cada modelo de acreditación con el fin de situar en que parte del proceso hace contribución esta investigación.

2.2.2.1. MODELO SINEACE

El organismo de acreditación, SINEACE, pone en vigencia un primer modelo basado en procesos en el año 2009, el cual fue elaborado por el Consejo de Evaluación, Acreditación y Certificación de la Calidad de la Educación Superior Universitaria (CONEAU), con estándares específicos para cada programa. Este modelo contenía tanto estándares básicos de calidad como los de mayor exigencia, propios de la acreditación.

Después de una revisión y con la ayuda de consultores internacionales el primer modelo SINEACE se actualizó siendo su última versión publicada y disponible en su página web en octubre del 2016. En este nuevo modelo se cambia el enfoque de procesos a resultados, en el cual el seguimiento, monitoreo y evaluación del desempeño de los egresados es el componente principal para garantizar la calidad. De esta forma a su vez, el nuevo modelo se alineó con las tendencias internacionales, donde existe un respeto por la identidad de las universidades y sus programas, y se les motivan para que la base de su proceso de calidad sea un alineamiento entre sus principios y prioridades con las demandas de la sociedad y las cuales está en condiciones de atender.

El interés de las universidades por acreditarse se puede apreciar en la **figura 2.3**, donde se muestra una gráfica estadística del número de acreditación que SINEACE otorgó hasta el semestre 2016-1, en la cual se muestra una tendencia creciente, y la cual es sostenida ya que hasta la fecha según el último reporte son 214 carreras acreditadas en todo el país y 319 en fase de autoevaluación(SINEACE, 2018).

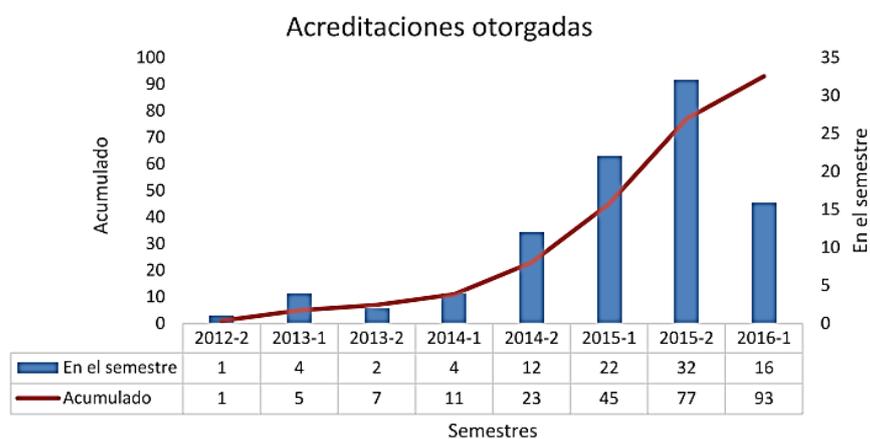


Figura 2.3-Acreditaciones otorgadas por SINEACE desde el año 2012 hasta 2016 (SINEACE, 2016).

El modelo SINEACE a la fecha está constituido por 4 dimensiones, 12 factores y 34 estándares, en los cuales el programa que desea acreditarse, debe presentar evidencias comprobables del cumplimiento de cada estándar. El modo de verificación de los distintos estándares es decisión del programa, pero deben ser verificables.

La estructura lógica y la relación de dimensiones y factores del modelo de acreditación SINEACE para programas profesionales, se muestra en la figura 2.4. donde se puede apreciar como el perfil de egreso constituye la dimensión de salida del proceso de acreditación, y cuál es la relación entre las dimensiones de Gestión estratégica, Formación integral y Soporte institucional. Nótese la relación bidireccional entre los resultados y la gestión estratégica, esto significa que son los egresados son los que aportan el insumo(datos) para que las oficinas de gestión elaboren las estrategias para alinear el perfil de egreso a las necesidades de los grupos de interés.



Figura 2.4-Relación de dimensiones y factores del modelo de acreditación de programas de estudios universitarios (SINEACE, 2016).

La nueva matriz de evaluación está organizada en 4 dimensiones, 12 factores y 34 estándares que se acompañan de criterios a evaluar. Durante la visita de evaluación el programa de estudios debe explicitar mediante evidencias verificables, que cada estándar es cumplido. En la **tabla 2.6.** se especifican las dimensiones y se explican brevemente los factores del modelo de acreditación actual del SINEACE.

Tabla 2.6-Dimensiones y factores del modelo SINEACE adaptado de (SINEACE, 2016).

DIMENSIÓN	FACTORES	DESCRIPCIÓN
-----------	----------	-------------

GESTION ESTRATEGICA	1. Planificación del programa de estudios	El propósito del programa está alineado a las necesidades sociales, y es revisado periódicamente con una gestión adecuada.
	2. Gestión del perfil de egreso	El programa actualiza su perfil de egreso en coherencia con los propósitos de la universidad, propios, egresados, grupos de interés, y el entorno.
	3. Aseguramiento de la calidad	El programa tiene un sistema de gestión de calidad.
FORMACION INTEGRAL	4. Proceso enseñanza aprendizaje	El programa posee un plan de estudios flexible que asegura el logro de las competencias. El proceso de enseñanza aprendizaje este articulado con el I+D+i y la responsabilidad social.
	5. Gestión de docentes	Existe plan normativo y de capacitación para los docentes.
	6. Seguimiento a estudiantes	El programa verifica el cumplimiento del perfil de ingreso.
	7. Investigación , desarrollo tecnológico e innovación	El programa regula y asegura la calidad y la publicación de la investigación, desarrollo tecnológico e innovación (I+D+i) realizados.
	8. Responsabilidad social universitaria	El programa realiza acciones de impacto en la sociedad.
SOPORTE INSTITUCIONAL	9. Servicios de bienestar	Existen servicios de bienestar universitario.
	10. Infraestructura y soporte	Existe la infraestructura y equipamiento suficiente, así como, planes de mantenimiento para el desarrollo satisfactorio del programa de estudios.
	11. Recursos humanos	El programa tiene los mecanismos para una gestión eficiente del personal administrativo.
RESULTADOS	12. Verificación del perfil de egreso	El programa es capaz de verificar el cumplimiento del perfil de egreso.

Cada factor así mismo se descompone en varios estándares (de 2 a 3) que son los que tienen que ser implementados por el programa de

estudios para poder lograr la acreditación, pueden ser interpretados como las tareas específicas que hay que realizar.

Para terminar esta sección fijémonos en la descripción del último de los factores, verificación del perfil de egreso, y en la estructura lógica del modelo SINEACE, mostrada en la **figura 2.4.**, podemos darnos cuenta que todo el modelo gira en torno a comprobar si realmente el perfil del estudiante al egresar es el que dice tener el programa. Por tanto, esta labor debe comenzar por la extracción del perfil de egreso real de programa para luego poder compararlo con el perfil de egreso que el programa estableció, todo este proceso debe ser realizado usando una metodología válida, ya que como lo señala el SINEACE, es necesario pruebas verificables del cumplimiento de todos los factores.

2.2.2.2. MODELO ICACIT

ICACIT es una institución acreditadora solo para los programas de computación, ingeniería y tecnología en ingeniería del Perú, con el objetivo que los mencionados programas cumplan con los más altos estándares de calidad internacionales. Tiene acuerdos internacionales como lo son el Washington Accord, Sydney Accord y el Acuerdo de Lima, así mismo, desde el 2016 las acreditaciones dadas por ICACIT son reconocidas también por el SINEACE previo trámite documentario.

El modelo ICACIT se compone de 9 criterios generales, y un criterio específico adicional que depende de la especialidad del programa de estudios. Dichos criterios deben ser cumplidos a cabalidad, y se debe tener pruebas verificables de ello en el momento de la visita. El modelo de acreditación ICACIT está basado en resultados y busca que los graduados tengan las competencias que les permitan desenvolverse profesionalmente, estas competencias son definidas expresamente dentro su modelo.

En la **tabla 2.7.** que se muestra a continuación, se hace un breve resumen de los criterios de acreditación generales del modelo ICACIT.

Tabla 2.7-Dimensiones y factores del modelo ICACIT resumido de (ICACIT, 2018)

CRITERIOS	DESCRIPCION
1. Estudiantes	El programa monitorea el progreso de los estudiantes y los orienta en asuntos de desarrollo personal e inserción laboral. Así como tiene políticas y procedimientos para todos los procesos en los que se involucre al estudiante.
2. Objetivos Educativos del Programa	Los objetivos educacionales del programa deben ser públicos y ser revisados periódicamente.
3. Resultados del Estudiante	El programa debe conseguir que el estudiante cumpla con 12 competencias (Identificadas con letras de (a) hasta (L), que se describen en la tabla 2.8), al momento de la graduación.
4. Mejora Continua	Debe existir procesos periódicos y documentados para la medición y evaluación de los resultados del estudiante.
5. Plan de Estudios	Se debe asegurar la consistencia del plan de estudios con los resultados del estudiante, objetivos educacionales y la misión de la institución.
6. Cuerpo de Profesores	Debe haber un número suficiente de profesores y que tengan las competencias adecuadas para cumplir todas las áreas del programa.
7. Instalaciones	Debe haber ambientes y herramientas modernas, equipos y recursos informáticos para dar soporte a las necesidades del programa.
8. Apoyo Institucional	La institución debe dar soporte en cuanto a servicios, recursos financieros y humanos al programa de estudios, para propiciar un lugar donde el logro de los resultados pueda lograrse.
9. Investigación e Innovación	Se debe asegurar la calidad y promover la publicación de las investigaciones de los profesores, debe haber rigurosidad en las investigaciones estudiantiles
10. Criterio del programa	Algunos programas tienen que cumplir ciertos parámetros adicionales propios de la especialidad, existe criterio específico para: Agrícola, Ingeniería de alimentos, Ingeniería Ambiental, Ingeniería Biomédica, Bioingeniería,

Ingeniería Civil, Ingeniería Eléctrica, electrónica, de telecomunicaciones, Ingeniería Geológica, Gestión en ingeniería, ingeniería Industrial, entre otros.
--

Como se mencionó previamente el modelo ICACIT se basa en resultados, siendo especialmente importante el cumplimiento de las competencias mencionadas y definidas en el criterio 3, Resultados del Estudiante, y las cuales se resumen en la **tabla 2.8.** mostrada a continuación.

Tabla 2.8-Resultados del estudiante (ICACIT, 2018)

	Resultado	Descripción
a	Conocimientos de Ingeniería	La capacidad de aplicar conocimientos de matemáticas, ciencias e ingeniería en la solución de problemas complejos de ingeniería
b	Investigación	La capacidad de conducir estudios de problemas complejos de ingeniería usando conocimientos basados en la investigación y métodos de investigación incluyendo el diseño y la conducción de experimentos, el análisis y la interpretación de información, y la síntesis de información para producir conclusiones válidas.
c	Diseño y Desarrollo de Soluciones	La capacidad de diseñar soluciones para problemas complejos de ingeniería y diseñar sistemas, componentes o procesos para satisfacer necesidades deseadas dentro de restricciones realistas en los aspectos de salud pública y seguridad, cultural, social, económico y ambiental.
d	Trabajo Individual y en Equipo	La capacidad de desenvolverse eficazmente como individuo, como miembro o líder de equipos diversos.
e	Análisis de Problemas	La capacidad de identificar, formular, buscar información y analizar problemas complejos de ingeniería para llegar a conclusiones fundamentadas usando principios básicos de matemáticas, ciencias naturales y ciencias de la ingeniería.
f	Ética	La capacidad para aplicar principios éticos y comprometerse con la ética profesional y las responsabilidades y normas de la práctica de la ingeniería.

g	Comunicación	La capacidad de comunicarse eficazmente, mediante la comprensión y redacción de informes y documentación de diseño, la realización de exposiciones, y la transmisión y recepción de instrucciones claras.
h	Medio Ambiente y Sostenibilidad	La capacidad de comprender y evaluar el impacto de las soluciones a problemas complejos de ingeniería en un contexto global, económico, ambiental y social.
i	Aprendizaje Permanente	El reconocimiento de la necesidad del aprendizaje permanente y la capacidad para encararlo en el más amplio contexto de los cambios tecnológicos.
j	Ingeniería y Sociedad	La capacidad de aplicar el razonamiento informado mediante el conocimiento contextual para evaluar cuestiones sociales, de salud, de seguridad, legales y culturales y las consecuentes responsabilidades relevantes para la práctica profesional de la ingeniería.
k	Uso de Herramientas Modernas	La capacidad de crear, seleccionar y utilizar técnicas, habilidades, recursos y herramientas modernas de la ingeniería y las tecnologías de la información, incluyendo la predicción y el modelamiento, con la comprensión de sus limitaciones.
l	Gestión de Proyectos	La capacidad de demostrar el conocimiento y la comprensión de los principios de gestión en ingeniería y la toma de decisiones económicas, y su respectiva aplicación.

Haciendo un breve análisis de los modelos ICACIT y SINEACE se puede llegar a apreciar la compatibilidad entre ambos, por ejemplo, ambos modelos necesitan la evaluación del perfil de egreso (Factor 12 SINEACE - Criterio 3 ICACIT) para el planteamiento acciones de mejora (Factores 1,2 y 3 SINEACE - Criterio 4 ICACIT), este hecho es también un fundamento para la realización de esta tesis. Así mismo, Se puede apreciar también como ambos tienen criterios o factores orientados a la investigación, infraestructura, docentes, etc.

2.2.3. RENDIMIENTO ACADÉMICO

El rendimiento académico de los estudiantes es fundamental en las universidades, ya que esto refleja la calidad de la universidad. De acuerdo con lo citado en (Shahiri, Husain, & Rashid, 2015) el rendimiento de los estudiantes se puede obtener midiendo la evaluación del aprendizaje y el currículo.

Un indicador directamente relacionado con el rendimiento académico es el promedio que el estudiante obtiene en sus experiencias curriculares, siendo este un valor tangible que se puede considerar como indicador del potencial académico (Shahiri et al., 2015). Según se hace referencia en (Yamao Eiriku, 2018), las notas obtenidas en las experiencias curriculares manifiestan la capacidad de los estudiantes para cumplir las exigencias en las experiencias curriculares que se dictan en su programa de estudios universitario, por ende estos son equivalentes al rendimiento académico.

En (York, Gibson, & Rankin, 2015), se afirma que el éxito académico incorpora los resultados educativos, desde la obtención del título hasta el desarrollo moral. Definen el éxito académico como el logro académico, logro de los objetivos de aprendizaje, la adquisición de las habilidades y competencias deseadas, la satisfacción, la perseverancia y el rendimiento post-universitario. Consideran también que el rendimiento académico es uno de los factores clave en el éxito académico, siendo este el que es más comúnmente utilizado por las universidades y medido casi por completo por calificaciones. Así mismo, se afirma que el logro de los objetivos de aprendizaje y la adquisición de habilidades y competencias pueden medirse a nivel de curso por tareas y evaluaciones, existiendo una superposición considerable entre la medición del logro de los objetivos de aprendizaje y la adquisición de habilidades y competencias.

A partir de los párrafos anteriores, se puede afirmar que las calificaciones obtenidas por el estudiante a lo largo de las experiencias curriculares tienen correlación directa con el rendimiento académico, la adquisición de habilidades y competencias y el logro de los objetivos educacionales del programa universitario, en resumidas cuentas, esto forma parte del perfil de egreso del estudiante de dicho programa. Esto fundamenta

la presente tesis que pretende para utilizar el historial académico de calificaciones para la obtención del perfil de egreso.

2.2.4. MINERÍA DE DATOS

Es el uso consistente de algoritmos específicos que producen una lista de patrones a partir de una gran cantidad de datos, para la obtención de información útil aplicable en la toma de decisiones, además de la extracción de patrones y tendencias para predecir comportamientos futuros (D. Martínez, M. Karanik, M. Giovannini, 2015). En (Estrada-Danell, Zamarripa-Franco, Zúñiga-Garay, & Martínez-Trejo, 2016) se afirma que la minería de datos se le puede comparar con un ariete capaz de romper los silos de información con la finalidad encontrar estructuras y patrones, inicialmente ocultos, para generar modelos que permitan comprender la situación actual de una entidad, y/o predecir sucesos a partir de los registros almacenados. En (Bedoya et al., 2016) se afirma que los patrones mencionados pueden ser grupos diferenciables en los registros (análisis de clúster), registros inusuales (detección de anomalías) y dependencias entre datos (reglas de asociación), además se menciona que estos patrones se pueden obtener por el análisis automático o semiautomático de la base de datos.

En (Sánchez guzmán, 2012) se hace referencia a una buena definición de la minería de datos, la cual es: El descubrimiento eficiente de información provechosa y no evidente, de una base de datos, con la finalidad de ayudar a buscar circunstancias interesantes bajo las reglas correctas, que ayuden a una labor que hasta ahora se había considerado netamente ‘intelectual’ y de alto nivel, realizada por los gerentes, planificadores y administradores. Y cuyo proceso analítico de descubrimiento de relaciones entre las diferentes variables, se puede realizar fuera de horas pico, usando tiempos de máquina excedentes.

En (Cáceres, 2011) se menciona que la minería de datos se le puede considerar también como una etapa del KDD (Knowledge Discovery in Databases); igualmente se menciona que la minería de datos ha logrado resultados que con el uso de herramientas estadísticas clásicas eran casi imposible de lograr, además de permitir apoyar el proceso de toma de

decisiones en casi todas las áreas del conocimiento, como la ciencia, la industria, las finanzas, etc.

2.2.4.1. PROCESO KDD

El proceso KDD se puede decir que es aplicación del método científico a la minería de datos. Donde para realizar la extracción de datos o minería, es necesario incluir una metodología para extraer y preparar datos, así como para tomar decisiones sobre las acciones que se tomarán una vez que luego de la extracción de datos (Roiger, 2016). Las etapas del proceso KDD se describen a continuación:

1. **Identificación del objetivo.** – Se busca esclarecer la finalidad de lo que se desea lograr. Se puede escribir una hipótesis que ofrezca un resultado probable o deseado.
2. **Crear el conjunto de datos.** Se selecciona el conjunto inicial de datos con la ayuda de los expertos del negocio.
3. **Preprocesamiento de datos.** Se procesan los datos ruidosos o faltantes.
4. **Transformación de datos.** Se realizan operaciones de normalización, conversión y suavizado de datos; también se puede agregar o eliminar atributos.
5. **Minería de datos.** Se selecciona la técnica o técnicas de minería de datos más adecuada(s) para crear el mejor modelo que represente los datos.
6. **Interpretación y evaluación.** Se analiza los resultados con la finalidad de saber si lo que se encontrado es valioso. Se evalúa si es necesario variar los parámetros en la elaboración del modelo.
7. **Tomando acción.** Si el conocimiento encontrado es valioso se debe aplicar a la solución de problemas directamente.

En la **figura 2.5** muestra los pasos del proceso KDD, así como la secuencia a seguir para el proceso KDD.

2.2.4.2. TÉCNICAS Y ALGORITMOS DE MINERÍA DE DATOS

En la minería de datos se usan técnicas nuevas para intentar descubrir de forma automatizada información útil sin necesidad de formular una hipótesis previa, a diferencia del enfoque clásico que estaba dirigido a la verificación, dichas técnicas nuevas se encuentran en continua evolución debido al desarrollo tecnológico y la colaboración de varios campos de investigación relacionados a las bases de datos, reconocimiento de patrones, inteligencia artificial, sistemas expertos, estadística, visualización, recuperación de información, y computación de altas prestaciones (Moreno, Miguel, García, & Polo, 2008).

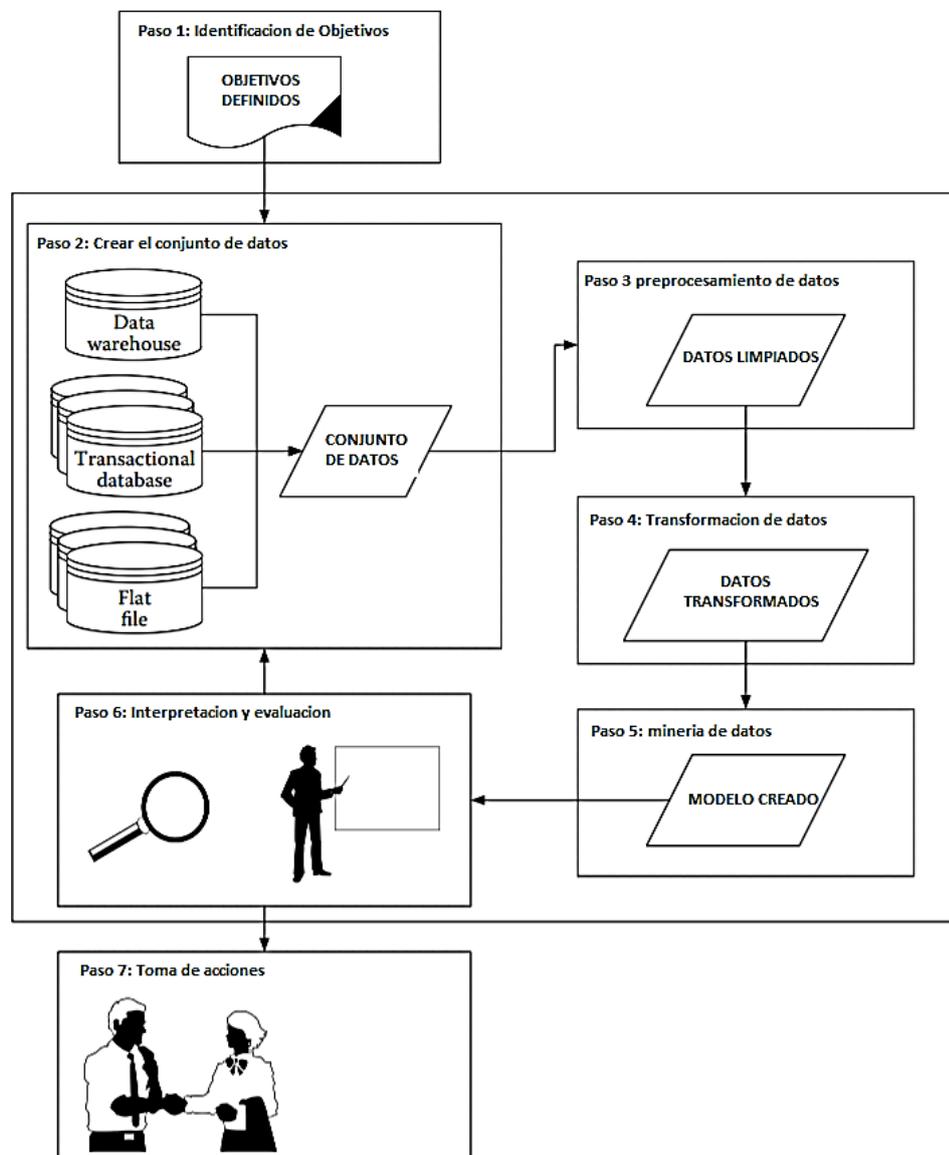


Figura 2.5-Resultados del estudiante (ICACIT, 2018).

Una técnica específica de minería de datos es definida por un algoritmo y está asociada a una estructura como por ejemplo un árbol o conjunto de reglas (Roiger, 2016). La selección de una técnica específica depende de los objetivos del proyecto a realizar, así como de la calidad, cantidad y características de los datos a procesar (Cáceres, 2011).

Los diversos algoritmos de minería de datos se pueden clasificar en dos categorías: supervisados y no supervisados, siendo los primeros usados en aplicaciones con un fin predictivo y los segundos usados con el fin de descubrir nueva información. Los algoritmos supervisados realizan la predicción de un valor no conocido (etiqueta) a partir de un conjunto de atributos conocidos, el proceso para que esto sea posible es realizar previamente un “entrenamiento” usando registros en los que tanto los atributos y etiqueta son conocidos, de esta forma se induce las reglas que serán aplicadas a registros en los que la etiqueta es desconocida. Por otra parte, en los algoritmos no supervisados no se usan registros en los que haya etiquetas, ya que lo que el objetivo es dejar que el algoritmo descubra los patrones existentes estableciendo incluso la relación entrada y salida (Moreno et al., 2008).

En la siguiente tabla se muestra una clasificación de los algoritmos más utilizados dentro de la minería de datos:

Tabla 2.9-Clasificación de las técnicas de minería de datos (Moreno et al., 2008)

Supervisados	No supervisados
Árboles de decisión	Detección de desviaciones
Inducción neuronal	Segmentación
Regresión	Agrupamiento ("clustering")
Serie temporales	Reglas de asociación
	Patrones secuenciales

Para poder aplicar los algoritmos de minería de datos se requiere la realización de varias actividades de preprocesamiento de los datos de entrada, ya que estos suelen venir de fuentes heterogéneas, presentan formato equivocado, etc. Por otro lado, los resultados de los algoritmos de minería de datos requieren ser interpretados y evaluados (Moreno et al., 2008).

A continuación, se mencionan algunas de las principales técnicas y algoritmos que se utilizan en la minería de datos:

- **Regresión lineal.** - Es una técnica de aprendizaje supervisado muy utilizada cuyo propósito es buscar una generalización en forma de ecuación lineal entre los datos de las variables numéricas de entrada y la variable de salida, la ecuación define la salida como una suma de las entradas ponderadas (Roiger, 2016).
- **Clasificación.** - Es una técnica de aprendizaje supervisado donde el atributo de salida es categórico. El objetivo está en construir modelos capaces de catalogar nuevas instancias en clases bien definidas (Roiger, 2016).
- **Clustering.**- Es una técnica de aprendizaje no supervisado para asociar los registros de nuestra base de datos dentro de características específicas de acuerdo a criterios de distancia o similitud (Cáceres, 2011).
- **Generación de Reglas.** – Son técnicas que buscan encontrar hechos que ocurren en común dentro de un conjunto de datos. De forma simple una regla es una expresión que manifiesta que el suceso de algunas condiciones produce un resultado o condición de salida (Jaramillo & Paz, 2015). Estas reglas pueden asociarse de tal forma que un atributo de salida en una regla puede ser un atributo de entrada en otra regla (Roiger, 2016).
- **Sumarización.** - Estas técnicas buscan proporcionar una descripción concreta de un subconjunto de datos (Yamao Eiriku, 2018).
- **Análisis de series temporales.** - Con estas técnicas se busca que a partir de datos que tienen naturaleza temporal, se pueda modelar las características fundamentales de la serie como la tendencia, el ciclo y la estacionalidad para luego poder hacer predicciones (García Gutiérrez, 2016).
- **Redes Bayesianas.** – Es una técnica que sirve para modelar mediante un grafo acíclico un fenómeno en el cual se aprecia tanto el conjunto de variables como las relaciones de dependencia entre ellas. Luego del

modelamiento se puede estimar la probabilidad posterior de las variables no conocidas, en base a las variables conocidas. (García Gutiérrez, 2016).

- **Árboles de Decisión.** - Se trata de una técnica de aprendizaje supervisado en la se realizan representaciones gráficas y analíticas de la base de datos obteniéndose una forma visual las reglas existentes entre los diversos atributos (García Gutiérrez, 2016). Los árboles de decisión son sencillos de usar, y trabajan mejor con datos discretos(Cáceres, 2011). En un árbol de decisión los nodos no terminales representan pruebas (condiciones) en los atributos y los nodos terminales muestran los resultados de la decisión (Roiger, 2016).
- **Algoritmos genéticos.** - Los algoritmos genéticos dan un enfoque evolutivo al aprendizaje inductivo, basándose en el principio darwiniano de selección natural. (Roiger, 2016). La idea fundamental es mantener el conjunto individuos que representan una posible solución de un problema; dichos individuos interactúan compitiendo por la supervivencia(García Gutiérrez, 2016). Se imita el proceso de la evolución mediante la mutación, reproducción y selección de los individuos. Estos algoritmos genéticos son ampliamente utilizados en problemas que requieren optimización (Cáceres, 2011).
- **Redes neuronales.** – Son algoritmos inspirados en la neurona biológica y la sinapsis humana, donde las neuronas colaboran entre si para producir un estímulo de salida (García Gutiérrez, 2016). Estos algoritmos son utilizados en problemas de detección de patrones y características comunes en los datos. Son capaces de aprender r y generar conocimiento a partir de datos incompletos e incluso paradójicos (Cáceres, 2011). Son en sí un conjunto de nodos interconectados en los cuales se realizan operaciones sencillas y pueden ser usados tanto en aprendizaje supervisado como en aprendizaje no supervisado (Roiger, 2016).

Finalmente se puede hacer una agrupación según el modelo a ser obtenido a través de las diversas técnicas mencionadas, esto se puede apreciar mejor en la figura siguiente.

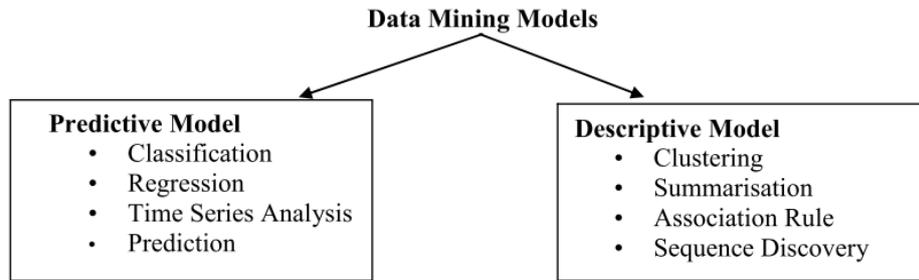


Figura 2.6-Clasificación de modelos de Minería de datos (Sukhija, Jindal, & Aggarwal, 2016)

2.2.4.3. METODOLOGÍAS DE MINERÍA DE DATOS

Las metodologías de minería de datos más difundidas son la CRISP-dM y la SEMMA.

a) La metodología CRISP-dM (Cross-Industry Standard Process for data Mining)

Esta metodología incluye un modelo y una guía, estructurados en seis fases algunas de las cuales son bidireccionales, lo cual indica que se puede dar una revisión parcial o total de fases anteriores (Cáceres, 2011). Las seis etapas las cuales son (D. Martínez, M. Karanik, M. Giovannini, 2015):

1. **Comprensión del negocio:** El foco de la atención son los objetivos y requerimientos del proyecto desde la perspectiva del negocio, a partir de lo cual se desarrolla un plan inicial.
2. **Comprensión de los datos:** implica la recolección de datos inicial y con la formulación de hipótesis relacionadas a la información oculta.
3. **Preparación de los datos:** cubre todas las actividades necesarias para construir el conjunto de datos final a partir de los datos en bruto iniciales. Se hace la selección de tablas, registros y atributos. Los datos se limpian para la etapa de minería.
4. **Modelado:** implica la selección y aplicación de varias técnicas de minería de datos en las cuales sus parámetros deben ser calibrados a sus valores óptimos.

5. **Evaluación:** Se realiza un análisis de resultados para determinar si el modelo desarrollado logra los objetivos establecidos. Además, se determina sobre el uso futuro del modelo.
6. **Despliegue:** Si el modelo cumple con los objetivos comerciales, se realiza un plan de acción para aplicar el modelo.

La siguiente **figura 2.7** muestra los diversos pasos de la metodología, nótese la bidireccionalidad de algunos de ellos.

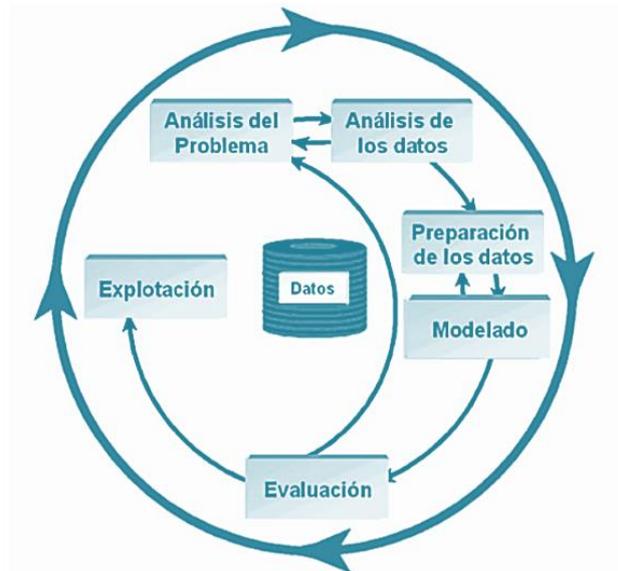


Figura 2.7-Metodología CRISP-dM (Cáceres, 2011).

b) La metodología SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess)

Esta metodología se utiliza para descubrir patrones de negocio desconocidos. El nombre propone cinco fases básicas del proceso las cuales son (D. Martínez, M. Karanik, M. Giovannini, 2015):

1. **Sample:** Obtener el conjunto de datos representativo.
2. **Explore:** Se busca patrones y anomalías en los variables con ayuda de herramientas de visualización.
3. **Modify:** Selección, creación y transformación de las variables, incluso eliminación de las que son innecesarias.
4. **Model:** Seleccionar y aplicar de las técnicas de minería adecuadas.
5. **Assess:** Evaluar si los resultados son útiles.

La **figura 2.8** muestra un diagrama general de esta metodología:

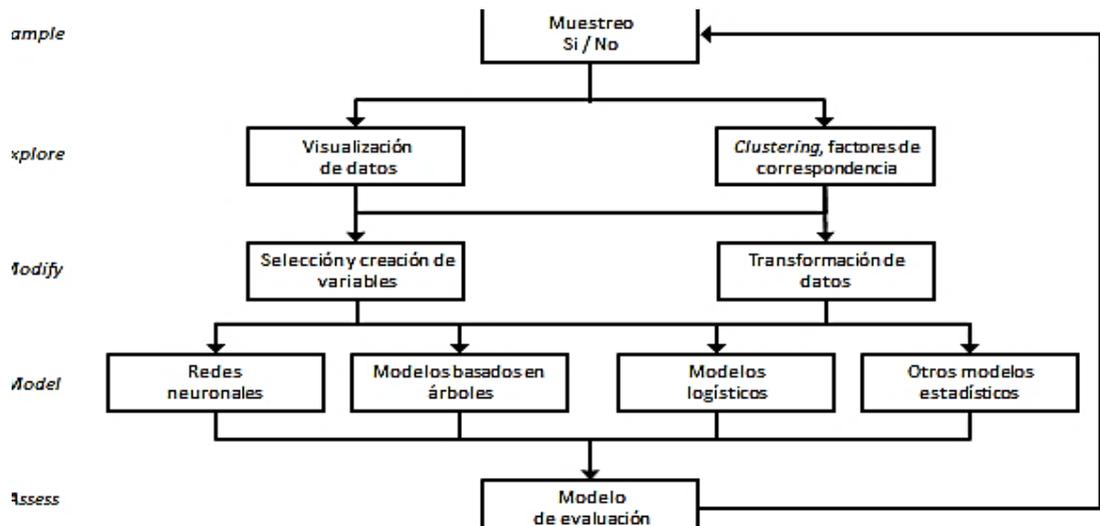


Figura 2.8-Dinámica general de la metodología SEMMA (Peralta, 2014)

Como se puede apreciar ambas metodologías tienen en su estructura los pasos del proceso KDD, por ejemplo para la metodología CRISP-dM, los pasos 1 y 2 corresponden a la identificación de objetivos (paso 1 KDD), el paso 3 CRISP-dM combina los pasos 2, 3 y 4 KDD y finalmente los pasos 4,5 y 6 CRISP-dM corresponden a los pasos 5,6 y 7 KDD (Roiger, 2016). Se puede correlacionar de forma similar para los pasos de la metodología SEMMA.

2.2.4.4. TENDENCIAS EN MINERÍA DE DATOS

A continuación, se hace mención de algunas de las tendencias en áreas de investigación en las que se hace uso de minería de datos (Sukhija, Jindal, & Aggarwal, 2016):

- Aplicaciones específicas de minería de datos en el dominio de la biomedicina (ADN), finanzas, comercio minorista y telecomunicaciones.
- Aplicaciones de minería de datos para el descubrimiento de patrones de la web.
- La minería de datos educacional que hace uso de la información generada en entornos educativos.
- La minería de datos en tiempo real aplicable a sistemas de seguridad de la red para la detección de intrusos.

- Aplicaciones de minería de bases de datos múltiples en el que los datos se distribuyen a través de múltiples bases de datos. Estas bases de datos pueden agregarse utilizando varias técnicas para crear conjuntos de datos únicos.
- Aplicaciones de minería de datos para la respuesta inteligente de consultas, ayuda en la optimización semántica de la consulta y en el conocimiento de la base de datos.
- Aplicaciones para la protección de la privacidad y la seguridad de la información.

A continuación, se profundizará sobre la minería de datos educacional, que es el área a la que pertenece la presente tesis.

2.2.4.5. MINERÍA DE DATOS EDUCACIONAL (EDM)

Con los desafíos que existen en las instituciones educativas como la disminución de la matrícula, la competencia, la alta tasa de deserción, existe necesidad de implementar mejores estrategias académicas. Esta implementación de nuevas estrategias se facilita con la aplicación de técnicas de minería de datos en el educación, lo cual da lugar a un campo de investigación nuevo llamado minería de datos educacional (Sarra, Fontanella, & Di, 2018).

La EDM es un campo en desarrollo basado en la intersección de la pedagogía y la minería de datos. La pedagogía proporciona el conocimiento del proceso de aprendizaje y la minería de datos ofrece varias técnicas para el modelado de información. La EDM constituye una tendencia emergente en el campo de la minería de datos para explorar la gran cantidad de datos obtenidos de entornos educativos. Este gran volumen de datos educativos es utilizado para diversos objetivos como los que se mencionan a continuación (Sukhija et al., 2016):

- **Objetivos pedagógicos:** mejorar la parte académica de los estudiantes en lo académico, así como mejorar el diseño del contenido del curso. Siendo este uno de los campos de más

investigación se puede mencionar algunas tareas específicas como son:

- La identificación de los requisitos y preferencias del estudiante para las opciones de cursos.
- La selección de especialización.
- La predicción del conocimiento, puntajes de exámenes y resultados finales del estudiante.
- La construcción de los perfiles del estudiante (objetivo de interés en la presente tesis).
- **Objetivos comerciales:** Lograr la segmentación del mercado de la institución, así como facilitar la inscripción de los estudiantes ya sea en universidades, colegios y/o escuelas.
- **Objetivos de la organización:** Ayudar en la toma de decisiones, en el mantenimiento y la optimización de la organización y diversas infraestructuras educativas, así como sus campos de interés y otras áreas solicitadas.
- **Desarrollo social:** Ayudar a los estudiantes a controlar sus emociones, fijar y alcanzar metas positivas, tener una interacción interpersonal positiva y tomar decisiones responsables.

Se puede decir que la EDM transforma los datos brutos procedentes de los sistemas educativos en información útil que podría tener un mayor impacto en la investigación y la práctica educativas (Jiménez Galindo & Álvarez García, 2010). La EDM ha demostrado tener numerosas ventajas en comparación con los paradigmas tradicionales de investigación el área de la educación, por ejemplo, ha sido muy difícil estudiar cómo las diferencias entre grupos de profesores o clases influyen en aspectos específicos del aprendizaje o el impacto de dichas diferencias (Dutt, Aghabozrgi, Akmal, Ismail, & Mahroeian, 2015).

En la siguiente tabla se puede apreciar las diferentes técnicas utilizadas para las tareas EDM, nótese que se pueden desarrollar usando las técnicas y modelos de minería de datos convencionales.

Tabla 2.10-Técnicas y tareas de la minería de datos educacional. Adaptado de (Sukhija et al., 2016) y (Jiménez Galindo & Álvarez García, 2010)

Técnica	Tarea
Clasificación	<ul style="list-style-type: none"> • Detectar comportamientos de los alumnos. • Desarrollo de modelos de dominio. • Encontrar sus estilos de aprendizaje y preferencias. • Comprensión de los resultados educativos de los estudiantes.
Agrupación (Clustering): Localizar conjuntos de datos que se agrupen naturalmente, separándolos en una serie de categorías	<ul style="list-style-type: none"> • Descubre los patrones de comportamiento de los nuevos estudiantes. • Agrupar estudiantes similares en función del comportamiento, el rendimiento, etc.
Modelado Predictivo Desarrollar un modelo que pueda inferir una variable a partir de la combinación de atributos conocidos	<ul style="list-style-type: none"> • La predicción de un alumno aprobará una clase (es decir, curso) o no.
Minería de Relaciones Descubrir relaciones entre los diferentes atributos	<ul style="list-style-type: none"> • Descubrimiento de asociaciones curriculares en curso. • Encontrar cuellos de botella en programas de estudio particulares.
Analítica Visual	<ul style="list-style-type: none"> • Análisis de procesos educativos o resultados de erudición visualizando el modelo. • Visualización a la cooperación de los alumnos.
Minería de patrones emergentes	<ul style="list-style-type: none"> • Descubra patrones que capturan variaciones importantes en el comportamiento de los estudiantes.
Descubrimiento de modelos Modelar un fenómeno mediante predicción, agrupamiento o ingeniería del conocimiento.	<ul style="list-style-type: none"> • Características del alumno o variables contextuales. • Determinar las relaciones (Baker, 2010) entre los diferentes comportamientos de los alumnos. • Estudio del problema de investigación en una variedad de contextos.

Destilado de datos

Los datos son destilados para facilitar que un humano pueda identificar o clasificar los datos

- Para el aprendizaje de los alumnos y la identificación del comportamiento de los patrones.
- Etiquetado de datos que ayuda a mejorar el modelo de predicción.

2.2.4.6. SOFTWARE PARA MINERÍA DE DATOS

Existen muchas herramientas de software que permiten realizar minería de datos, a continuación, se hace mención de algunas de ellas.

- **RapidMiner**

RapidMiner es una herramienta de análisis de predicción y minería de datos popular desarrollada por la empresa del mismo nombre. Tiene una interfaz fácil de usar, es freeware y de pago. RapidMiner utiliza un paradigma de flujo de trabajo para construir modelos para resolver problemas complejos y posee un conjunto de más de 1500 de operadores que se utilizan para preprocesar, visualizar, transformar, crear, evaluar y optimizar modelos (Roiger, 2016). Adicionalmente, RapidMiner permite utilizar los algoritmos incluidos en weka (Jaramillo & Paz, 2015).

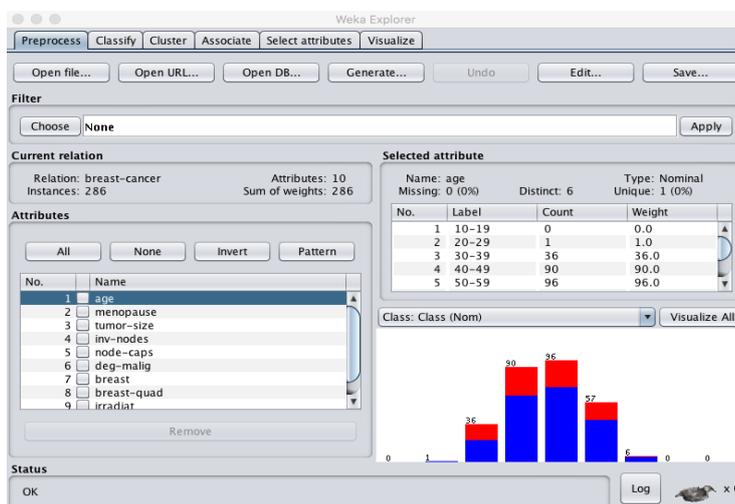
En la siguiente figura se puede apreciar la interfaz gráfica de RapidMiner mostrando una comparación entre varios algoritmos.



Figura 2.9-Interfaz gráfica de software RapidMiner (Rapidminer, 2018)

- **WEKA**

Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) es una herramienta multipropósito para minería y análisis de datos desarrollada en la Universidad de Waikato en Nueva Zelanda, está programada en Java bajo Licencia GNU-GLP y contiene una gran cantidad de herramientas como clasificadores, algoritmos de reglas de



asociación, algoritmos de agrupación y funciones. Además, posee buenas características para preprocesamiento y visualización de datos (Roiger, 2016). En la siguiente figura se muestra la interfaz de WEKA.

Figura 2.10-Interfaz gráfica de software WEKA (machinelearningmastery, 2019).

- **Orange**

Es un software de código abierto para aprendizaje automático y visualización de datos para principiantes y expertos. Tiene un flujo de trabajo grafico interactivo para el análisis cualitativo de datos y una gran caja de herramientas y complementos para aumentar su funcionalidad (orange, 2018). En la siguiente figura se puede apreciar las diferentes ventanas del software.

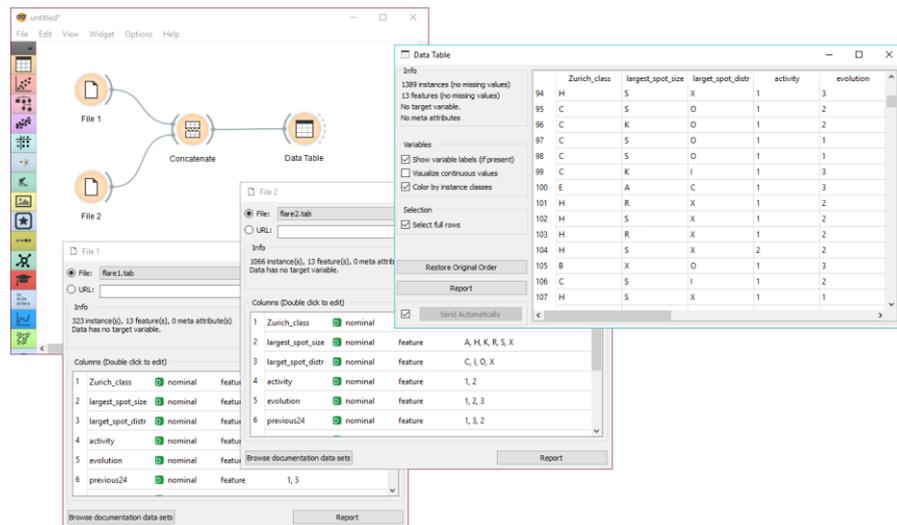


Figura 2.11-Interfaz gráfica de software ORANGE (orange, 2018)

- **KNIME Analytics Platform**

Este software intuitivo de código abierto está desarrollado sobre la plataforma eclipse y programado en Java, y se basa en el diseño visual de un flujo de ejecución de las fases de un proyecto de minería, con funcionalidades para la integración de datos, procesamiento, análisis, y exploración, además ofrece modelos y vistas interactivas. (Jaramillo & Paz, 2015). Permite combinar datos de cualquier fuente, filtrar, limpiar y extraer características, aplicar diversos algoritmos de machine learning e inteligencia artificial así como visualizar datos y exportar resultados (KNIME, 2018). En la siguiente figura se aprecia la forma de crear el flujo de ejecución, así como una muestra de los gráficos que es capaz de mostrar.

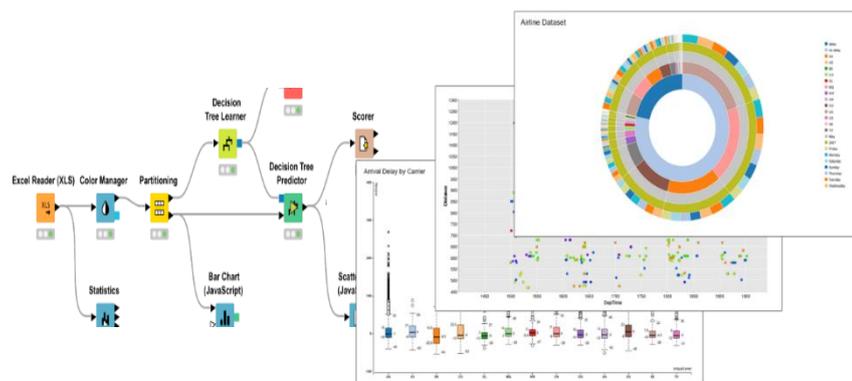


Figura 2.12-Flujo de ejecución y visualización de resultados en software KNIME (KNIME, 2018)

- **SAS Enterprise Miner**

Software para minería de datos comercializada, capaz de crear modelos predictivos y descriptivos precisos sobre grandes volúmenes de datos, tiene una interfaz gráfica intuitiva. (Jaramillo & Paz, 2015). SAS permite preprocesar los datos, identificar las variables importantes, desarrollar modelos usando los algoritmos de minería de datos y machine-learning, así como, validar la precisión y aptitud del modelo elaborado (SAS, 2015). En la siguiente figura se muestra la interfaz gráfica del software.

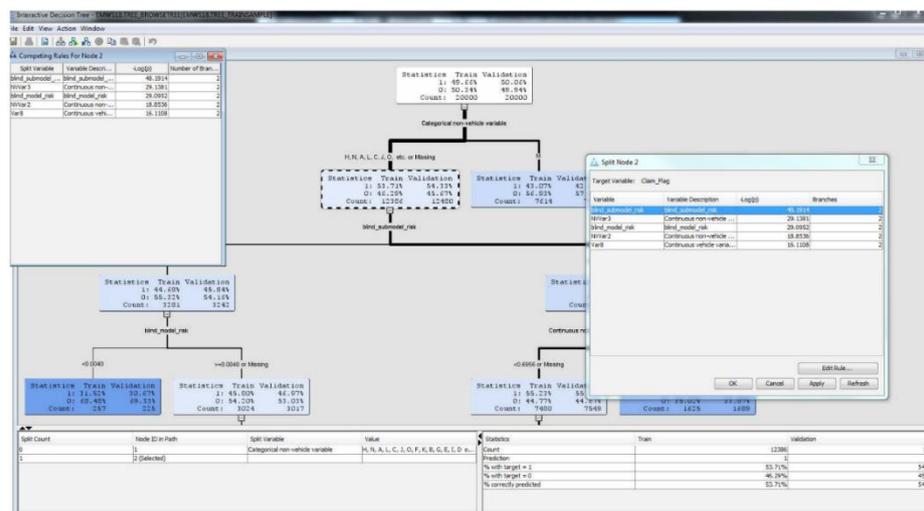


Figura 2.13-Interfaz gráfica de SAS Enterprise Miner mostrando un árbol de decisión (SAS, 2015)

- **PYTHON**

Para expertos del lenguaje de programación Python, existen una serie de librerías que permiten que muchos proyectos de minería de datos se desarrollen directamente mediante código, por ejemplo: Matplotlib para visualización de datos, Numpy y SciPy para calculo numérico, Pandas para el manejo de Dataframes, Scikit-learn para algoritmos de machine learning, tensorflow, keras y pytorch para algoritmos de deeplearning. En la siguiente imagen se muestra un ejemplo de regresión realizado mediante código en Python.

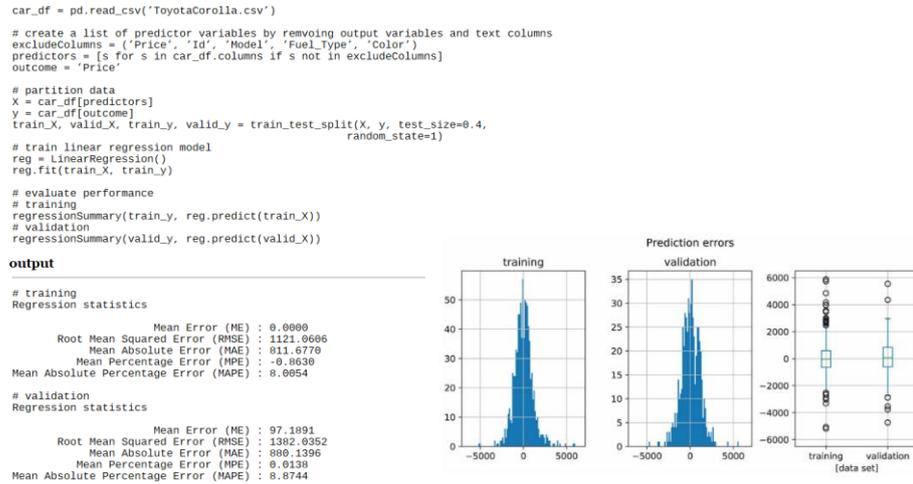


Figura 2.14-Minería de datos en lenguaje de programación Python (Shmueli, Bruce, Yahav, Patel, & Lichtendahl Jr, 2017).

Para finalizar esta sección, se muestra en la siguiente tabla de forma resumida y a modo de comparación los softwares descritos.

Tabla 2.11-Comparativa de software para minería de datos (ionos, 2018).

	Características	Lenguaje de programación	Sistema operativo	Precio/Licencia
RapidMiner	Apto para todos los procesos. Destaca en el análisis predictivo	Java	Windows, macOS, Linux	Freeware, diferentes versiones de pago
WEKA	Muchos métodos de clasificación	Java	Windows, macOS, Linux	Software libre (GPL)
Orange	Crea una visualización de datos atractiva sin que se requieran muchos conocimientos previos para ello	Núcleo del software: C++, ampliación y lenguaje de entrada: Python	Windows, macOS, Linux	Software libre (GPL)
KNIME	Software de data mining de código abierto que ha democratizado el acceso a los análisis predictivos	Java	Windows, macOS, Linux	Software libre (GPL) (a partir de la versión 2.1)
SAS	Caro, pero potente para grandes empresas	Lenguaje SAS	Windows, macOS, Linux	Freeware limitado a instituciones públicas, el precio se establece tras solicitud, diferentes modelos disponibles

2.3. MARCO CONCEPTUAL

2.3.1. FRAMEWORK

La definición de framework dada por el diccionario (Cambridge Dictionary, n.d.) es: “Un sistema de reglas, ideas o creencias que se utilizan para planificar o decidir algo”.

La definición dada por (José María & Josep María, 2008), hace referencia que un framework encarna un diseño abstracto para dar solución a un conjunto de problemas relacionados.

En (Riehle, 2000), se define un framework como un modelo de un dominio particular o un aspecto importante del mismo. Riehle considera un framework como un artefacto de diseño con implementación coherente y reutilizable.

En (WhatIs.com, 2019), se hace mención que un framework es una estructura real o conceptual destinada a servir como soporte o guía para la construcción de algo útil.

2.3.2. PERFIL DE EGRESO

Para el (Ministerio de Educación de Perú, 2016), en su documento “Perfil de egreso de los estudiantes de la educación básica”, definen el perfil de egreso como los resultados que deben lograr los estudiantes al término de su educación. Incluyendo en estos resultados el aprendizaje(conocimiento), habilidades y valores para su desarrollo personal, vinculación laboral, ejercicio de la ciudadanía y participación en la sociedad del conocimiento.

En (Martínez Márquez, 2015), define el perfil de egreso como la presentación sintetizada de las características profesionales y personales que se pretende posea el egresado, siendo este constituido por el conjunto de valores, rasgos, aptitudes y capacidad del futuro profesional al finalizar sus estudios en la universidad.

La definición de perfil de egreso por parte del (SINEACE, 2016), es el conjunto de características (competencias, habilidades, cualidades, valores) que deben lograr los estudiantes como resultado de la conclusión del proceso de formación profesional.

2.3.3. HISTORIAL DE CALIFICACIONES

El historial de calificaciones referido en esta investigación se define como el conjunto de notas de promoción, obtenidas por el estudiante al cursar la totalidad de las experiencias curriculares contenidas en el plan de estudios de un determinado programa de educación superior.

2.3.4. MINERÍA DE DATOS

En (Roiger, 2016) se define la minería de datos como el proceso de encontrar patrones interesantes en los datos, con el objetivo de utilizar los mencionados patrones, para ayudar a explicar un comportamiento actual o predecir resultados futuros.

(Pérez López & Santín González, 2008) define la minería de datos como el proceso de descubrimiento de nuevas y significativas relaciones, patrones y tendencias al examinar grandes cantidades de datos.

Se definió y explico con mayor amplitud el concepto de minería de datos en la **sección 2.2.4.**

2.3.5. COMPETENCIAS

En (Hugo et al., 2011) se referencia la definición de competencia como saber hacer en un contexto, es decir, se refiere a todo el conjunto de conocimientos, enfoques, actitudes y valores adquiridos que nos permiten el desempeño de una función productiva o académica en un contexto determinado.

En (Bolivar, 2010), se referencia a las competencias como los conocimientos, habilidades y actitudes que las personas requieren para su desarrollo personal y laboral, siendo desarrolladas al final de la enseñanza obligatoria. De forma sencilla las competencias son conocimiento puesto en acción para la resolución de tareas prácticas.

Para (Argudín, 2012), las competencias son un conjunto de conocimientos, habilidades y valores que nos permiten un rendimiento eficaz, en las tareas que la persona desempeñe.

2.3.6. CRÉDITO ACADÉMICO

En la nueva ley universitaria 30220 (MINEDU, 2015), el crédito académico se define como la medida del tiempo formativo exigido a los estudiantes, para el logro del aprendizaje teórico y práctico. Siendo para estudios presenciales el equivalente a un mínimo de 16 horas lectivas de teoría o el doble de horas de práctica.

Para (Salas Perea, 2000), el crédito académico constituye una unidad de medida que expresa el nivel de profundidad del contenido previsto en un programa de estudio y que se obtiene a través de una evaluación rigurosa. Menciona también que el sistema de créditos académicos posibilita y motiva a la mejor búsqueda de la excelencia de forma escalonada y progresiva.

CAPÍTULO III

METODOLOGIA

“La verdadera sabiduría está en reconocer la propia ignorancia”

Sócrates.

CAPÍTULO III: METODOLOGIA

3.1. POBLACION

Todos los historiales de calificaciones de los egresados de ingeniería mecánica de universidad nacional de Trujillo desde su fundación.

3.2. MUESTRA

La escuela de ingeniería mecánica de la universidad nacional de Trujillo es relativamente nueva, tuvo su primera promoción de egresados el año 2012, teniendo a la fecha 7 promociones, lo que suma 135 egresados y constituye la población del estudio.

Se calcula la muestra usando la ecuación:

$$n = \frac{N \cdot Z_{\alpha}^2 \cdot p \cdot q}{d^2 \cdot (N - 1) + Z_{\alpha}^2 \cdot p \cdot q}$$

Donde:

N = Tamaño de la población

Z_{α} = Nivel de confianza

p = Probabilidad de éxito, o proporción esperada

q = Probabilidad de fracaso

d = Precisión (Error máximo admisible en términos de proporción).

Para nuestro caso:

$$N = 135$$

$$Z_{\alpha} = 1.65 \text{ (para el 90\% de confianza)}$$

$$p = 0.5$$

$$q = 0.5$$

$$d = 5\%$$

Resultando:

$$n = 90.4 \approx 91$$

Por lo tanto, la muestra será constituida por 91 estudiantes tomando prioridad las últimas promociones de egresados.

3.3. UNIDAD DE ANALISIS

Historial de calificaciones de egresado del programa de Ingeniería Mecatrónica.

3.4. OPERACIONALIZACION DE LAS VARIABLES

VI:

- Framework de minería de datos

VD:

- Perfil de egreso del estudiante.

Variables	Definición Conceptual	Indicadores	Tipo	Técnica	Instrumento
Framework de minería de datos	Es un diseño abstracto para dar solución a un conjunto de problemas relacionados.	<ul style="list-style-type: none"> • Efectividad • Reusabilidad 	Cualitativo	Observación	Juicio de Expertos
Perfil de egreso del estudiante.	Son las características de un estudiante en el momento de egresar de la universidad, estas características involucran el nivel de desarrollo de sus competencias	<p>Área de conocimiento con mayor nivel.</p> <p>Área de conocimiento de menor nivel.</p> <p>Afinidad con líneas de investigación.</p> <p>Estudiantes con nivel óptimo en sus competencias.</p> <p>Estudiantes con nivel regular con sus competencias.</p>	Cuantitativo	Observación	Análisis

3.5. METODOS DE RECOLECCION DE DATOS

- Durante el proceso de creación y preprocesamiento del conjunto de datos se ha utilizado la información proporcionada por la escuela de Ingeniería Mecatrónica UNT de los historiales de calificaciones, donde se consigna el promedio con el que los estudiantes fueron promovidos en las 60 experiencias curriculares que componen el programa. Así mismo, se ha utilizado la matriz

de correlación de las experiencias curriculares del plan de estudios con los resultados del estudiante, la cual fue proporcionada por el comité de acreditación del programa, finalmente, para la caracterización del plan de estudios según áreas de conocimiento y ejes de investigación se elaboró un cuestionario dirigido a los expertos(docentes) del programa para hacer la caracterización de las 60 experiencias curriculares.

- Durante el proceso de iterativo de elaboración del modelo se usa la observación para determinar si el modelo es adecuado o no.
- Durante la validación del framework se usa una encuesta dirigida a los expertos, la cual califican en escala de Likert 12 preguntas respecto a los indicadores del Framework.

3.6. PROCEDIMIENTOS

El diseño de la investigación se detalla a continuación:

- **Etapa 1:** Proponer el framework para la obtención del perfil de egreso, tomando en consideración la comparación de los frameworks basados en minería de datos existentes y el contexto del problema de la presente investigación. El framework propuesto debe guiar el desarrollo de la investigación y conservar la generalidad de tal forma que sea aplicable a cualquier programa de educación superior.
- **Etapa 2:** Consiste en la aplicación del framework propuesto utilizando los historiales de calificaciones de 91 egresados del programa de Ingeniería Mecatrónica, este proceso debe seguir todas las consideraciones planteadas en la etapa 1 de tal forma que sus resultados permitan la validación del framework.
- **Etapa 3:** Consiste en la validación del Framework mediante la cuantificación en la escala de Likert de sus indicadores. Se establecen criterios para medir la importancia de la opinión de cada experto, lo cual se valida con el alfa de Cronbach, luego se brindan 2 cuestionarios con preguntas relacionadas a cada indicador para ponderar la calificación final de cada indicador.

3.7. DISEÑO DE CONTRASTACION

3.7.1. TIPO DE INVESTIGACION

3.7.1.1. DE ACUERDO A LA ORIENTACIÓN O FINALIDAD:

- Aplicada

3.7.1.2. SEGÚN LA CONTRASTACIÓN:

- Cuasi experimental.

3.7.2. ÁREA / LINEA DE INVESTIGACION

- Sistemas de Información – Minería de datos

3.8. PROCESAMIENTO DE DATOS

- La preparación inicial del conjunto de datos se realizó utilizando Microsoft Excel.
- El preprocesamiento de adecuación del conjunto de datos a lo requerido por la técnica de minería de datos se ha realizado directamente en el software RapidMiner.
- La elaboración del proceso de ejecución, el modelo y las gráficas para la interpretación se ha realizado en RapidMiner.
- El procesamiento de datos de la encuesta de validación se ha realizado en Microsoft Excel.

3.9. ASPECTOS ETICOS

Las consideraciones éticas que debemos tener aquí, es la privacidad de la información, en tal sentido y con la autorización escrita del director de escuela de ingeniería Mecatrónica, se hizo uso de los historiales de calificaciones de forma anónima, omitiendo en la creación del conjunto de datos nombres, códigos de estudiante, DNI y otros datos personales que puedan permitir la identificación individual de los estudiantes. Esta autorización se muestra en el Anexo F.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

*“El que aprende y aprende y no practica lo que sabe, es como el que
ara y ara y no siembra”*

Platón.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS

A continuación, se hace el desarrollo y la documentación de cada uno de los objetivos específicos propuestos en esta investigación.

4.1. COMPARATIVA DE LOS FRAMEWORKS DE MINERÍA DE DATOS EXISTENTES

En esta sección se hará una comparación de los 3 principales frameworks de minería de datos existentes, para luego determinar la metodología base sobre la cual se hará la propuesta del framework de la presente tesis. La descripción general de estos frameworks existentes, los cuales son el proceso KDD, la metodología CRISP-DM y la metodología SEMMA, ya se han realizado en las **secciones 2.2.4.1 y 2.2.4.3**, por lo tanto, me avoco a realizar exclusivamente la comparación.

Cualquier comparación se realiza con elementos comparables, para lo cual, se debe comprobar que existe una correlación entre los frameworks de minería de datos a comparar. Lo cual como ya se mencionó brevemente en la **sección 2.2.4.3**, ciertamente existe una correlación entre los frameworks a comparar, esto se aprecia de forma sintetizada en la **tabla 4.1**.

Tabla 4.1 Correlación de los frameworks existentes de minería de datos

PROCESO KDD		CRISP -dM		SEMMA
1	Identificación del objetivo	1	Comprensión del negocio	
		2	Comprensión de los datos	1 Muestreo
2	Creación del Dataset	3	Preparación de los datos	2 Exploración
3	Preprocesamiento			3 Modifica
4	Transformación de datos			
5	Minería de datos	4	Modelado	4 Modela
6	Interpretación y evaluación	5	Evaluación	5 Evalúa
7	Toma de acciones	6	Despliegue	

4.1.1. CRITERIOS DE COMPARACION

Para iniciar con la comparación, primeramente, es necesario establecer de forma coherente los parámetros bajo los cuales comparará los frameworks existentes. Para ello el artículo titulado “Una herramienta para la evaluación y comparación de metodologías de minería de datos” de (Moine & Haedo, 2015), propone un marco comparativo de frameworks de minería de datos dividido en 4 aspectos, el cual es adecuado para la realización de este propósito. Dicho marco se puede apreciar en la **figura 4.1**.



Figura 4.1 Marco comparativo propuesto por (Moine & Haedo, 2015)

El procedimiento de uso del marco comparativo es establecer las características deseables que se deberían tener en cada una de las etapas, para luego evaluar si los frameworks de minería de datos cumplen o no con cada una de las características establecidas, para finalmente cuantificar el porcentaje de características que recibieron un “Si”. En las siguientes secciones se explicará con más detalle los aspectos de este marco comparativo.

4.1.1.1. ASPECTO 1: NIVEL DE DETALLE EN LA DESCRIPCIÓN DE LAS ACTIVIDADES

(Moine & Haedo, 2015) menciona que en esta etapa de comparación se debe evaluar el nivel de detalle con el que una metodología define las actividades que conforman al proceso. Propone 5 características a evaluar las cuales se muestran en la **tabla 4.2**.

Tabla 4.2 Características Aspecto 1 propuesta por (Moine & Haedo, 2015)

	Características a evaluar
1	¿Se definen actividades específicas para cada fase del proceso?
2	¿Se explicitan los pasos a seguir para llevar a cabo cada actividad?

3	¿Se definen las entradas de cada actividad?
4	¿Se definen las salidas de cada actividad?
5	¿Se provee una guía de buenas prácticas para cada una de las actividades específicas?

4.1.1.2. ASPECTO 2: ESCENARIOS DE APLICACIÓN

(Moine & Haedo, 2015) menciona que los frameworks de minería de datos deben servir para su aplicación en diferentes escenarios, por tanto, propone 4 características a evaluar, las cuales se aprecian en la **tabla 4.3**.

Tabla 4.3 Características del Aspecto 2 propuestas por (Moine & Haedo, 2015)

	Características a evaluar
1	¿Se especifican actividades para la definición y el análisis del problema u oportunidad con el cual colaborará la minería de datos?
2	¿Se consideran puntos de partida alternativos donde el usuario no refiere un problema, sino que sólo desea explorar sus datos?
3	¿La metodología es independiente del dominio de aplicación?
4	¿La metodología es aplicable a proyectos de diferente tamaño?

4.1.1.3. ASPECTO 3: ACTIVIDADES ESPECÍFICAS QUE COMPONEN CADA CLASE

(Moine & Haedo, 2015) menciona que los frameworks de minería de datos deben incluir ciertas actividades relevantes en cada etapa de aplicación del framework, por tanto, propone la evaluación de las 26 características mostradas en la **tabla 4.4**. agrupadas en función de las distintas fases generales de un proceso de minería de datos las cuales son: análisis del problema, selección y preparación de los datos, modelado, implementación y evaluación.

Tabla 4.4 Características del Aspecto 3 propuestas por (Moine & Haedo, 2015)

		Características a evaluar
Análisis de problema	1	¿Se propone una evaluación general de la organización?
	2	¿Se identifica al personal involucrado en el proyecto (stackholders)?
	3	¿Se define el problema u oportunidad de negocio?
	4	¿Se propone una evaluación de las fuentes de datos?
	5	¿Se analizan todas las soluciones posibles al problema?
	6	¿Se especifican los objetivos del proyecto?
	7	¿Se define un criterio de éxito para el proyecto?

	8	¿Se realiza una evaluación general de las técnicas de minería que podrían utilizarse?
	9	¿Se especifica de qué forma el usuario utilizará el nuevo conocimiento?
Selección y preparación de datos	10	¿Se propone un análisis exploratorio inicial de los datos?
	11	¿Se sugieren actividades para la limpieza de los datos?
	12	¿Se contemplan actividades para la transformación de variables y la creación de atributos derivados?
	13	¿Se realiza un análisis descriptivo final sobre los datos depurados?
	14	¿Se verifica con el usuario la completitud del conjunto de datos final? Para
Modelado	15	¿Se efectúa una selección de las técnicas que se aplicarán?
	16	¿Se planifica de qué forma se evaluarán los resultados?
	17	¿Se efectúa una evaluación inicial de los modelos obtenidos?
	18	¿Se proveen directivas para el caso donde se dificulta el descubrimiento de los patrones?
Evaluación	19	¿Se interpretan los modelos en función de los objetivos organizacionales?
	20	¿Se comparan y ponderan los modelos obtenidos?
	21	¿Se propone una revisión general del proceso?
	22	¿Se proveen directivas en caso de que ninguno de los modelos obtenidos resulte viable?
Implementación	23	¿Se planifica la implementación del nuevo conocimiento?
	24	¿Se propone la creación de un programa de mantenimiento?
	25	¿Se entrega al usuario un resumen del proyecto?
	26	¿Se documenta la experiencia adquirida por el equipo de trabajo?

4.1.1.4. ASPECTO 4: ACTIVIDADES DESTINADAS A LA DIRECCIÓN DEL PROYECTO

(Moine & Haedo, 2015) menciona que los frameworks de minería de datos deben incluir aspectos importantes para la planificación, ejecución y control de los proyectos como la administración del costo (presupuesto) y la del tiempo del proyecto (cronograma). Por tanto, tomando como referencia el estándar PMBOK propone 17 características para la evaluación de este punto, las cuales se muestran en la **tabla 4.5**.

Tabla 4.5 Características del Aspecto 4 propuestas por (Moine & Haedo, 2015)

		Características a evaluar
Gestión de alcance	1	¿Se propone la selección de los entregables que se generarán durante el proyecto?
	2	¿Se especifican actividades de control del alcance?
Gestión de tiempo	3	¿Se realiza una definición y secuenciación de las actividades que se ejecutarán durante el proyecto?
	4	¿Se realiza una estimación de la duración de cada actividad?
	5	¿Se construye un cronograma para el proyecto?

	6	¿Existen actividades de control del cronograma?
Gestión de costo	7	¿Se efectúa una estimación de los recursos afectados por cada actividad?
	8	¿Se realiza una estimación de los costos del proyecto?
	9	¿Se construye un presupuesto de costos?
	10	¿Existen actividades de control del presupuesto a medida que avanza el proyecto?
Gestión del equipo de trabajo	11	¿Se efectúa una planificación de los recursos humanos?
	12	¿Se proponen actividades para motivar la interacción entre los miembros del equipo?
	13	¿Se efectúa un seguimiento del rendimiento de los recursos humanos?
Gestión de riesgo	14	¿Se efectúa una identificación de los riesgos del proyecto?
	15	¿Se realiza una cuantificación y priorización de los riesgos?
	16	¿Se planifican acciones de respuesta ante cada riesgo?
	17	¿Existen actividades de supervisión y control de los riesgos?

4.1.1.5. CONSIDERACIONES FINALES PREVIAS A LA COMPARACIÓN

En (Benalcázar Tamayo, 2017), se realiza una comparación de las 3 metodologías que se requieren evaluar (KDD, CRISP-DM y SEMMA) usando el marco comparativo descrito a detalle en (Moine, 2013) y sintetizado en (Moine & Haedo, 2015). (Benalcázar Tamayo, 2017) hace la comparación teniendo como objetivo la aplicación de estos frameworks de minería de datos en la industria de servicios. Lo cual a pesar que difiere del objetivo de la presente tesis, la evaluación y análisis tiene puntos en común, por lo tanto, se toma como referencia su análisis comparativo para hacer la adaptación a los objetivos de esta tesis.

Las particularidades de los objetivos de la presente tesis, en la cual no se considera etapa de implementación ni dirección de proyectos, se debe a que buscamos obtener el perfil de egreso del estudiante a modo de diagnóstico como parte de un proceso de acreditación o proceso de mejora continua, en los cuales estas fases omitidas si son pertinentes.

Por lo tanto, de las de las 52 las características consideradas por (Moine, 2013), solo se toman como importantes para la presente investigación, las primeras 31 características, aunque para tener una visión general se evalúan las 52 características.

Por último se debe mencionar que para realizar la comparación se ha interpretado la documentación del proceso KDD presente en (Roiger,

2016), el manual de CRISP-DM de IBM SPSS (IBM, 2012) y la documentación disponible de SEMMA (SAS, 2018).

4.1.2. COMPARACIÓN DE LOS FRAMEWORKS DE MINERÍA

En **tabla 4.6**, se han sumariado las 52 características a comparar, separándose por colores la importancia para la siguiente tesis. Las 31 características relevantes para este estudio se resaltan de color azul. Las características de color amarillo forman parte de las actividades que se pueden considerar dentro de un proceso de mejora continua y/o acreditación. Las características de dirección de proyectos pueden ser consideradas en un entorno más empresarial, donde los plazos de tiempo y recursos son de mayor prioridad, a comparación de un entorno educativo.

Tabla 4.6 Comparación de Frameworks existentes. (Elaboración Propia)

		FRAMEWORKS				
FASE	CARACTERISTICA	CRISP-DM	KDD	SEMMA		
Nivel de detalle	General	1	Actividades específicas para cada fase del proceso.	SI	SI	SI
		2	Pasos a seguir de cada actividad.	SI		
		3	Inputs de cada Actividad.	SI	SI	
		4	Outputs de cada actividad.		SI	
		5	Guía de buenas Prácticas.	SI		SI
Escenarios de aplicación	General	1	Actividades para la definición y análisis del problema.	SI	SI	
		2	Actividades para objetivos de exploración de los datos.		SI	SI
		3	Metodología independiente del dominio de aplicación.	SI	SI	
		4	Metodología aplicable a proyectos de diferente tamaño.	SI	SI	SI
Actividades específicas	Análisis del problema	1	Evaluación general de la organización.	SI		
		2	Identificación de stakeholders.	SI	SI	SI
		3	Define el problema u oportunidad de negocio.	SI	SI	SI
		4	Evaluación de las fuentes de datos.	SI	SI	SI
		5	Análisis de todas las posibles soluciones al problema.	SI	SI	
		6	Se especifica los objetivos del proyecto.	SI	SI	
		7	Se define un criterio de éxito para el proyecto.	SI	SI	
		8	Evaluación general de que técnicas de minería se utilizan.	SI	SI	
		9	Se especifica la forma de utilizar el nuevo conocimiento.			
	Selección y preparación de datos	10	Análisis exploratorio inicial de los datos	SI	SI	
		11	Actividades de limpieza de datos.	SI	SI	SI
		12	Transformación y derivación de variables.	SI	SI	SI
		13	Descripción final de datos depurados.			SI
		14	Se verifica la completitud del conjunto de datos final.		SI	

	Modelado	15	Selección de las técnicas de minería que se aplicaran.	SI	SI		
		16	Planifica la forma de evaluación de los resultados.	SI	SI	SI	
		17	Evaluación inicial de los modelos obtenidos.	SI		SI	
		18	Directivas cuando se dificulta el descubrimiento de patrones.		SI		
	Evaluación	19	Interpretación del modelo en función de los objetivos organizacionales	SI	SI	SI	
		20	Comparación y ponderación de los modelos obtenidos.	SI	SI		
		21	Revisión general del proceso.	SI	SI	SI	
		22	Directivas cuando los modelos no sean viables.	SI	SI		
	Implementación	23	Se planifica la implementación de nuevo conocimiento.	SI	SI	SI	
		24	Propone creación de programa de mantenimiento.	SI	SI		
		25	Entrega un resumen del proyecto al usuario.	SI			
		26	Documenta la experiencia adquirida.	SI			
	Actividades destinadas a la dirección del proyecto	Gestión de alcance	1	Selección de los entregables.			
			2	Actividades de control de alcance.			
		Gestión de tiempo	3	Definición y secuenciación de las actividades.	SI	SI	SI
			4	Estimación de la duración de cada actividad.	SI	SI	
5			Cronograma del proyecto.	SI		SI	
6			Control de cronograma del proyecto.				
Gestión de costo		7	Estimación de los recursos afectados de cada actividad.	SI	SI		
		8	Estimación de los costos del proyecto.	SI	SI		
		9	Se construye un presupuesto.				
		10	Existen actividades de control del presupuesto.				
Gestión del equipo de trabajo		11	Planificación de recursos humanos.	SI			
		12	Actividades para motivar interacción del equipo de trabajo.				
		13	Seguimiento del rendimiento				
Gestión del riesgo		14	Identificación de riesgos del proyecto	SI	SI	SI	
		15	Cuantificación y priorización de los riesgos			SI	
		16	Acciones de respuesta a cada miembro	SI	SI		
		17	Actividades de supervisión y control				

El resumen considerando las 52 características de (Moine, 2013) se muestra en la **tabla 4.7**, donde se puede apreciar que CRISP-DM es el framework más completo con una diferencia de 7.7% sobre el proceso KDD, quedando bastante relegado SEMMA.

Tabla 4.7. Resumen de la comparación de las 52 características de (Moine, 2013). (Elaboración Propia)

	CRISP-DM	KDD	SEMMA
Total de características cumplidas	37	33	19
Total máximo	52	52	52
Porcentajes	71.2%	63.5%	36.5%

El resumen considerando las 31 características de importancia para la presente investigación, resaltadas de azul en la **tabla 4.6**, se muestra en la **tabla 4.8**, donde se puede apreciar que en este caso CRISP-DM y el proceso KDD tienen la misma evaluación de 80.6%, quedando SEMMA al final 45.2%.

Tabla 4.8 Resumen de la comparación de las 31 características relevantes. (Elaboración Propia)

	CRISP-DM	KDD	SEMMA
Total de características cumplidas	25	25	14
Total máximo	31	31	31
Porcentajes	80.6%	80.6%	45.2%

De los resultados de las **tablas 4.7** y **4.8**, se puede afirmar que CRISP-DM es el mejor marco de trabajo para entornos empresariales, ya que es superior que el proceso KDD en términos implementación y dirección de proyectos. Sin embargo, para el objetivo de la presente tesis, tanto CRISP-DM y el proceso KDD muestran ser igualmente adecuados.

Para hacer una selección final de cual framework se debe tomar como base, es necesario considerar la relación entre los frameworks comparados (**tabla 4.6**), la cual es que CRISP-DM y SEMMA son en si implementaciones derivadas del proceso KDD, esto se corrobora con las conclusiones obtenidas por (Azevedo & Santos, 2008) en su estudio “Kdd , Semma And Crisp-Dm : A Parallel Overview”. Dicho de otra forma, CRISP-DM y SEMMA son marcos con fines más específicos o especializados que el proceso KDD. Una buena forma de verlo se muestra en la **figura 4.2**.

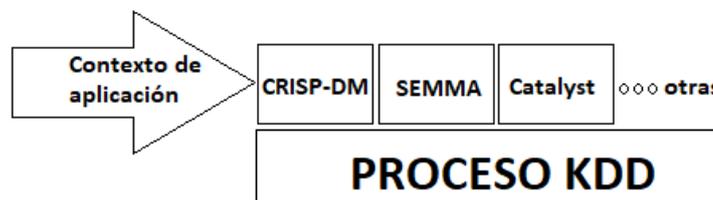


Figura 4.2 Relación del proceso KDD con otros marcos de minería de datos existentes. (Elaboración propia)

Si hacemos una interpretación de la **figura 4.3**, que muestra los resultados de un estudio realizado por la comunidad KDnuggets sobre la metodología de minería de datos preferida, podemos ver que CRISP-DM se muestra en primer lugar, lo cual es coherente con los resultados de la **tabla 4.7**, seguido de SEMMA y finalmente el proceso KDD, lo que considerando la relación mostrada en la **figura 4.2** es completamente lógico, ya que el proceso KDD debe adaptarse a la solución de problemas específicos, y hay muy pocos que lo usan tal cual como se documenta. Esto se puede deducir observando que en segundo lugar están las personas que usan un marco de minería de datos propio, lo cual, basándose en lo mencionado en párrafos anteriores, podemos decir que se derivan del proceso KDD.

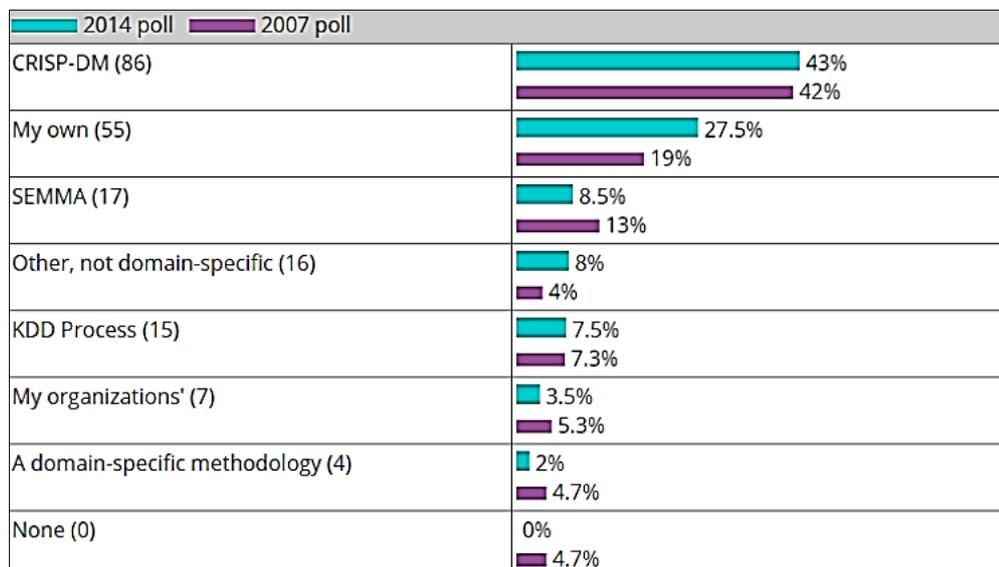


Figura 4.3 Que metodología principal se usa para minería de datos. Extraída de (Grandez Márquez, 2017)

En conclusión, tomando en cuenta los resultados de la **tabla 4.8**. y la relación que tienen los diversos frameworks de minería de datos, lo cual se muestra en la **figura 4.2**, se puede inferir que para proponer un framework para la obtención del perfil de egreso que es el objetivo de esta tesis, el proceso KDD es el adecuado para servir de base para el desarrollo de la propuesta.

4.2. FRAMEWORK PROPUESTO

Para realizar la propuesta del framework se tomó en cuenta el framework propuesto por (Mimis et al., 2019) en la **sección 2.1**, y el proceso KDD según el análisis de la **sección 4.1**. Así mismo se toma en cuenta el contexto del problema abordado. En la **figura 4.4** se puede apreciar de forma gráfica el framework propuesto, el cual consta de 5 etapas que se describen en las siguientes secciones.

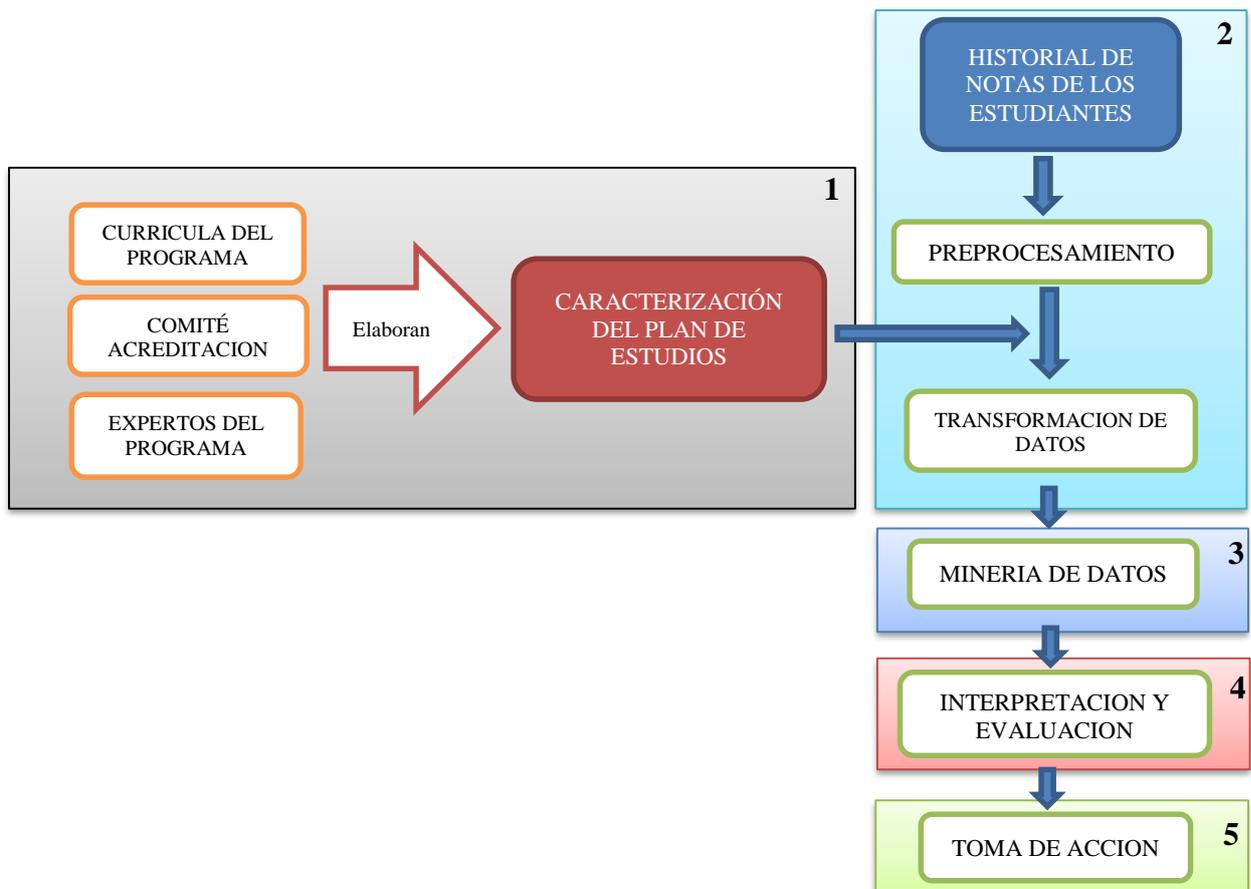


Figura 4.4-Framework propuesto para la obtención del perfil de egreso de un programa de educación superior. (Elaboración propia)

4.2.1. ETAPA 1: CARACTERIZACIÓN DEL PLAN DE ESTUDIOS DEL PROGRAMA

En esta etapa se debe valorar cada experiencia curricular del plan de estudios con referencia al aporte que estas hacen al perfil de egreso del estudiante. Para realizar esta valoración se debe tomar en cuenta el currículo de estudios del programa, y la opinión del comité de acreditación y los docentes especialistas (expertos), que dictan las EC's del programa.

Tomando en cuenta la definición de perfil de egreso dada por (Martínez Márquez, 2015) en la **sección 2.3.2**, se requiere que la caracterización de las experiencias curriculares del programa esté en función de las características del mencionado perfil, por lo tanto, se debe plasmar estas características en una lista, la cual constituirá la base del proceso de valoración.

El currículo es el documento en el que un programa de estudios incluye una descripción de los objetivos, en cuanto a la adquisición de conocimientos, habilidades y valores que cada EC prioriza, es decir, de la revisión del currículo se puede obtener las características del perfil de egreso a las que aporta una determinada EC. Sin embargo, también debemos tener en cuenta que el currículo puede no expresar fielmente lo que sucede en las aulas, por lo tanto, es necesario que los docentes especialistas den su valoración sobre las EC que imparten. Así mismo, si el programa cuenta con un comité de acreditación o calidad, este puede aportar la valoración de las EC con referencia a las competencias del perfil, que son solicitadas por una entidad acreditadora.

En la **figura 4.5**. se muestra un ejemplo de la valoración de una EC, respecto a una lista de características que se definen en perfil de egreso deseado. La lista de características comprende todas las competencias que un profesional de un determinado programa debe poseer, así mismo el dominio de determinadas áreas de conocimiento y la afinidad con alguna línea o eje de investigación tenga el programa. La escala de valoración en este ejemplo es de 0 a 3.

		Áreas de Conocimiento				Ejes de investigación			Resultados del estudiante												
	Creditos	Área 1	Área 2	Área 3	Área 4	Eje 1	Eje 2	Eje 3	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	
4	EC1	4	3	2	0	1	3	2	0	1	2	3	2	1	1	1	2	3	1	1	0

Figura 4.5-Ejemplo de valoración de una EC. (Elaboración propia)

Realizar una valoración según lo mostrado en la figura anterior se puede realizar para cualquier experiencia curricular de cualquier programa de estudios, lógicamente la lista de características variará en cada programa.

4.2.2. ETAPA 2: CREACIÓN Y ADECUACIÓN DEL DATASET

Esta etapa se compone por 3 sub etapas las cuales son Obtención de los historiales de notas, preprocesamiento y transformación de datos.

4.2.2.1. OBTENER LOS HISTORIALES DE NOTAS

La única consideración que se debe tener en este punto, es la confidencialidad de los datos personales, por lo cual es necesario solicitar el permiso a la autoridad competente para el uso de estos registros de forma anónima.

4.2.2.2. PREPROCESAMIENTO

Esta etapa de procesamiento es básicamente la etapa 3 (preprocesamiento) del proceso KDD de la **sección 2.2.4.1.** en el cual se trata con los datos faltantes o ruidosos. Se debe mencionar que es poco probable que en los historiales académicos tengan datos faltantes o erróneos, pero si se suscitase, entonces se debe decidir cómo dar solución a ese problema.

Un punto a tener en cuenta es que, para obtener el perfil de egreso, los atributos del dataset deben ser comunes a todos los estudiantes, es decir, se debe considerar solo las calificaciones de las EC's obligatorias, eliminándose aquellas que son electivas. Según es de conocimiento, algunos programas pueden poseer varias líneas de especialización dentro de la formación universitaria, en este caso se debe preparar tantos datasets como líneas de especialización se posea, teniendo en cada división solo los historiales de los estudiantes que optaron solo por una determinada especialización.

4.2.2.3. TRANSFORMACIÓN DEL DATASET

En esta etapa se construye el dataset inicial, transformando todos los historiales de calificaciones en una matriz única de características. Esta matriz tendrá tantas columnas como características del perfil se hayan

considerado y el número de filas igual al número de historiales de calificaciones, tal como se ejemplifica en la **figura 4.6**.

1	ID	Área 1	Área 2	Área 3	Área 4	Eje 1	Eje 2	Eje 3	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12
2	1	0.02	0.84	0.68	0.87	0.91	0.96	0.77	0.93	0.6	0.47	0.06	0.87	0.75	0.49	0.22	0.02	0.2	0.14	0.71
3	2	0.87	0.17	0.25	0.07	0.79	0.27	0.52	0.76	0.36	0.21	0.61	0.85	0.46	0.87	0.96	0.07	0.75	0.26	0.41
4	3	0	0.96	0.97	0.89	0.37	0.91	0.33	0.22	0.61	0.67	0.64	0.85	0.38	0.33	0.69	0.91	0.33	0.51	0.17
5	4	0.04	0.71	0.08	0.24	0.03	0.06	0.52	0.2	0.35	0.28	0.5	0.74	0.31	0.73	0.88	0.49	0.29	0.33	0.92
91																				
92																				
93	n	0.03	0.64	0.8	0.75	0.11	0.41	0.85	0.16	0.11	0.12	0.19	0.04	0.17	0.57	0.98	0.34	0.15	0.99	0.34

Figura 4.6-Forma del Dataset inicial. (Elaboración propia)

Para iniciar la transformación de los datos, se debe ponderar las EC's según la matriz de valoración realizada en la etapa 1, así como, la cantidad de créditos académicos de cada EC. Esto se puede lograr utilizando la siguiente ecuación:

$$P_{C_{j,i}} = \frac{N_j * C_{a_j} * C_{C_{j,i}}}{C_{a_{max}} * C_{C_{max}}} \quad (1)$$

Donde:

j : Identificador para las diferentes EC's del plan de estudios

i : Numero identificador de las características del perfil.

$P_{C_{j,i}}$: Valor ponderado del aporte de una EC a la característica i .

N_j : Valor de la calificación (nota) del estudiante en la EC j .

C_{a_j} : Número de créditos académicos para la EC j .

$C_{C_{j,i}}$: Valoración de la EC j en la característica i .

$C_{C_{max}}$: Valor de máximo en la escala de caracterización de las EC's.

$C_{a_{max}}$: Valor máximo de créditos que tiene una EC en el plan de estudios

La ecuación anterior se debe aplicar a cada una de las características consideraras por cada EC, este proceso finalmente transforma un historial de calificaciones, en matrices de características valoradas de 0 a 20 (considerando la escala vigesimal en las calificaciones).

La **figura 4.7**. muestra un ejemplo del proceso mencionado, considerando un plan de estudios con EC's de máximo 4 créditos, las

calificaciones de un estudiante de 11 a 20 (de color rojo), y la valoración de las EC's realizada en la etapa 1, en escala de 0-3. Siendo la formula aplicada a la celda Y49, la que se muestra en la barra de fórmulas, que es básicamente la ecuación (1) descrita anteriormente. El procedimiento es análogo para todas las demás características.

	B	C	D	E	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN	AO	AP	AQ
2	Ciclo	EC	Cred.	Estudiante 1	Area 1	Area 2	Area 3	Area 4	Eje 1	Eje 2	Eje 3	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12
49	X	EC1	4	13	8.67	8.67	8.67	4.33	13.00	8.67	13.00	8.67	8.67	8.67	13.00	8.67	13.00	13.00	13.00	8.67	8.67	8.67	8.67
50	X	EC2	3	15	0.00	7.50	11.25	3.75	7.50	7.50	7.50	7.50	7.50	11.25	7.50	7.50	7.50	7.50	7.50	11.25	7.50	11.25	7.50
51	X	EC3	4	14	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	4.67	9.33	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	9.33	14.00	9.33	14.00
52	X	EC4	4	17	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	11.33	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00
53	X	ECS	4	12	8.00	8.00	8.00	8.00	8.00	8.00	8.00	4.00	4.00	8.00	12.00	8.00	12.00	12.00	8.00	8.00	12.00	8.00	12.00

Figura 4.7-Ejemplo de la ponderación de una experiencia curricular. (Elaboración propia)

Como el resultado buscado es un único vector de características por cada historial de calificaciones, es necesario una ponderación vertical en la tabla obtenida. Para esto, debemos saber cuál es la suma máxima posible verticalmente en cada característica, lo cual se puede realizar simulando que el estudiante obtuvo la nota máxima en todas las EC's, y luego realizando la suma. La ponderación final de la característica (Pfc) será:

$$Pfc = \frac{\text{Suma Vertical}_i}{\text{Suma Vertical maxima}_i} \quad (2)$$

Donde el subíndice i, es un indicador de la característica que se está calculando. Como se puede deducir, se obtendrá un único vector escalado de 0 a 1 al final de este proceso. La figura 4.8 lo ejemplifica, en la que puede observar la ecuación usada para la ponderación final de la columna, área 1, en la barra de fórmulas. Nótese que los valores mostrados de rojo, son la suma máxima posible si el estudiante obtuvo 20 en todas las EC's. La fila 1 muestra el vector características del estudiante.

	B	C	D	E	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN	AO	AP	AQ
1				Final	=SUMA(Y4:Y53)/Y54																		
2	Ciclo	EC	Cred.	Estudiante 1	Area 1	Area 2	Area 3	Area 4	Eje 1	Eje 2	Eje 3	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12
50	X	EC1	3	15	0.00	7.50	11.25	3.75	7.50	7.50	7.50	7.50	7.50	11.25	7.50	7.50	7.50	7.50	7.50	11.25	7.50	11.25	7.50
51	X	EC2	4	14	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	4.67	9.33	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	9.33	14.00	9.33	14.00
52	X	EC3	4	17	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	11.33	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00	17.00
53	X	EC4	4	12	8.00	8.00	8.00	8.00	8.00	8.00	8.00	4.00	4.00	8.00	12.00	8.00	12.00	12.00	8.00	8.00	12.00	8.00	12.00
54				MAX	536.7	473.3	485.0	391.7	613.3	493.3	536.7	506.7	323.3	345.0	290.0	346.7	248.3	310.0	233.3	290.0	266.7	338.3	228.3

Figura 4.8-Vector característica para 1 estudiante. (Elaboración propia)

La unión vertical de todos los vectores características obtenidos, constituye el dataset inicial cuya forma se ejemplifico en la **figura 4.6**, este dataset ya puede usarse para iniciar el proceso de minería, sin embargo, dependiendo del algoritmo de minería se puede requerir hacer otras transformaciones antes de minar.

4.2.3. ETAPA 3: MINERÍA DE DATOS

Consiste en la selección y aplicación de la técnica de minería de datos seleccionada para la obtención del modelo. Considerando los objetivos de la presente investigación y la metodología del trabajo realizado por (Fontalvo et al., 2018), mencionado en la sección de antecedentes, los algoritmos de agrupamiento (clustering) son los que mejor se adaptan para lograr los objetivos establecidos. Se debe mencionar que este proceso debe ser iterativo hasta conseguir buenos resultados, debido a la naturaleza aleatoria que pueden presentar algunos algoritmos de agrupamiento, así como para obtener la cantidad de clusters que son realmente significativos.

4.2.4. ETAPA 4: INTERPRETACIÓN Y EVALUACIÓN

Una vez que se ha obtenido el modelo se debe interpretar los resultados dentro del contexto del perfil de egreso, es decir, los resultados del modelo obtenido deben ser capaces de explicar, cuáles son las características esenciales de los estudiantes al egresar del programa, y si existe alguna deficiencia o sesgo importante entre los resultados que pueda usarse para idear un plan de mejora.

4.2.5. ETAPA 5: TOMA DE ACCIONES

En esta etapa se ejecuta el plan de mejora, el cual puede consistir en la evaluación de los contenidos, cambios en la metodología de enseñanza, la creación, o incluso la eliminación de una EC. Realizándose todas estas acciones dentro de un contexto específico, el cual puede ser un proceso de acreditación (cuyas consideraciones se abordan en las **secciones 2.2.2.1 y 2.2.2.2**), el inicio de un ciclo de medición en un proceso de mejora continua (necesario para obtener y mantener la acreditación), en la actualización curricular (realizado por las instituciones universitarias periódicamente), etc.

El desarrollo de esta etapa excede al objetivo de esta investigación, ya que el plan de mejora que se plantee, es dependiente del contexto y las diferentes motivaciones que impulsen a un determinado programa a la obtención o medición del perfil de egreso, por lo que es difícil sugerir un plan adecuado, sin conocer el estado actual de un determinado programa.

4.3. EJECUCION Y VALIDACION DEL FRAMEWORK

4.3.1. EJECUCION DEL FRAMEWORK EN EL PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRONICA

4.3.1.1. CARACTERIZACION DEL PAN DE ESTUDIOS

El programa de ingeniería Mecatrónica, de la Universidad Nacional de Trujillo, cuenta con 2 planes curriculares vigentes a la fecha (diciembre 2019), la currícula por objetivos elaborada en el año 2010 y la currícula por competencias del año 2018, siendo la cantidad de créditos académicos mínimos para poder egresar del programa de 220. Debido a que aún no existen egresados de la currícula del 2018, solo se considerará la currícula del 2010, sobre la cual también cabe mencionar que el programa ha realizado su proceso de acreditación con ICACIT. Los planes de estudio respectivos a ambas currículas se muestran en el Anexo A, en las cuales podemos notar la cantidad de créditos de cada EC, así como, si una determinada EC es de carácter electivo u obligatorio.

La ingeniería mecatrónica es de naturaleza multidisciplinaria, donde se integra la ingeniería de mecánica, ingeniería electrónica, ingeniería de control y la ingeniería informática, mostrándose mejor esta integración en la **figura 4.9**. Por lo tanto, el perfil de egreso de un ingeniero mecatrónico está en función con el nivel de conocimientos que tiene en cada área, afinidad a una línea de investigación (o de desarrollo profesional), así como de las habilidades y valores para desempeñarse eficazmente en su entorno laboral.

La lista de características que se consideraran en el perfil de egreso del ingeniero Mecatrónico UNT se extraen de la currícula 2018, la cual se elaboró tomando como base el paradigma de currículo por competencias y los

estándares de calidad solicitados por la entidad acreditadora ICACIT. Estas características consideradas se listan a continuación:

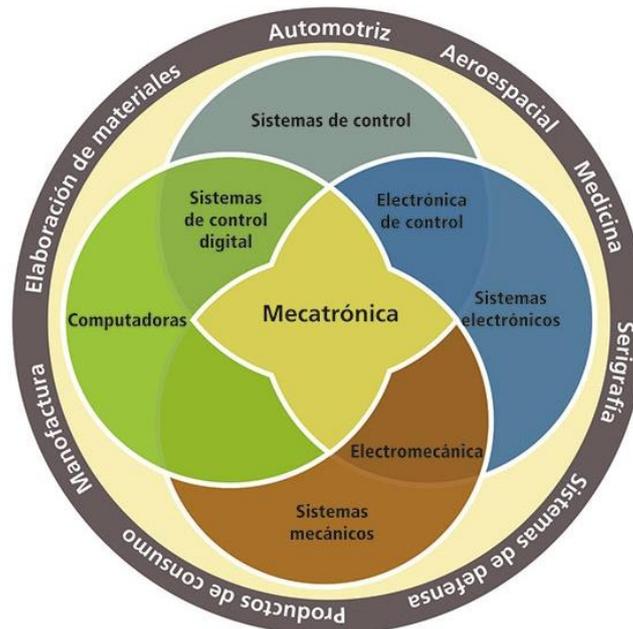


Figura 4.9-Interrelación de las áreas de la Ingeniería Mecatrónica.
(<https://saberesciencias.com.mx/2013/02/02/mecatronica/>)

- **Áreas de conocimiento:**
 1. Ingeniería Mecánica
 2. Ingeniería Electrónica
 3. Ingeniería de Control
 4. Ingeniería Informática
- **Líneas de investigación o de desarrollo profesional:**
 5. Automatización y Robótica
 6. Sistemas electrónicos e informáticos
 7. Sistemas Mecánicos y energéticos
- **Resultados del estudiante o competencias**

La tabla completa de competencias se encuentra en el **Anexo B**. A continuación, se lista la relación de las competencias del programa de ingeniería Mecatrónica, con los resultados del estudiante dados por ICACIT, las cuales a su vez forman parte de la lista de características:

 8. UC1 = Resultado (a): Conocimientos de ingeniería.
 9. UC2 = Resultado (b): Experimentación.
 10. UC3 = Resultado (c): Diseño y desarrollo de soluciones.

11. UC4 = Resultado (d): Trabajo individual y en equipo.
12. UC5 = Resultado (e): Análisis de problemas.
13. UC6 = Resultado (f): Ética.
14. UC7 = Resultado (g): Comunicación.
15. UC8 = Resultado (h): Medio ambiente y sostenibilidad.
16. UC9 = Resultado (i): Aprendizaje permanente.
17. UC10 = Resultado (j): El ingeniero y la sociedad.
18. UC11 = Resultado (k): Uso de herramientas modernas.
19. UC12 = Resultado (l): Gestión de proyectos.

El perfil y la lista de características descritos párrafos anteriores, es propio del programa de Ingeniería Mecatrónica, de la Universidad Nacional de Trujillo, y puede diferir de los programas Ingeniería Mecatrónica de otras universidades, aún más con programas diferentes, por lo tanto, esta lista de características se debe obtener basándose en el contexto específico de un determinado programa.

Siguiendo el proceso descrito previamente en la **sección 4.2.1**, el primer paso para realizar la caracterización es considerar la información presente en el currículo de estudios, concretamente las sumillas de las EC's. En la **figura 4.10** se muestra un ejemplo de sumilla contenida en la currícula del año 2010. Como se puede apreciar en esa sumilla, solo muestra expresamente el número de créditos, haciendo un análisis podríamos deducir a que área de conocimiento aporta dicha EC, sin embargo, podemos notar que los datos acerca de habilidades y competencias no se encuentran, por lo que, no es posible realizar una identificación y valoración de estas. Esta carencia de información, se debe al hecho que la currícula 2010 de ingeniería Mecatrónica está basada en objetivos y no en competencias, en la que se asume que los estudiantes adquieren las competencias necesarias para su desempeño laboral dentro de las EC's, sin embargo, no existe ningún proceso de medición para comprobación.

En la **figura 4.11** podemos apreciar una sumilla de la currícula de ingeniería Mecatrónica del 2018. Esta se muestra con la finalidad indicar que tipo información se puede obtener de ella, en caso que un programa de estudios tenga implementado una currícula por competencias. Nótese que esta

aporta información específica sobre las competencias del perfil de egreso, lo cual está relacionada con la lista de características elaborada.

DEPARTAMENTO

MECANICA Y ENERGIA

CURSO

PROCESAMIENTO DE SEÑALES DIGITALES

NIVEL DE EXIGENCIA ACADEMICA: OBLIGATORIO

COD	HORAS / SEMANA				Créditos	Ciclo	PRE – REQUISITOS			
	Teoría	Práctica	Laboratorio	Total			PRE-1	PRE-2	PRE-3	PRE- 4
54	3	0	2	5	4	VIII	29	-	-	-

OBJETIVOS

1. Analizar y comprender los conceptos y técnicas básicas del Procesamiento Digital de Señales (PDS) y sus aplicaciones.

CONTENIDOS

1. Principios fundamentales del Procesamiento Digital de Señales.
2. Diseño de filtros digitales.
3. Aplicaciones del PDS.
4. Arquitecturas para Procesamiento Digital de Señales.

BIBLIOGRAFIA

1. Rabiner L., Gold B. Theory and applications of digital signal processing Prentice Hall, 1975.
2. Oppenheim A. V. Applications of digital signal processing. Prentice Hall, 1978.
3. J. G. Proakis & D. G. Manolakis. Digital Signal Processing, Principles, Algorithms and Applications New York, USA Macmillan, 1992.
4. Antonio A. Digital Filters: Analysis and Design New York, USA McGraw-Hill, 1979.
5. Williams C. 3 Designing Digital Filters New Jersey, USA Prentice Hall, 1986.

Figura 4.10-Sumilla presente en la currícula 2010 de Ingeniería Mecatrónica (Currícula Ingeniería Mecatronica-UNT.2010)

Considerando nuevamente la sumilla de la **figura 4.10**, podemos darnos cuenta que necesitamos una forma concreta de obtener la valoración de cada EC respecto a las áreas de conocimiento, las líneas de investigación y las competencias. Es así, que para la valoración de las áreas y las líneas de investigación se ha realizado una matriz de valoración, dirigido a los docentes especialistas sobre las EC's que dictan. El instrumento realizado se aprecia en la **figura 4.12** y consiste en que el docente reflexione y valore, en base a su experiencia, sobre cuánto es el aporte que las EC's que dictó han realizado a las áreas y líneas de investigación de ingeniería Mecatrónica. El instrumento, las hojas de aplicación y los resultados completos se muestran en el **Anexo C**.

Denominación de la experiencia curricular			Procesamiento Digital de Señales e Imágenes								
Ciclo	VIII	Código	ECM-VIII5	Carácter	Teórico - Práctico	Requisito	ECM-V1 ECM-VI3		Código de competencia del perfil de egreso	UC2 UC11	
Total horas	96	Horas x semana	6	Créditos	4	Horas teóricas	2	Horas prácticas	2	HV/HL	2
Sumilla	<p>La experiencia curricular de Procesamiento Digital de Señales e Imágenes es de naturaleza teórica - practica, y se orienta al desarrollo de las competencias de investigación y uso de herramientas modernas del ingeniero Mecatrónico. Contribuye al logro de las capacidades terminales CT2.1, CT2.2, CT2.3, CT11.1 y CT11.2 del perfil de egreso.</p> <p>Para el logro de estas competencias se ha organizado el desarrollo de la presente experiencia curricular en tres bloques temáticos:</p> <ol style="list-style-type: none"> Procesamiento digital de señales en el dominio del tiempo y la frecuencia. Procesamiento digital de imágenes. Reconocimiento de objetos y visión por computador. <p>La experiencia curricular de procesamiento de señales e Imágenes digitales es útil para que el estudiante realice la manipulación de señales de una o más dimensiones(imágenes), de identificar u obtener información relevante en la señal de entrada los que se usaran en procesos de supervisión y control, así mismo, servirá fortalecer las herramientas disponibles para realizar proyectos de investigación.</p>										
Ejes y valores curriculares priorizados	Tolerancia, Honestidad y Responsabilidad y Respeto										
Enfoque didáctico	Orientado a proyectos				Perfil específico del docente / equipo formador	Ingeniero Mecatrónico / Electrónico / Informático con grado de Magister o Doctor					
					Perfil del personal administrativo y/o personal de servicio	Bachiller o Ingeniero Mecatrónico / Electrónico / Informático					

Figura 4.11-Sumilla presente en la currícula 2018 de Ingeniería Mecatrónica (Currícula Ingeniería Mecatronica-UNT.2018)

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: _____

Especialidad: _____

Facultad a la que pertenece: _____

Escala			
Ningun aporte o aplicación	Aplicación o aportes basicos	Aplicacion o aportes medios	Aplicación o aportes
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al area de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electronica	Ingeniería de Control	Ingeniería Infromatica	Sistemas de automatización y Robotica	Sistemas Electronicos e informaticos	Sistemas energeticos y Mecanicos

FIRMA _____

Figura 4.12-Instrumento dirigido a los docentes especialistas de ingeniería Mecatrónica (Elaboración propia)

La **figura 4.13** muestra los resultados de la aplicación del instrumento solo de los ciclos IX y X. En la que se debe explicar, que las EC's sin resaltar, son en las que la valoración se obtuvo por medio del instrumento, por otro lado, las EC's resaltadas de naranja, son considerados EC's integradoras, donde se aplica y/o aporta a todas las competencias del perfil de egreso. Adicionalmente, las EC's de formación general, resaltadas de verde, aunque no están estrechamente relacionadas con la ingeniería, su conocimiento enriquece la labor de cualquier profesional, por lo cual se le consideró un aporte igual a todo el perfil de egreso.

IX	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS II	4	3	3	3	3	3	3	3
IX	CONTROL AVANZADO	4	0	0	3	2	3	2	0
IX	ROBOTICA	4	2	2	2	2	3	1	1
IX	TRABAJO DE TESIS I	3	3	3	3	3	3	3	3
IX	PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES	4	0	1	1	3	2	3	0
X	MANTENIMIENTO DE SISTEMAS MECATRONICOS	4	2	2	2	1	3	2	3
X	AUTOMATIZACION Y REDES INDUSTRIALES	3	0	2	3	1	2	2	2
X	GESTION DE CALIDAD Y PROYECTOS	4	3	3	3	3	3	3	3
X	TRABAJO DE TESIS II	4	3	3	3	3	3	3	3
X	GESTION Y ADMINISTRACION DE EMPRESAS	4	2	2	2	2	2	2	2

Figura 4.13-Resultados del instrumento para los ciclos IX y X (Elaboración Propia)

La valoración sobre competencias ha sido proporcionada por el comité de acreditación del programa de ingeniería Mecatrónica, por lo cual no ha sido necesario elaborarlo, parte de esta valoración se aprecia en **figura 4.14**. y la tabla completa también se incluye en el **Anexo D**. Si un programa carece de esta tabla, puede hacer uso de un instrumento semejante al de la **figura 4.12**, en el que se consideraría la experiencia curricular respecto a las competencias.

La escala de valoración que se usó en este proceso, es 0: Conoce, 1: Comprende, 2: Aplica en nivel intermedio y 3: Logra el resultado. Por este motivo, la escala que se usó en el instrumento de la **figura 4.12** también es de 0 a 3, esto con la finalidad de guardar coherencia y no tener que hacer transformaciones numéricas innecesarias.

Siguiendo con el proceso, se procedió a juntar todas las valoraciones en una sola matriz, la cual se muestra en la **figura 4.15**, donde se aprecia que está compuesta por las 19 características seleccionadas. La figura solo muestra el IX y X ciclo. La matriz completa se muestra en el **Anexo E**.

VII	MICROPROCESADORES Y SISTEMAS DIGITALES	2	0	2	2	0	0	1	1	2	1	2	1
VIII	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS I	2	3	2	3	2	2	2	2	2	2	3	2
VIII	CONTROL II	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
VIII	ELECTRONICA DE POTENCIA	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
VIII	SISTEMAS OLEOHIDRAULICOS Y NEUMATICOS I	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
VIII	PROCESAMIENTO DE SEÑALES DIGITALES	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
IX	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS II	3	3	3	3	3	2	3	2	3	3	3	2
IX	CONTROL AVANZADO	2	3	2	2	2	2	2	2	3	2	3	2
IX	ROBOTICA	3	3	2	2	2	2	2	2	3	3	3	2
IX	TRABAJO DE TESIS I	2	2	3	2	2	3	3	2	3	3	2	2
IX	PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
X	MANTENIMIENTO DE SISTEMAS MECATRONICOS	2	2	2	3	2	3	3	3	2	2	2	2
X	AUTOMATIZACION Y REDES INDUSTRIALES	2	2	3	2	2	2	2	2	3	2	3	2
X	GESTION DE CALIDAD Y PROYECTOS	1	2	3	3	3	3	3	3	2	3	2	3
X	TRABAJO DE TESIS II	3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3
X	GESTION Y ADMINISTRACION DE EMPRESAS	1	1	2	3	2	3	3	2	2	3	2	3

Figura 4.14-Valoración de EC³ respecto a las competencias de ingeniería Mecatrónica (Comité de acreditación Mecatrónica, 2018)

	A	B	C	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W
1				Áreas de Conocimiento				Ejes de investigac			Resultados del estudiante											
2	Ciclo	Experiencia curricular	Cred.	MECÁNICA	ELECTRÓNICA	CONTROL	INFORMÁTICA	AUT. Y ROB	ELEC. E INF	ENERG Y MEC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
44	IX	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS II	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	2	3	3	3	2
45	IX	CONTROL AVANZADO	4	0	0	3	2	3	2	0	2	3	2	2	2	2	2	2	3	2	3	2
46	IX	ROBOTICA	4	2	2	2	2	3	1	1	3	3	2	2	2	2	2	2	3	3	3	2
47	IX	TRABAJO DE TESIS I	3	3	3	3	3	3	3	3	2	2	3	2	2	3	3	2	3	3	2	2
48	IX	PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES	4	0	1	1	3	2	3	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
49	X	MANTENIMIENTO DE SISTEMAS MECATRONICOS	4	2	2	2	1	3	2	3	2	2	2	3	2	3	3	3	2	2	2	2
50	X	AUTOMATIZACION Y REDES INDUSTRIALES	3	0	2	3	1	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	3	2	3	2
51	X	GESTION DE CALIDAD Y PROYECTOS	4	3	3	3	3	3	3	3	1	2	3	3	3	3	3	3	2	3	2	3
52	X	TRABAJO DE TESIS II	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3
53	X	GESTION Y ADMINISTRACION DE EMPRESAS	4	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2	3	2	3	3	2	2	3	2	3

Figura 4.15-Matriz de valoración de las 19 características del perfil de egreso, de los ciclos IX y X. (Elaboración Propia)

4.3.1.2. CREACION Y TRANSFORMACION DEL DATASET

Este proceso se lleva a cabo tal como se describió en la **sección 4.2.2.3**. Debiendo iniciar con la obtención de los 91 historiales de calificaciones (según el cálculo de la muestra de la sección 3.5), los cuales previa autorización escrita brindada por el director del programa (adjunta en el Anexo F), se facilitó los certificados de estudios en formato pdf, tal como se aprecia en la **figura 4.16**. Lo cual se necesitó pasar a una tabla de Excel, de tal forma que en cada columna se represente todas las calificaciones de un estudiante.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
1																				
2	ID	MECANICA	ELECTRONICA	CONTROL	INFORMATICA	AUT. Y ROBO	ELEC. E INF	ENERG Y MEC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
3	1	0.623	0.645	0.645	0.644	0.633	0.642	0.632	0.634	0.651	0.646	0.660	0.642	0.670	0.663	0.663	0.652	0.657	0.642	0.664
4	2	0.691	0.694	0.692	0.707	0.685	0.697	0.689	0.688	0.706	0.690	0.705	0.698	0.718	0.705	0.721	0.705	0.718	0.698	0.718
5	3	0.632	0.649	0.643	0.646	0.644	0.655	0.634	0.635	0.635	0.651	0.650	0.640	0.640	0.651	0.647	0.655	0.644	0.644	0.646
6	4	0.630	0.657	0.663	0.660	0.650	0.655	0.636	0.651	0.662	0.665	0.674	0.664	0.678	0.673	0.680	0.678	0.683	0.665	0.681
7	5	0.620	0.614	0.616	0.622	0.607	0.610	0.619	0.615	0.618	0.617	0.616	0.613	0.619	0.622	0.620	0.622	0.628	0.617	0.621
8	6	0.716	0.720	0.726	0.739	0.722	0.723	0.713	0.732	0.769	0.766	0.772	0.756	0.792	0.772	0.798	0.775	0.794	0.760	0.795
9	7	0.605	0.617	0.606	0.612	0.608	0.615	0.602	0.613	0.629	0.625	0.632	0.622	0.633	0.634	0.637	0.636	0.635	0.629	0.631
10	8	0.638	0.656	0.651	0.660	0.643	0.653	0.645	0.644	0.672	0.666	0.684	0.657	0.701	0.688	0.702	0.686	0.695	0.669	0.697
11	9	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633	0.633

Figura 4.18-Fracción del dataset inicial (Elaboración Propia)

Como se explicará en la sección siguiente, en este dataset creado, ya se puede aplicar los algoritmos de agrupamiento, sin embargo, los resultados obtenidos son difíciles de explicar, por lo cual, se requirió realizar otra transformación sobre los datos, convirtiendo los datos de tipo numérico(real) a tipo categórico. Para realizar tal transformación se toma en cuenta 2 cosas, la primera es que el algoritmo de agrupamiento necesita obligatoriamente datos numéricos para realizar la clasificación, y la segunda es que la cantidad de clases de datos categóricos tiene que estar en una escala que sea fácil de interpretar.

Para realizar el cambio a datos categóricos, se revisó las escalas de medición que se da en los sílabos por competencias de la UNT y del comité de calidad del programa de Ingeniería Mecatrónica, siendo estas mostradas de forma comparativa en la **tabla 4.9**. En la cual se observa 4 niveles de logro considerados para ambas escalas de medición, las cuales a su vez se les puede considerar equivalentes.

Tabla 4.9-Comparativa en las escalas de Medición UNT con la escala de medición del comité de calidad de Ingeniería Mecatrónica. (Elaboración propia).

Escala de medición del sílabo por competencias de la UNT	Escala de medición del comité de calidad de Ingeniería Mecatrónica
Nivel I (0-10)	Insatisfactorio
Nivel II (11-13)	En desarrollo
Nivel III (14-17)	Logrado
Nivel IV (18-20)	Ejemplar

Observando los datos de este caso en particular, es fácil darse cuenta que la escala mostrada en la tabla anterior no realizará una buena

categorización, debido a que los promedios de los egresados de Ingeniería Mecatrónica son relativamente bajos, lo que generará que todos los datos quedes categorizados solo con 2 etiquetas, por lo tanto, es necesario hacer un reescalamiento para poder categorizar los datos de una mejor manera. La escala modificada se muestra en la **tabla 4.10**.

Tabla 4.10-Escala modificada para categorizar el dataset inicial. (Elaboración propia).

Etiqueta numérica	Escala modificada	Escala modificada normalizada	Etiqueta nominal
0	<11.99	< 0.599	En Desarrollo
1	12 - 13.49	0.6 – 0.6745	regular
2	13.5– 15.49	0.675 – 0.7745	Logrado
3	15.5 - 20	0.775 - 1	Ejemplar

Como se aprecia en la tabla anterior, ahora el dataset inicial podrá estar en 4 categorías bien definidas, además se usará las etiquetas numéricas en lugar de las nominales, esto es por el motivo ya mencionado, sobre que los algoritmos de agrupamiento requieren datos numéricos para funcionar. El proceso de categorización consiste simplemente en comparar los valores del dataset de la **figura 4.18** con la escala normalizada mostrada en la tercera columna de la tabla anterior. En la **figura 4.19**. se muestra una fracción del dataset en su forma categórica, el cual también se incluye de forma completa en el **anexo G**.

V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN	AO
ID	MECANICA	ELECTRONICA	CONTROL	INFORMATICA	AUT. Y ROB	ELEC. E INF	ENERG Y MEC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	2	2	2	1	2
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	3	3	3	2	3
7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	2	2	2	2	1	2	2
9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10	1	2	1	1	1	1	1	2	2	2	1	2	2	2	2	2	2	2	2
11	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1

Figura 4.19-Fracción del dataset inicial en su forma categórica (Elaboración Propia)

4.3.1.3. MINERIA DE DATOS

Teniendo la base de datos se procedió a realizar el flujo de ejecución para obtener el modelo en el software RapidMiner, el cual consiste básicamente en realizar un algoritmo de agrupamiento, esto es basado en la investigación de (Fontalvo et al., 2018), detallada en la **sección 2.1**, y en la que se hace una caracterización de 21 programas de ingeniería Industrial.

En la **figura 4.20** se puede apreciar el flujo de ejecución elaborado en RapidMiner, el cual está compuesto por 4 bloques(operadores). El bloque con nombre *retrieve resultados_categoricos*, importa al programa el dataset de la **figura 4.19**, el operador Normalize realiza una transformación de escalamiento de los datos, usando una normalización estadística, que consiste en restar la media a cada atributo, para finalmente dividirlo entre su desviación estándar, lo que resulta en un dataset donde todos los atributos tienen una media de 0 y una desviación estándar de 1. Esto se puede apreciar en la **figura 4.21** para las 3 primeras características del perfil de egreso. El tercer bloque (clustering) se encarga de realizar el agrupamiento utilizando el algoritmo específico elegido. El cuarto bloque (Performance) es para medir el rendimiento del algoritmo de agrupamiento basado en el centroide del cluster.

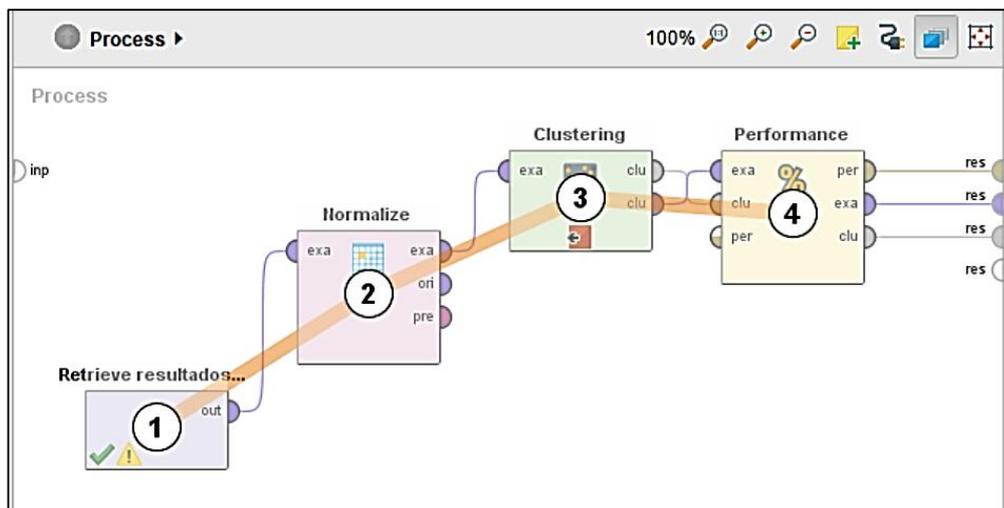
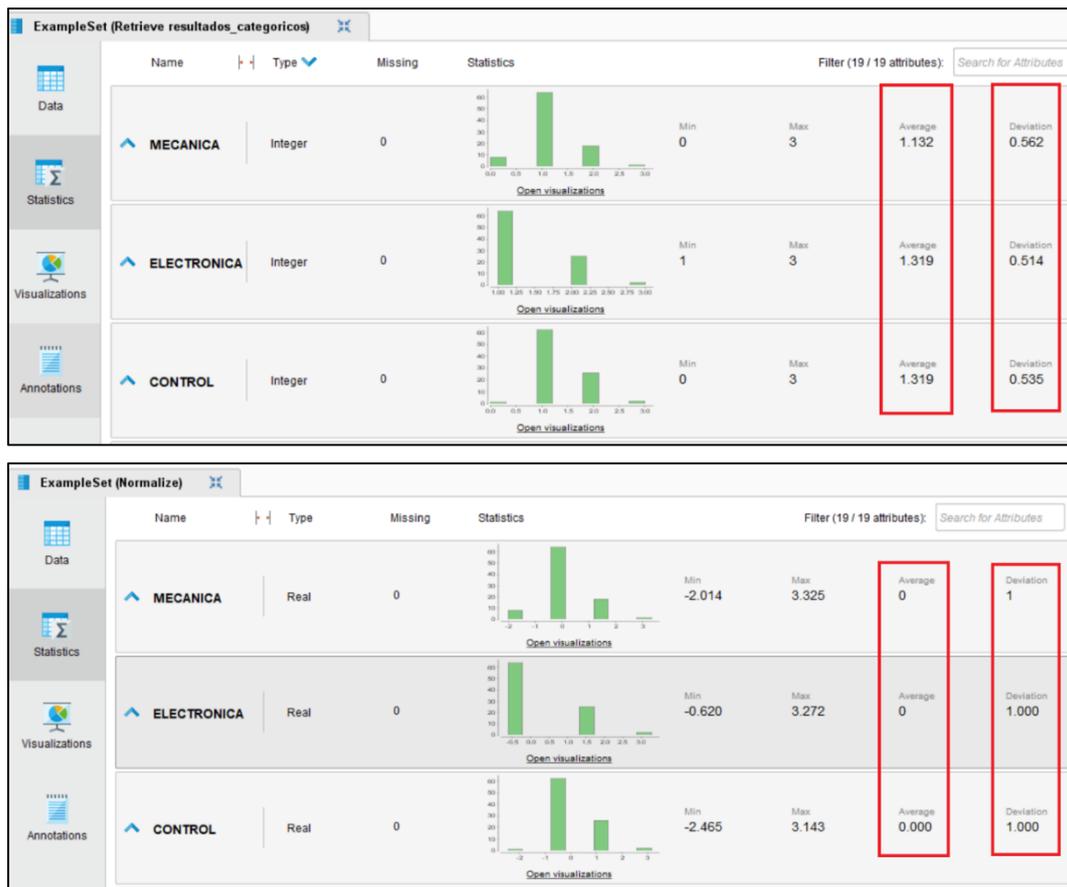


Figura 4.20-Flujo de ejecución implementado en RapidMiner (Elaboración Propia)



(a) Figura 4.21- Media y desviación estándar (a) Sin el bloque Normalize (b) Con el bloque Normalize
 (b)

4.3.1.3.1. SELECCIÓN DEL ALGORITMO DE MINERÍA DE DATOS

Si bien sabemos que vamos a realizar agrupamiento, existen muchos algoritmos de esta clase, por lo tanto, queda decidir cuál de todos ellos elegir. De acuerdo a las referencias bibliográficas consultadas (Dutt et al., 2015; Jiménez Toledo & Timarán Pereira, 2015; Timar & Jim, 2013), describen al algoritmo K-Means como uno de los algoritmos que puede aplicarse en la minería de datos educacionales(EDM) y que proporciona buenos resultados en cuestión de agrupamiento. En dichas investigaciones se hace uso de este algoritmo para hacer una caracterización de la deserción estudiantil, lo cual se puede adaptar perfectamente al problema de la presente tesis que es una caracterización del perfil de egreso.

Los pasos del algoritmo K-Means se describen brevemente a continuación (Roiger, 2016):

1. Elegir un valor para K, el número total de cluster que se determinarán.

2. Elegir al azar K instancias dentro del conjunto de datos, estos serán los centros de agrupación iniciales.
3. Utilizar la distancia euclidiana simple para asignar las instancias restantes al centro de clúster más cercano.
4. Usar las instancias en cada cluster para calcular una nueva media para cada cluster.
5. Si la nueva media es idéntica a la media de la iteración anterior, el proceso finaliza. De lo contrario, se usan las nuevas medias como centros de clúster y se repiten los pasos 3–5.

En RapidMiner se implementa un bloque con este algoritmo cuyas generalidades y descripción se muestran en la **figura 4.22**.

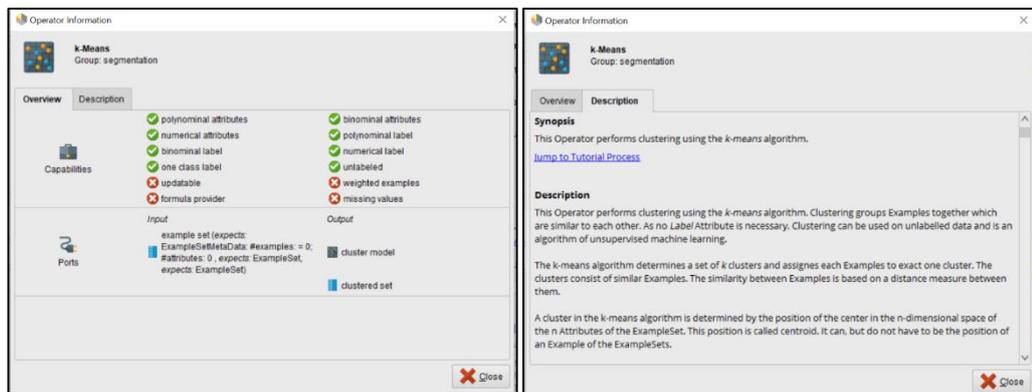


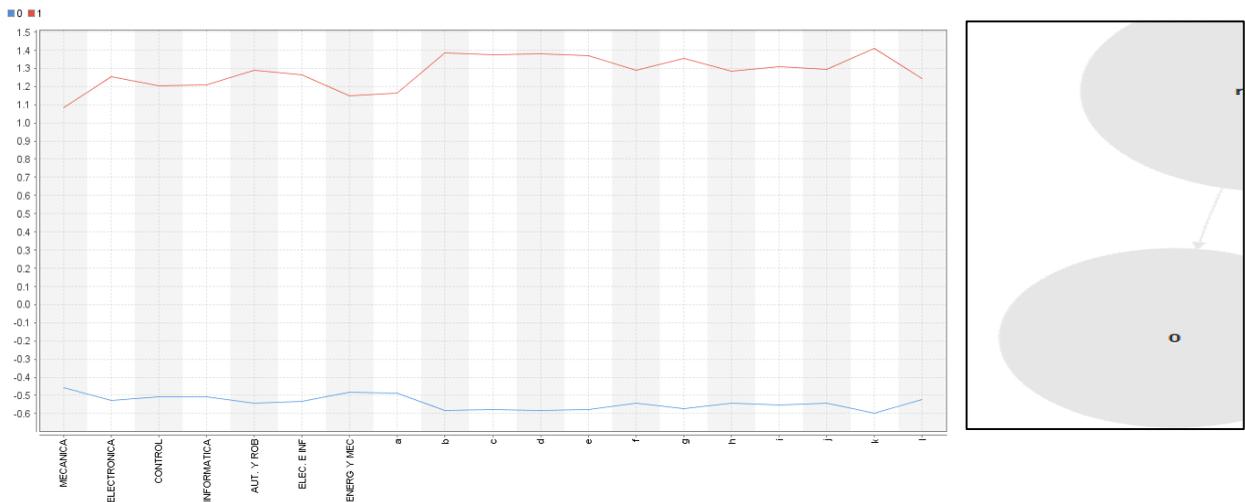
Figura 4.22-Generalidades y descripción del operador K-Means en RapidMiner (Documentación de RapidMiner)

4.3.1.3.2. EJECUCIÓN DEL ALGORITMO DE MINERÍA DE DATOS

Una vez seleccionado el algoritmo K-Means en el flujo de ejecución mostrada en la **figura 4.20** procedemos a configurar el parámetro K, que indica el número de grupos que intentara buscar el algoritmo en el dataset. Este proceso debe ser iterativo hasta lograr resultados que puedan interpretarse como aceptables. A continuación, se muestra de forma comparativa la ejecución realizada configurando el parámetro k con valores de 2, 3, 4, 5 y 6, tanto para el dataset categórico de la **figura 4.19**, como para el dataset de valores reales mostrado en la **figura 4.18**.

- **Ejecución para $K=2$, Dataset categórico (figura 4.19):** Como se puede apreciar en la **figura 4.23a**, los 2 cluster muestran de forma general los perfiles de 2 grupos de estudiantes, los cuales se les puede considerar con rendimiento alto (cluster 1), y con rendimiento bajo (cluster 0). La **figura 4.23b** muestra la proporción de elementos en cada cluster, cuya cantidad total en cada uno es:

- Cluster 0: 64 ítems
- Cluster 1: 27 ítems



(a) (b) Figura 4.23-Resultados para el dataset categórico con $K=2$ (a) Grafica de cluster (b) Proporción de elementos en cada cluster (Elaboración Propia)

- **Ejecución para $k=2$, Dataset reales (figura 4.18):** Como se aprecia en la **figura 4.24**, este modelo no presenta muchas diferencias con el modelo anterior. Se podría decir que la curva es mucho más suave, lo que dificultaría notar el perfil de los estudiantes, ya que es muy lisa, sobre todo para el cluster 0. Se aprecia también que hay una ligera variación en la cantidad de elementos en cada cluster, considerándose 3 estudiantes más en el grupo de rendimiento bajo. La cantidad exacta en cada cluster de este modelo es:

- Cluster 0: 67 ítems
- Cluster 1: 24 ítems

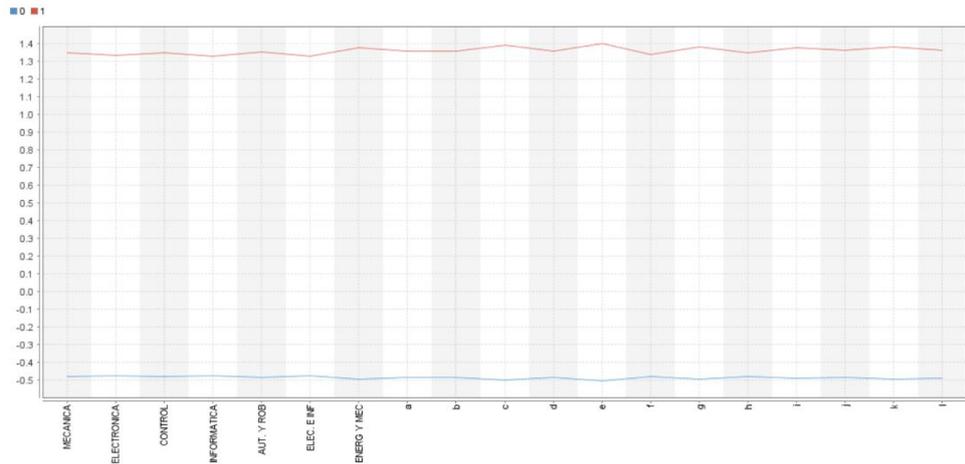
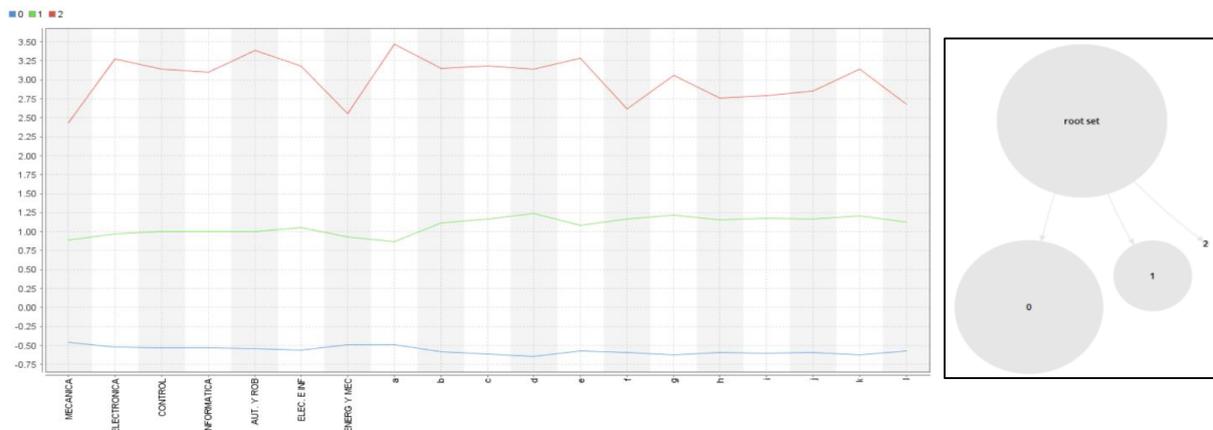


Figura 4.24-Resultado con K=2 para dataset con valores reales. (Elaboración Propia)

▪ **Ejecución para $k=3$, Dataset_categorico:** Como se aprecia en la figura 4.25a, este modelo tiene un cluster de solamente 2 estudiantes, los cuales muestran un rendimiento muy por encima de los demás, los otros 2 cluster básicamente son los mismos encontrados para K=2. La forma de la curva del cluster 2 (mostrada en la gráfica de color rojo) es muy ilustrativa sobre el perfil de egreso, ya que como se aprecia tiene variaciones que pueden ser interpretadas más fácilmente. El grafo de la figura 4.25b muestra la proporción de cada cluster, siendo su cantidad exacta:

- Cluster 0: 62 ítems
- Cluster 1: 27 ítems
- Cluster 2: 2 ítems



(a) (b) Figura 4.25-Resultados para el dataset categórico con K=3 (a) Grafica de cluster (b) Proporción de elementos en cada cluster (Elaboración Propia en RapidMiner)

- **Ejecución para $k=3$, Dataset_reales:** Como se aprecia en el modelo de la *figura 4.26*, también se tiene un cluster de 2 estudiante. La forma de cada cluster nuevamente muestra leves cambios, sobre todo en los cluster 0 y 2, por lo que dificultaría la interpretación. La cantidad de elementos de cada cluster es:
 - Cluster 0: 22 ítems
 - Cluster 1: 2 ítems
 - Cluster 2: 67 ítems

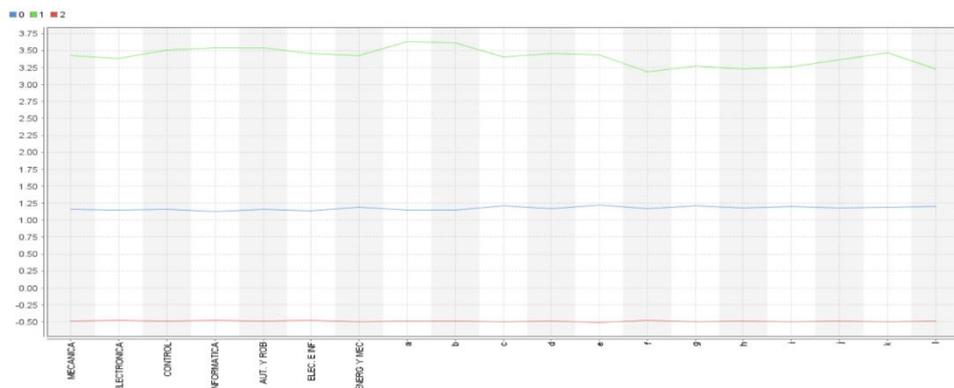
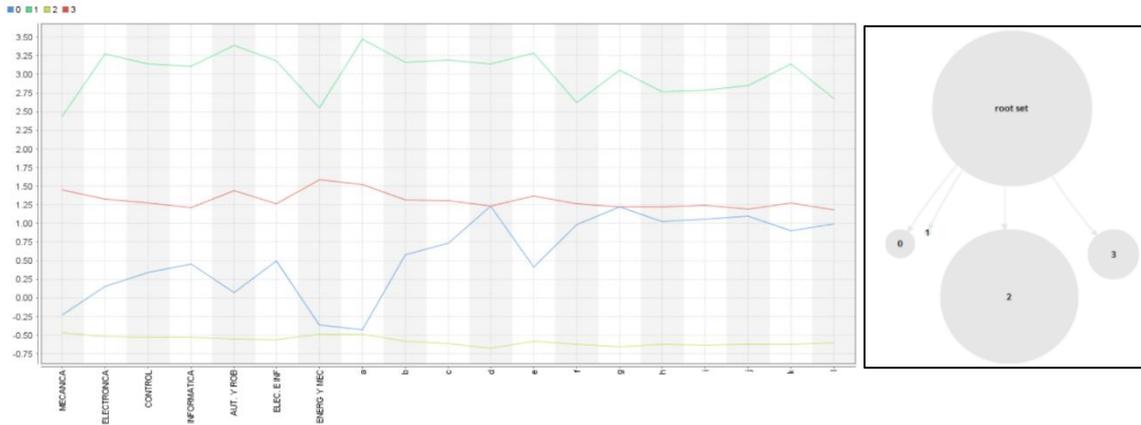


Figura 4.26-Resultado con $K=3$ para dataset de valores reales. (Elaboración Propia en RapidMiner)

- **Ejecución para $K=4$, Dataset_categorico:** La *figura 4.27a* muestra el modelo obtenido. Notamos en la gráfica que el cluster que posee únicamente 2 estudiantes con alto rendimiento, detectado en la ejecución con $K=3$, se mantiene sin cambios (se muestra de color verde). Así mismo, se aprecia que se ha detectado un nuevo cluster (mostrado de color azul), que está en una posición intermedia entre los cluster 2 y 3 (mostrados de color amarillo y rojo respectivamente). La forma de las curvas de los clusters facilita su interpretación, ya que poseen variaciones notables. La *figura 4.27b* muestra la proporción de elementos en cada cluster, siendo la cantidad de elementos en cada cluster de:
 - Cluster 0: 10 ítems
 - Cluster 1: 2 ítems
 - Cluster 2: 61 ítems
 - Cluster 3: 18 ítems



(a) (b) Figura 4.27-Resultados para el dataset categórico con K=4 (a) Grafica de cluster (b) Proporción de elementos en cada cluster (Elaboración Propia)

- *Ejecución para K=4, Dataset_reales:* Como se aprecia en la **figura 4.28**, este modelo tiene la estructura de clusters de la **figura 4.27a**, pero la forma de cada curva es bastante suave, por lo que se dificultaría interpretar las características del perfil de egreso individualmente. En este caso la cantidad de elementos de cada cluster, muestran una diferencia significativa con los elementos de los clusters usando el dataset categórico para el mismo K=4, teniendo 21 estudiantes adicionales en el cluster 0 (mostrado de color azul) que el cluster 0 del modelo anterior. La cantidad exacta de elementos en cada cluster es:

- Cluster 0: 31 ítems
- Cluster 1: 2 ítems
- Cluster 2: 18 ítems
- Cluster 3: 40 ítems

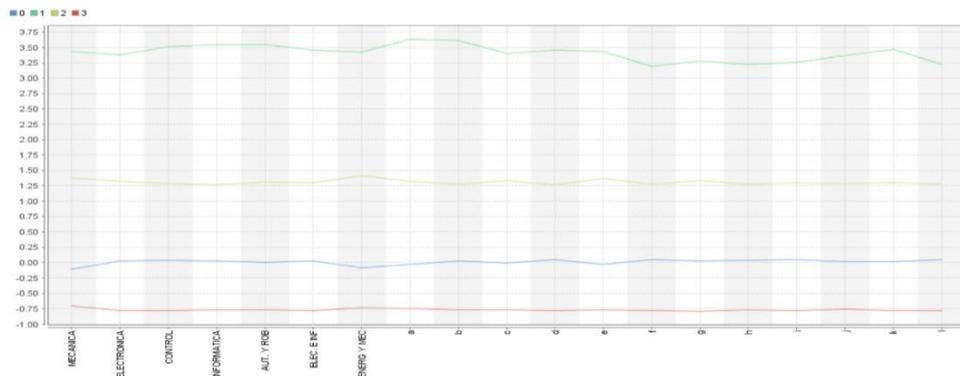
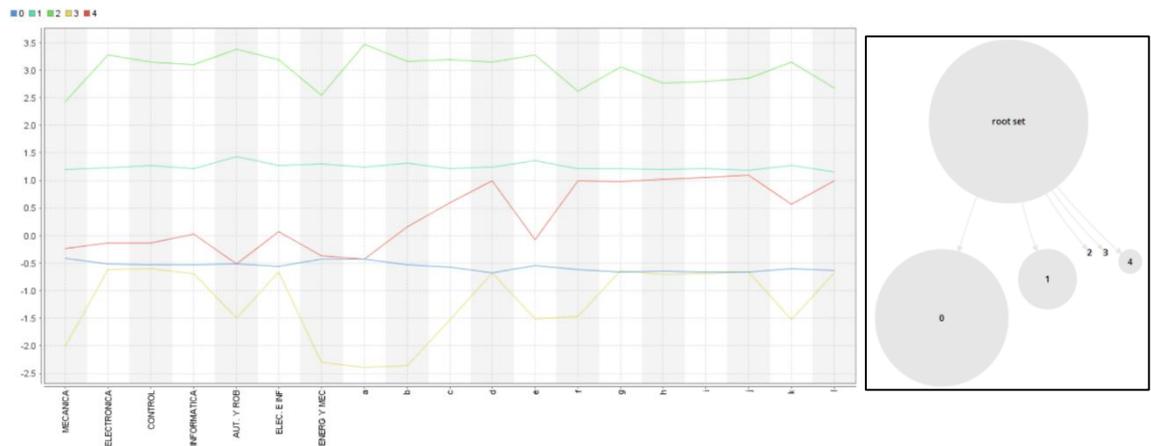


Figura 4.28-Resultado con K=4 para dataset de valores reales. (Elaboración Propia en RapidMiner)

- **Ejecución para $K=5$, *Dataset_categorico*:** La **figura 4.29a** muestra el modelo para este caso, se puede apreciar la aparición de un nuevo cluster que posee solo 2 estudiantes (mostrado en la gráfica de color amarillo), los cuales en contraste a los 2 estudiantes del cluster 2 (mostrado en la gráfica de color verde), representan a los estudiantes que tuvieron un rendimiento apenas aceptable. Los clusters 0, 1 y 4, mantienen las características del modelo $K=4$ para datos categóricos mostrado en la **figura 4.27a**. La **figura 4.29b** muestra la proporción de elementos en cada cluster, siendo la cantidad exacta en cada uno de ellos:

- Cluster 0: 58 ítems
- Cluster 1: 21 ítems
- Cluster 2: 2 ítems
- Cluster 3: 2 ítems
- Cluster 4: 8 ítems



(a) (b) Figura 4.29-Resultados para el dataset categórico con $K=5$ (a) Gráfica de cluster (b) Proporción de elementos en cada cluster (Elaboración Propia en RapidMiner)

- **Ejecución para $K=5$, *Dataset_reales*:** Como se puede apreciar en la **figura 4.30**, en este modelo hay una clara separación entre cada uno de los 5 clusters. Este modelo puede servir como una medición estadística del rendimiento académico de los egresados de Ingeniería Mecatrónica, sin embargo, la caracterización del perfil de egreso sigue dificultándose al ser la forma de curva de cada cluster demasiado suave. La cantidad de elementos en cada cluster, tomando una cuantificación continua, varía significativamente a

comparación del modelo anterior que usa una cuantificación categórica, esto se puede apreciar en la diferencia en el número de elementos de los clusters del modelo anterior y el número de elementos del presente modelo, los cuales son:

- Cluster 0: 38 ítems
- Cluster 1: 2 ítems
- Cluster 2: 12 ítems
- Cluster 3: 28 ítems
- Cluster 4: 11 ítems

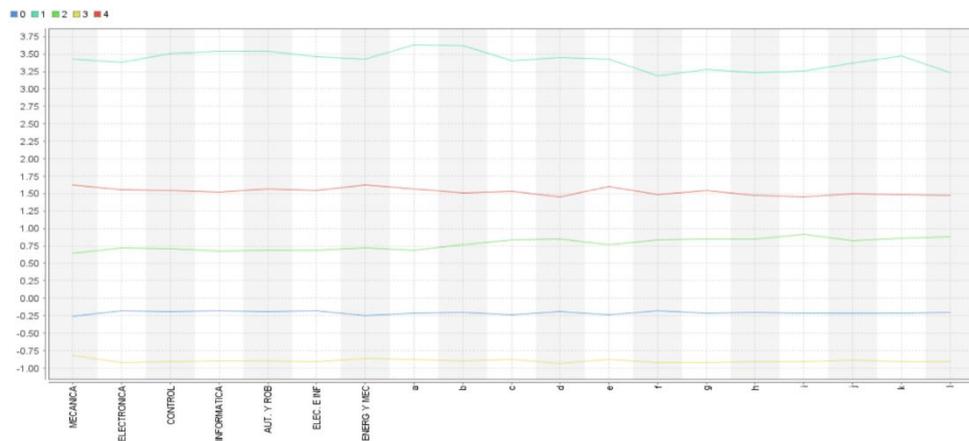
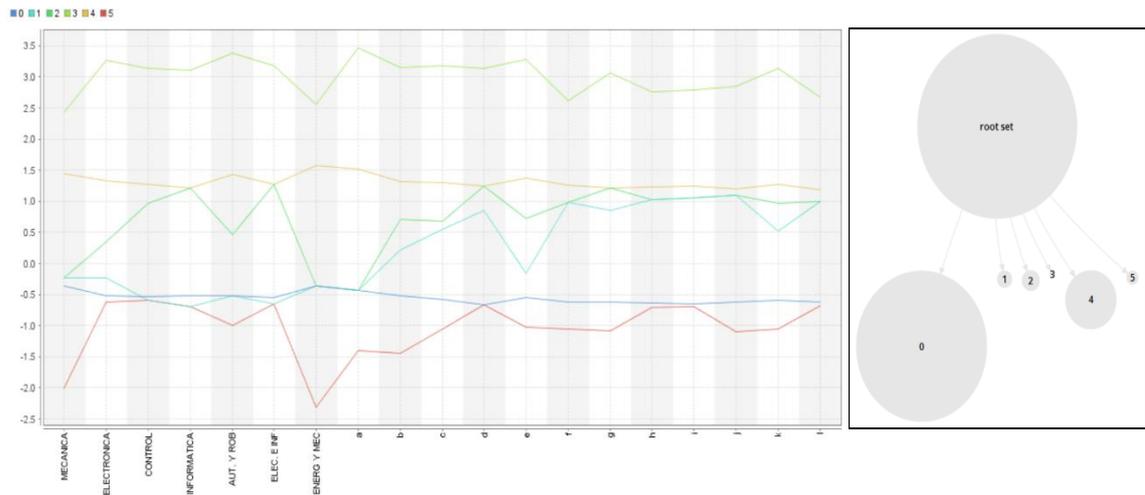


Figura 4.30-Resultado con K=5 para dataset de valores reales. (Elaboración Propia)

- **Ejecución para K=6, Dataset_categorico:** Como se aprecia en la **figura 4.31a**, se empieza a notar una segmentación excesiva de los grupos, el cluster 1 y 2, es una división del cluster 4 en el modelo de la **figura 4.29a**. Esta sobre segmentación dificultaría la interpretación de los resultados, por lo cual se descarta el presente modelo y todos aquellos con $K > 5$. La proporción de elementos en cada cluster se aprecia en la **figura 4.31b**, siendo su cantidad exacta para cada cluster:

- Cluster 0: 56 ítems
- Cluster 1: 5 ítems
- Cluster 2: 6 ítems
- Cluster 3: 2 ítems
- Cluster 4: 18 ítems
- Cluster 5: 4 ítems



(a) (b) Figura 4.31-Resultados para el dataset categórico con K=6 (a) Grafica de cluster (b) Proporción de elementos en cada cluster (Elaboración Propia)

▪ **Ejecución para K=6, dataset_reales:** Como se aprecia en la **figura 4.32**, los clusters se notan mejor divididos, sin embargo, ya es difícil entender que significa cada cluster en este modelo. La cantidad de elementos por cada cluster varía considerablemente con el modelo anterior, siendo exactamente su número:

- Cluster 0: 28 ítems
- Cluster 1: 2 ítems
- Cluster 2: 5 ítems
- Cluster 3: 10 ítems
- Cluster 4: 33 ítems
- Cluster 5: 13 ítems

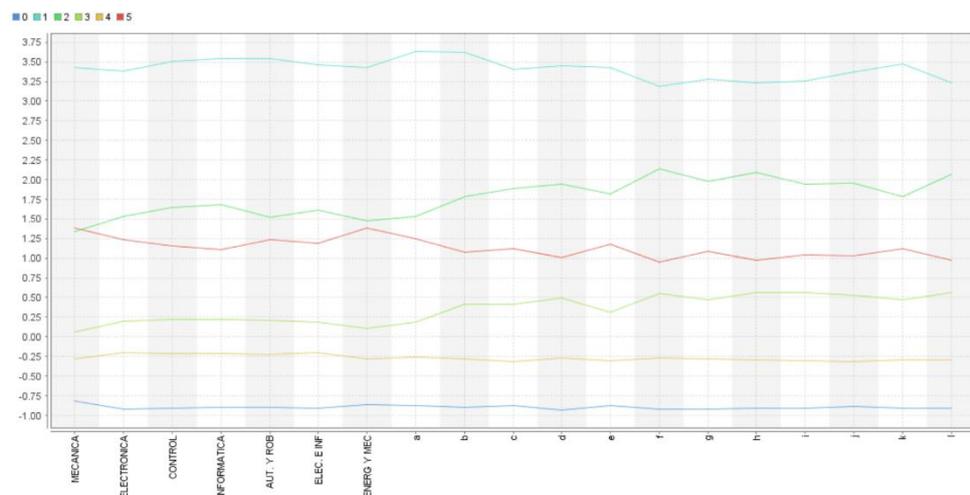


Figura 4.32-Resultado con K=6 para dataset de valores reales. (Elaboración Propia)

4.3.1.3.3. SELECCIÓN DEL MODELO MÁS ADECUADO

Haciendo un análisis de las ejecuciones mostradas, el modelo para $K=5$ utilizando el dataset categórico, resulta ser el más adecuado, ya que muestra una correspondencia con la escala planteada en la **tabla 4.10**, tal como se aprecia en la **figura 4.33**, además las curvas de cada cluster presentan una variabilidad evidente que nos sirve para la caracterización del perfil egreso, lo cual es el objetivo del presente trabajo.

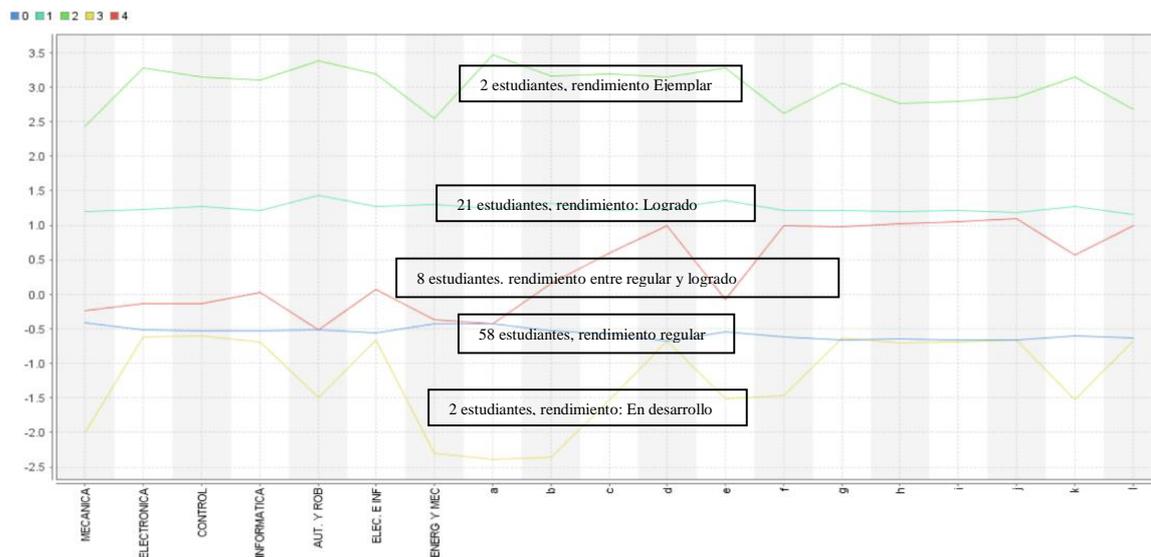


Figura 4.33-Correspondencia de los clusters con $K=5$ con la escala modificada de la tabla 4.10. (Elaboración propia)

Si observamos la escala del eje vertical de los resultados del modelo elegido, podemos notar que estos valores no nos dicen nada específico ya que estos se normalizaron (con el bloque Normalize) cambiando los valores para tener una media igual a 0 y una desviación estándar de 1, por lo que lo único que se podría interpretar de las variaciones de las curvas de cada cluster en la gráfica, es simplemente si cada característica del perfil de egreso es más grande o más pequeña a comparación de otra característica; esto se puede considerar suficiente para la caracterización del perfil de egreso. Sin embargo, una mejor opción resulta de hacer uso del algoritmo K-means con $K=5$ pero sin utilizar el bloque de normalización, es decir, solo utilizando el flujo de ejecución que se muestra en la **figura 4.34**. Esto es posible ya que cuando se preparó el Dataset inicial, se aplicó una normalización de escalamiento entre 0 y 1, por lo tanto, si queremos una interpretación de los resultados basada precisamente en la **tabla 4.10** podemos usar el modelo que se muestra en la

figura 4.35a, en donde podemos notar que el eje vertical ahora posee el escalamiento categórico planteado.

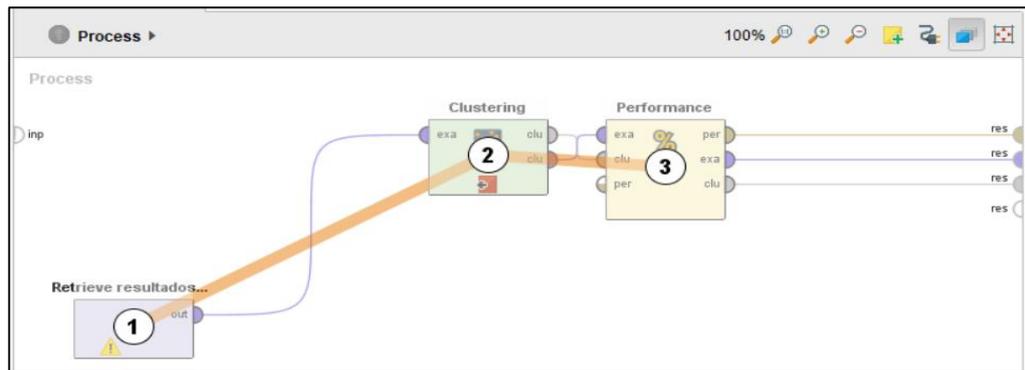


Figura 4.34-Flujo de ejecución sin hacer uso del operador Normalize (Elaboración Propia)

El modelo de la figura 4.35a, posee los mismos clusters y el mismo número de elementos en cada cluster que el de la figura 4.33, siendo la cantidad de elementos en cada cluster lo siguiente:

- Cluster 0: 58 ítems
- Cluster 1: 2 ítems
- Cluster 2: 8 ítems
- Cluster 3: 21 ítems
- Cluster 4: 2 ítems

Nótese que los colores que representan cada cluster son los únicos diferentes con el modelo de la figura 4.33, deduciéndose que la normalización aplicada en la creación del dataset inicial es adecuada y, por lo tanto, se puede iniciar la interpretación de los resultados tomando el modelo de la figura 4.35a.

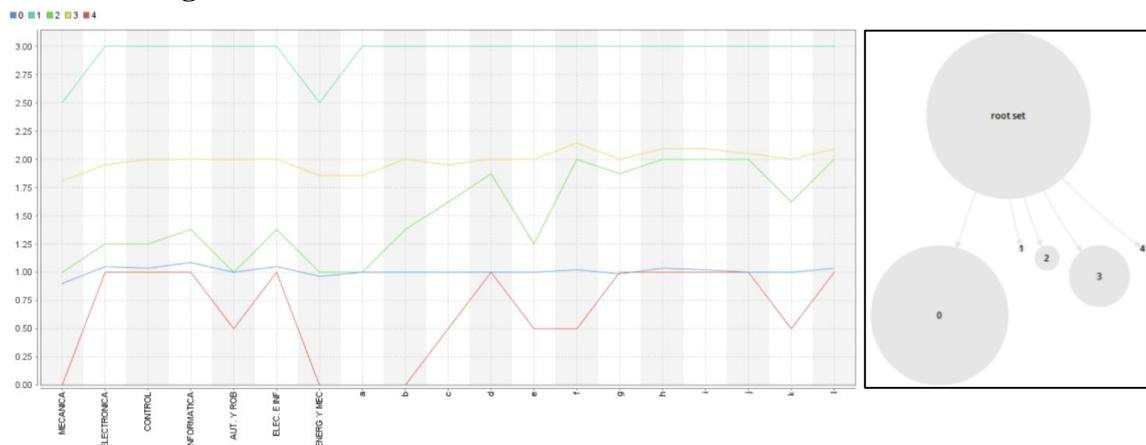


Figura 4.35-Resultados para el dataset categórico sin normalizar con K=5 (a) Grafica de cluster (b) Proporción de elementos en cada cluster. (Elaboración Propia)

4.3.1.3.4. INTERPRETACION Y EVALUACION

Teniendo ya el modelo de la **figura 4.35a**, es necesario realizar una interpretación referente a las 19 características consideradas para el perfil de egreso del programa de ingeniería Mecatrónica. Debido a que se consideró 3 aspectos para la elaboración de esta lista de características, siendo estos los ejes de conocimiento, las líneas de investigación y las competencias, entonces la interpretación y evaluación se debe hacer tomando cada aspecto individualmente como se describe en las siguientes secciones. Se debe tener en cuenta que debido a que el insumo principal para este trabajo fueron los historiales de calificaciones, es comprensible que los clusters estén diferenciados por el rendimiento del estudiante, sin embargo, lo que interesa para el objetivo esta Tesis, es la forma de la curva de cada cluster, ya que esta muestra el perfil de los estudiantes.

4.3.1.3.4.1. SOBRE LOS EJES DE CONOCIMIENTO

En la **figura 4.36**, se toma las 4 primeras características de la **figura 4.35a**, las cuales corresponden a los ejes de conocimiento considerados para el programa de ingeniería Mecatrónica. Se han agregado pequeños círculos negros en las posiciones discretas de la gráfica para facilitar el análisis. En esta gráfica se puede ver claramente el nivel de conocimientos y la afinidad de los estudiantes con cada eje de conocimiento del programa.

Es fácil notar en la gráfica que el eje de menor afinidad y nivel de conocimientos corresponde a Ingeniería Mecánica, ya que los 5 clusters muestran esa tendencia, lo que equivalente al 100% de los estudiantes. Este dato es interesante y puede considerarse una deficiencia dentro del perfil del ingeniero mecatrónico, ya que uno de los mayores campos laborales, para el ingeniero Mecatrónico, en la industria peruana por el momento, se encuentra en esta área, siendo contratados los egresados contratados en el área de mantenimiento.

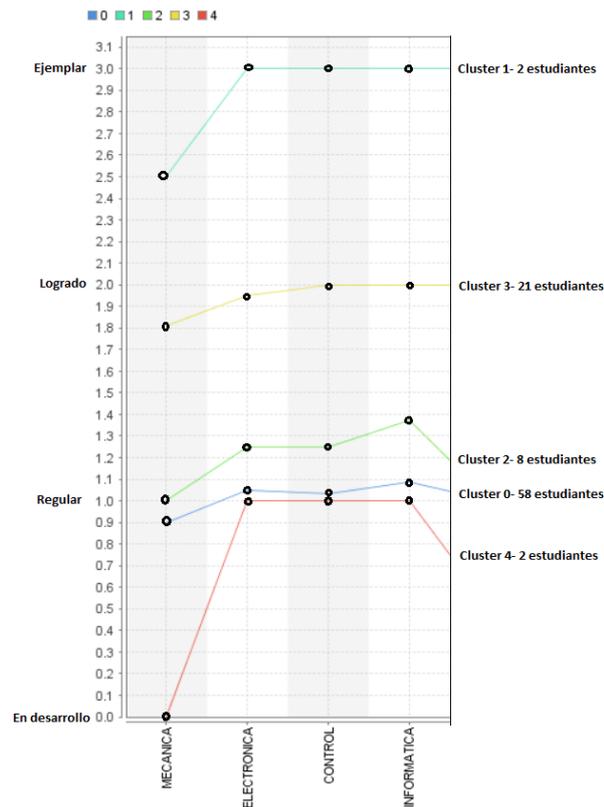


Figura 4.36-Segmento de los clusters para los ejes de conocimiento. (Elaboración Propia)

Si nos fijamos en los ejes de Ingeniería electrónica e Ingeniería de control, podemos llegar a la conclusión que tienen aproximadamente el mismo nivel de afinidad y nivel de conocimientos, ya que como se aprecia en la **figura 4.36** los clusters 1, 2 y 4 tienen una línea horizontal en los ejes mencionados, mientras que en el cluster 3, Ingeniería de control es superior a ingeniería electrónica, y en el cluster 0, ingeniería electrónica es levemente superior a ingeniería de control, lo que equilibra ambos ejes de conocimiento. Estadísticamente un 76.9% de los estudiantes muestran una capacidad promedio en el eje de electrónica, mientras que en el eje control, el 100 % de los estudiantes tienen un nivel promedio.

Para el eje correspondiente a la ingeniería informática, se puede apreciar que en los clusters 0 y 2, equivalentes al 72.52% de los estudiantes, este eje de conocimiento supera a los demás significativamente, así mismo en el cluster 3, el eje de Ingeniería Informática está al mismo nivel de ingeniería control superando a los otros 2 ejes. En los clusters 1 y 4, se puede apreciar una línea horizontal con los ejes de ingeniería de control e Ingeniería electrónica. Se puede inferir a partir de la gráfica, que el eje de ingeniería

informática es el de mayor afinidad para los estudiantes del programa de ingeniería Mecatrónica.

4.3.1.3.4.2. SOBRE LAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Los resultados sobre las 3 líneas de investigación del programa de Ingeniería Mecatrónica se muestran en la **figura 4.37**, la cual se ha extraído del modelo mostrado en la figura 4.35a. Se ha agregado pequeños círculos en las posiciones discretas de la gráfica para evitar confusiones.

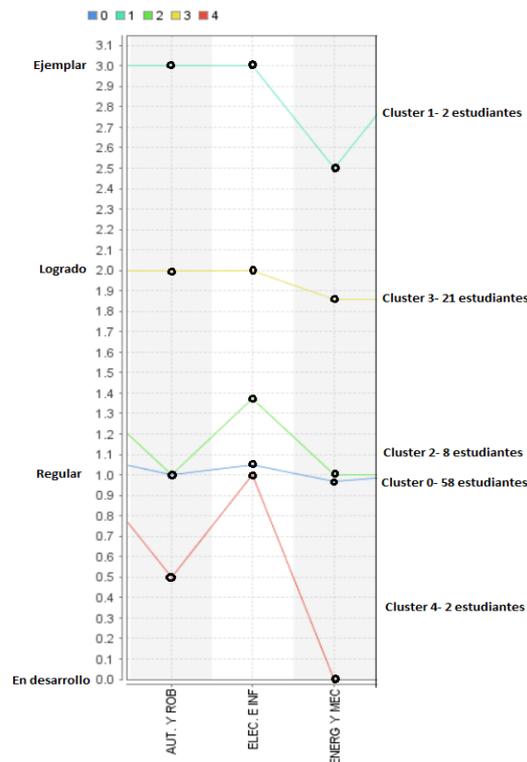


Figura 4.37-Segmento de los clusters para las líneas de investigación. (Elaboración Propia)

La línea de investigación más fácil de interpretar es la de Energía y Mecánica, la cual como podemos apreciar es la línea que menor afinidad tiene entre los estudiantes, lo que es constante para los clusters 0, 1, 3 y 4, equivalente al 91.21% de los estudiantes, mientras que en el cluster 2, energía y mecánica esta al mismo nivel que automatización y robótica y debajo que electrónica e informática. En general, se tiene que esta línea de investigación tiene la menor afinidad, la cual es coherente con los resultados de la sección anterior, donde se encontró que el eje de conocimiento de ingeniería mecánica es el de menor nivel de conocimientos y afinidad.

En la línea de investigación de electrónica e informática, se puede apreciar que los clusters 0, 2 y 4 lo califican como la línea de mayor afinidad, mientras que los clusters 1 y 3 lo ponen la posición superior junto con automatización y robótica. En general se puede considerar la línea de electrónica e informática como la de mayor afinidad ya que en los clusters 0, 2 y 4 equivalen al 74.7% de los estudiantes.

La línea de investigación de Automatización y robótica, es bastante interesante ya que como se puede ver los estudiantes de más alto rendimiento, situados en los clusters 1 y 3, equivalente al 25.27% de los estudiantes, tienen una afinidad alta con esta línea de investigación, al mismo nivel que la línea de electrónica e informática, mientras que, en los estudiantes de menor rendimiento, situados en los clusters 0, 2 y 4, equivalente al 74.72% de los estudiantes, esta línea de investigación se encuentra con una afinidad intermedia. Se debe resaltar que esta línea de investigación es de naturaleza prospectiva para el programa de Ingeniería Mecatrónica, ya que, en el contexto de la industria nacional, aun no se requiere la creación de robots, debido a que estos por lo general se importan de otros países, sin embargo, se espera que en el futuro estos puedan desarrollar en el país. Lo interesante de estos resultados es que nos dice que el rendimiento del estudiante de ingeniería Mecatrónica en las EC's que aportan a la línea de automatización y robótica es clave para diferenciar entre un rendimiento bueno y regular, por tanto, incentivar y mejorar la metodología de enseñanza en dichas EC's y sus prerequisites podría elevar el rendimiento en general de todos los estudiantes.

Este conocimiento obtenido sobre las distintas líneas de investigación, se verá reflejado en las tesis que se desarrollarán en el programa por los estudiantes al egresar, así como, establece un referente para evaluar la pertinencia del programa y sus EC's dentro del contexto y prospectiva de la realidad nacional.

4.3.1.3.4.3. SOBRE LOS RESULTADOS DEL ESTUDIANTE

De la **figura 4.35a** se han extraído las 12 características del perfil de egreso correspondientes a los resultados del estudiante o competencias del programa de Ingeniería Mecatrónica, esto se muestra en la **figura 4.38**. Se

han agregado pequeños círculos negros en las posiciones discretas para facilitar el análisis.

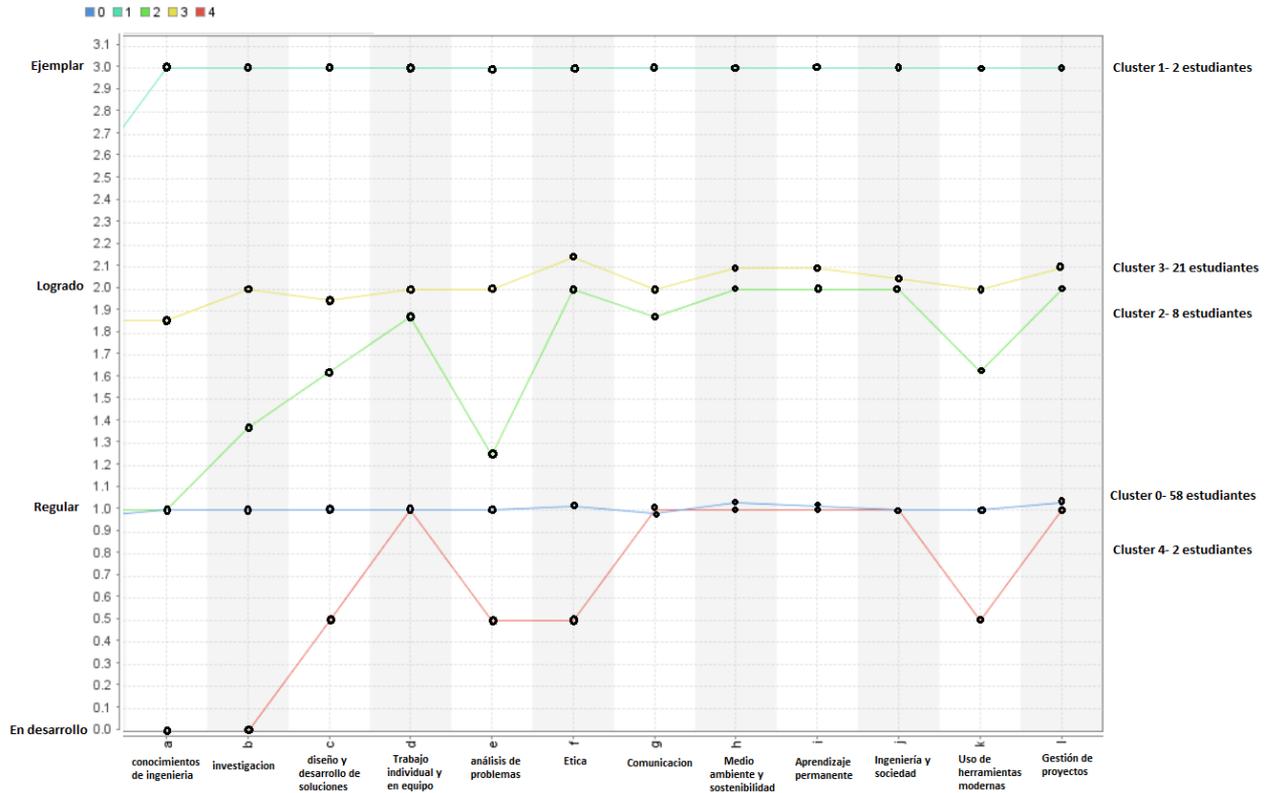


Figura 4.38-Segmento de los clusters para las competencias o resultados del estudiante. (Elaboración Propia)

A partir de la gráfica se puede sacar datos estadísticos sencillos referente al logro de las competencias de los egresados. El 2.2% de los estudiantes (cluster 1) ha logrado las competencias con un nivel ejemplar. El 23.1% de los egresados (cluster 3) ha logrado las competencias de egreso con un nivel logrado o superior. El 65.9% de los egresados (cluster 0 y 2) ha logrado las competencias con un nivel regular. El 2.2% de los egresados (cluster 4) han logrado las competencias con un nivel en desarrollo.

Los datos estadísticos anteriores nos dan un referente descriptivo acerca de los resultados que ha obtenido el programa de Ingeniería Mecatrónica en la formación de los estudiantes. Sin embargo, estos datos no nos proporcionan ninguna información relevante de cómo, o qué mejorar. Para saber qué aspectos del programa se deben mejorar, debemos observar nuevamente la forma de las curvas de los clusters, con el fin de comparar los resultados de cada competencia con los resultados de las demás competencias. Esto nos

dará un referente general sobre las deficiencias a superar para lograr una mejor formación estudiantil, así como, de las fortalezas que poseen los egresados de ingeniería Mecatrónica.

Como es visible en la gráfica de la **figura 4.38**, el cluster 1 que corresponde a los estudiantes con rendimiento ejemplar, no aporta mucha información para la caracterización del perfil ya que es completamente lineal, lo cual se debe al escalamiento que se hizo usando la **tabla 4.10**. Así mismo el cluster 0, tiene un comportamiento en el que se aprecian variaciones muy pequeñas, siendo aproximadamente lineal. Es así que en los clusters 2, 3 y 4 son en los que se aprecia las variaciones más grandes, lo cual facilita su interpretación.

Lo más evidente que podemos notar se da en el resultado del estudiante o competencia a, conocimientos de ingeniería, que como se describió en la **tabla 2.7**, tiene que ver con la capacidad del egresado para la aplicación de las matemáticas y ciencias en la solución de problemas complejos de ingeniería. Si nos fijamos en la gráfica para este resultado, y lo comparamos con los otros, se aprecia claramente que es el de peor nivel, es decir el 100% de los estudiantes, tiene esta competencia como la de menor desarrollo. Este resultado es bastante interesante ya que corrobora la evaluación que recibió el programa de ingeniería mecatrónica por la entidad acreditadora ICACIT, en la que manifestó que el programa no cumplía con este resultado. Lo cual llevó a la elaboración de una nueva malla curricular, en la que se aumentaban los créditos y cambiaban contenidos en las EC's enfocadas en este resultado.

Para el resultado del estudiante e, análisis de problemas, que como se menciona en la **tabla 2.7**, se refiere a la capacidad del egresado para identificar, formular, buscar información y analizar problemas de ingeniería para llegar a conclusiones fundamentadas usando principios básicos de matemáticas, ciencias naturales y ciencias de la ingeniería. Se puede observar en la gráfica que hay una distinción entre los egresados con rendimiento logrado y ejemplar, equivalente al 25.27%, con los egresados con rendimiento regular y en desarrollo (74.73%). Para los primeros vemos que este resultado está en el promedio, mientras que existe una deficiencia en el nivel para los segundos. Como este resultado está relacionado con el resultado a (en la aplicación de las matemáticas y ciencias naturales), es de esperar que exista

una deficiencia en este resultado; lo interesante es notar que esto no sucede con los estudiantes con el nivel logrado o ejemplar, solo existe en aquellos estudiantes con una deficiencia muy notoria del resultado a, como son los clusters 2 y 4.

Los resultados del estudiante f, h, i y l que corresponden respectivamente a ética, Medio ambiente y sostenibilidad, aprendizaje permanente y gestión de proyectos representados en la gráfica de la figura 4.35, muestran un desarrollo por encima de la media para estas competencias, cumpliéndose exactamente para un 95.6%, 86.81%, 63.73% y 63.73% de estudiantes respectivamente. Esta información nos dice que el Ingeniero Mecatrónico de la UNT, es un profesional con una fuerte conciencia sobre la honestidad, la actualización continua de sus habilidades, el desarrollo tecnológico sostenible y con una gran capacidad para gestionar proyectos de su profesión.

Los resultados c y k, que corresponden respectivamente a desarrollo de soluciones y uso de herramientas modernas, cuyas descripciones se muestran en la **tabla 2.7**, muestran un pequeño valle en los clusters 2 y 4 para ambos resultados. Este dato es relevante y concuerda con la realidad actual (enero-2020) del programa de Ingeniería Mecatrónica de la UNT, que a la fecha no cuenta con laboratorios especializados, lo que sin duda es responsable de estas limitaciones. Sin embargo, estas deficiencias son relativamente pequeñas ya que como se observa en las curvas de los clusters 0, 1 y 3, que corresponden al 89% de los egresados, muestran un nivel justo en el promedio. A pesar de esto, se debe agregar que, debido a la orientación tecnológica de la Ingeniería Mecatrónica, estos resultados deberían ser uno en el que los egresados deberían mostrar mejor nivel, lo que significa que el programa de Ingeniería Mecatrónica de la UNT debe buscar estrategias para mejorar los resultados en estas competencias.

Los resultados b, d, e, g y j que corresponden respectivamente a investigación, trabajo individual y en equipo, análisis de problemas, comunicación e ingeniería y sociedad, cuya descripción se mostró en la **tabla 2.7**, muestran resultados promedio, lo que si bien no es un problema, se puede decir que las competencias de trabajo en equipo y comunicación, son las competencias blandas de mayor relevancia en el ámbito laboral de la

actualidad, donde los proyectos involucran casi en su mayoría equipos de trabajo, en los que una comunicación efectiva se hace relevante, por lo tanto, el programa de ingeniería mecatrónica podría plantear estrategias para fortalecer estas competencias.

4.3.1.3.5. SÍNTESIS DEL PERFIL DE EGRESO DEL PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA DE LA UNT

Las **secciones 4.3.1.3.4.1, 4.3.1.3.4.2 y 4.3.1.3.4.3** ya nos dan referencia del perfil de egreso de los estudiantes de ingeniería Mecatrónica, sin embargo, en este apartado se hará una síntesis basada en los rasgos más relevantes que se encontraron mediante el framework de minería de datos.

Una descripción cualitativa de las fortalezas del perfil de egreso de los estudiantes de Ingeniería Mecatrónica, resultado en la interpretación realizada, se da a continuación:

“El egresado del programa de Ingeniería Mecatrónica de la Universidad Nacional de Trujillo, es un profesional multidisciplinario con un amplio nivel de conocimientos en las áreas de ingeniería de electrónica, control e informática, capaz de proponer, diseñar y desarrollar de proyectos de innovación tecnológica en las líneas de la Electrónica e Informática, así como, de la Automatización y la Robótica.

Así mismo, es un profesional que demuestra una conciencia ética y de sostenibilidad tecnológica. Comprometido con el aprendizaje permanente y capaz de liderar y gestionar proyectos, a través de un trabajo en equipo y una comunicación competente.”

Las debilidades del perfil de egreso de los estudiantes de Ingeniería Mecatrónica, son que el área de conocimientos de Ingeniería mecánica no muestra un desarrollo comparable a las otras. Lo que se refleja en la pobre afinidad al desarrollo de proyectos en la línea de la mecánica y energía. Además, se aprecia que los egresados tienen una menor competencia en la aplicación de las matemáticas y ciencias a problemas de ingeniería en comparación del nivel en sus otras competencias. Así mismo, que su nivel en el diseño y desarrollo de soluciones y uso de herramientas debe optimizarse.

Una descripción estadística del perfil de egreso se da a continuación:

- 1) *El 100% de egresados tiene al eje de ingeniería Mecánica como el de menor afinidad y nivel de conocimientos a comparación de los otros ejes.*
- 2) *El 76.92% y 100% de egresados tiene una afinidad media para los ejes de electrónica y control respectivamente.*
- 3) *El 72.52% de los estudiantes tiene una mayor afinidad con el eje de ingeniería Informática*
- 4) *La línea de investigación de Mecánica y energía es la de menor afinidad con un 91.21% de los egresados clasificados en este grupo.*
- 5) *La línea de electrónica e informática es la de mayor afinidad con 74.7% de los egresados.*
- 6) *La línea de automatización y robótica muestra una dicotomía, siendo los estudiantes con un rendimiento logrado, equivalente al 25.27%, los que muestran una afinidad por encima del promedio en esta línea, y para los estudiantes con rendimiento regular o en desarrollo muestran una afinidad por debajo del promedio.*
- 7) *El 100% de los egresados muestran un nivel inferior en la competencia a, conocimientos de ingeniería, respecto a sus otras competencias.*
- 8) *El 10.98% de los egresados, muestran un nivel bajo en la competencia e, análisis de problemas, a comparación del nivel promedio mostrado en las demás. La misma ocurrencia sucede con la competencia K, uso de herramientas modernas.*
- 9) *El 100% de los estudiantes muestra un nivel promedio en las competencias trabajo individual y en equipo(d), comunicación(g), medio ambiente y sostenibilidad(h), aprendizaje permanente(i) e ingeniería y sociedad(j).*
- 10) *El 89.01% de los estudiantes muestra un nivel sobre el promedio en las competencias de ética(f), medio ambiente y sostenibilidad y aprendizaje permanente.*

4.3.1.3.6. EVALUACIÓN DEL FRAMEWORK DE MINERÍA PROPUESTO

La interpretación y evaluación realizada a lo largo de los apartados anteriores, que concluyó en la obtención del perfil de egreso del programa de

Ingeniería Mecatrónica en la sección anterior, demuestran que el framework propuesto en la **sección 4.2**, que fue seguido al pie de la letra, es adecuado y cumple con el objetivo de su creación. Siendo la ventaja de su aplicación, la obtención no solo de un diagnóstico del estado en el que se encuentra el programa de estudios, sino que también brinda una idea clara sobre qué aspectos específicos (experiencias curriculares) del programa se deben mejorar, para solucionar las deficiencias existentes. Todo esto facilita la toma de decisiones para los responsables del programa.

4.3.2. VALIDACION DEL FRAMEWORK

Finalmente se busca saber si el perfil de egreso del programa de Ingeniería Mecatrónica obtenido por la aplicación del framework propuesto, refleja la realidad y es de importancia para la mejora del programa. Adicionalmente se busca saber si la metodología y actividades descritas en el Framework propuesto es reusable en distintos programas de educación superior. Para lograr este objetivo se sigue la metodología usada por (Reyes Gutiérrez, 2017) en la validación de un modelo basado en una norma técnica peruana para la determinación del nivel de implementación de sistemas de gestión de seguridad, este método de validación se basa en la metodología Delphi.

El proceso de validación del framework inicia con la evaluación de los expertos, basándose en criterios importantes referentes a los objetivos de la presente tesis. Usando estos criterios se pondera la importancia que tendrán las opiniones de los expertos en la encuesta sobre los indicadores del framework propuesto. Estos criterios son validados mediante el alfa de Cronbach. Una vez establecido un panel de expertos valido, se elabora un resumen del Framework y su aplicación en el programa de ingeniería Mecatrónica, el cual es entregado a los expertos para que lo lean y luego respondan una encuesta sobre la reusabilidad y efectividad del framework propuesto. Finalmente se calcula el promedio ponderado obtenido en cada indicador, del cual podremos concluir si el framework es aceptado o no.

4.3.2.1. PANEL DE EXPERTOS

La **tabla 4.11** muestra los criterios de evaluación de los expertos, los cuales responden a la experiencia que tuvieron dentro del proceso de acreditación del programa de Ingeniería Mecatrónica, el manejo de tecnologías de información, su grado de formación y especialidad.

Tabla 4.11 Criterios de evaluación de los expertos

CRITERIO / PUNTAJE	1	2	3	4
1. GRADO DE FORMACIÓN	Bachiller	Maestro	Doctor	Post Doctor
2. TIEMPO DE PARTICIPACIÓN EN ACTIVIDADES DE ACREDITACIÓN	ninguno	0 -1 año	1- 2 años	2 a mas
3. CONOCIMIENTOS EN TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN	ninguna	Conocimientos de hojas de cálculo (Por ejemplo: Ms Excel)	Conocimientos de software estadístico o lenguaje de programación orientado al tratamiento de datos (Por ejemplo: SPSS, R, Python, etc.)	Conocimientos de herramientas de minería de datos o machine learning
4. ESPECIALIDAD	No relacionada con la Ingeniería Mecatrónica	Ramas afines a la Ingeniería Mecatrónica	Ingeniero Mecánico, Electrónico, Informático o de Control	Ing. Mecatrónico

Utilizando la tabla anterior se evaluó a 5 de los 10 docentes que participaron en el proceso de acreditación del programa de ingeniería Mecatrónica. La **tabla 4.12** sintetiza el puntaje obtenido por cada uno de los expertos, estos se recabaron mediante la aplicación de la encuesta que se anexa en el **Anexo H.2**. En la **tabla 4.12** también se muestra el puntaje total que obtuvo cada experto, así como el peso que tendrá sus opiniones en los resultados finales de la encuesta.

Tabla 4.12 Resultados de la evaluación de los expertos bajo los criterios de la tabla 4.11. (Elaboración propia)

	<i>Criterio 1</i>	<i>Criterio 2</i>	<i>Criterio 3</i>	<i>Criterio 4</i>	<i>Puntaje total</i>	<i>Peso de calificación</i>
<i>Experto 1</i>	2	4	4	3	13	22.03%
<i>Experto 2</i>	2	3	2	4	11	18.64%
<i>Experto 3</i>	3	4	4	3	14	23.73%
<i>Experto 4</i>	1	2	2	3	8	13.56%
<i>Experto 5</i>	2	4	3	4	13	22.03%

La validación de la **tabla 4.12** se realiza mediante la utilización del alfa de Cronbach, usando la escala de evaluación mostrada en la **tabla 4.13**, la cual se referencia en (Reyes Gutiérrez, 2017).

Tabla 4.13 Tabla de calificación del Alfa de Cronbach. (Reyes Gutiérrez, 2017)

Coeficiente Alfa	Calificación
>0.9	Excelente
>0.8	Es bueno
>0.7	Es aceptable
>0.6	Es cuestionable
>0.5	Es pobre
<0.5	Es inaceptable

La **ecuación 3** muestra los parámetros requeridos para el cálculo del alfa de Cronbach. Donde K es el número de ítems, $\sum S_i^2$ es la sumatoria de la varianza de los ítems, S_T^2 es la varianza del total de cada experto y α es el coeficiente de Alfa de Cronbach.

$$\alpha = \frac{K}{K - 1} \left[1 - \frac{\sum S_i^2}{S_T^2} \right] \quad (3)$$

El cálculo de los parámetros necesarios para el cálculo del coeficiente del Alfa de Cronbach se realizó en Excel tal como se aprecia en la **figura 4.39**. El coeficiente resultó de 0.725 el cual basado en la **tabla 4.13** tiene una calificación de **aceptable**.

	B	C	D	E	F	G	H	I
13								
15		Criterio 1	Criterio 2	Criterio 3	Criterio 4		Puntaje total	Peso de calificación
16	Experto 1	2	4	4	3		13	22.03%
17	Experto 2	2	3	2	4		11	18.64%
18	Experto 3	3	4	4	3		14	23.73%
19	Experto 4	1	2	2	3		8	13.56%
20	Experto 5	2	4	3	4		13	22.03%
21								
22	Varianzas por ítems	0.4	0.64	0.8	0.24	Varianza del total	4.56	
23								
24	Suma Varianzas por ítems	2.08						
25					ALFA	=C26/(C26-		
26	K	4					0.725146	

Figura 4.39. Calcula del alfa de Cronbach. (Elaboración propia)

4.3.2.2. APLICACIÓN DE LA ENCUESTA

Una vez establecido que los datos la **tabla 4.12** son aceptables, se procede a elaborar un entregable para los expertos, que es en sí un resumen del framework propuesto y de su aplicación en el programa de ingeniería Mecatrónica descritos en las **secciones 4.2 y 4.3**. Este entregable se adjunta en el **Anexo H.1** y servirá para que puedan responder las preguntas de la encuesta adjunta en el **Anexo H.2**.

La encuesta preparada sirve para cuantificar los indicadores cualitativos del framework propuesto de reusabilidad y efectividad. Para cada indicador se preparan 6 preguntas las cuales se evalúan según la escala de Likert. El promedio de las calificaciones de las 6 preguntas será la evaluación final del indicador, para lo cual se usa la escala de aceptación mostrada en la **tabla 4.14**

Tabla 4.14 Escala de aceptación para los indicadores del Framework propuesto.
(Elaboración propia)

ESCALA DE ACEPTACION	
0-3.499	Inaceptable
3.5 - 3.999	Aceptable
4 - 4.499	Bueno
4.5 - 5	Excelente

En la **tabla 4.15** se puede apreciar las preguntas y la calificación que los expertos dieron a cada uno de los ítems usados para la medición cuantitativa del indicador reusabilidad. La columna promedio ponderado se calcula usando el peso de calificación mostrado en la **tabla 4.12**. Usando la **tabla 4.14** se obtiene el nivel de aceptación de cada ítem. En la parte final de la **tabla 4.15** se puede observar el promedio total de los 6 ítems que en este caso resultó **3.943** lo cual equivale a un nivel **Aceptable**. De forma análoga la **tabla 4.16** muestra los resultados para el indicador efectividad, el cual tiene una calificación promedio de **4.172** lo que equivale a un nivel de aceptación **Bueno**.

Tabla 4.15 Resultados encuesta para el indicador Reusabilidad. (Elaboración Propia)

PREGUNTAS - INDICADOR REUSABILIDAD	Experto 1 (22.03%)	Experto 2 (18.64%)	Experto 3 (23.73%)	Experto 4 (13.56%)	Experto 5 (22.03%)	Promedio ponderado	Aceptación
1.1. ¿Considera que la extracción de características del perfil de egreso se puede realizar de forma semejante en cualquier programa de educación superior?	4	4	4	5	4	4.135	Bueno
1.2. ¿Considera que el método descrito para el preprocesamiento de los historiales de calificaciones se puede aplicar en cualquier programa de educación superior?	3	4	5	5	5	4.373	Bueno
1.3. ¿Considera que el método de ponderación del aporte que las experiencias curriculares hacen a las características del perfil seleccionadas, es aplicable a cualquier programa de educación superior?	4	4	4	4	4	4.000	Bueno
1.4. ¿Considera que la interpretación y síntesis del perfil de egreso que el framework describe es adecuado para cualquier programa de educación superior?	4	3	4	4	4	3.813	Aceptable
1.5. ¿Considera que el framework funcionaría de igual forma en currículos por objetivos que en currículos por competencias?	2	4	4	4	4	3.559	Aceptable
1.6. ¿Considera que el framework funcionaría con las competencias o resultados del estudiante exigidos por diferentes entidades acreditadoras?	4	4	4	4	3	3.779	Aceptable
Promedio						3.943	Aceptable

Tabla 4.16 Resultados encuesta para el indicador Efectividad. (Elaboración Propia)

PREGUNTAS - INDICADOR EFECTIVIDAD	Experto 1 (22.03%)	Experto 2 (18.64%)	Experto 3 (23.73%)	Experto 4 (13.56%)	Experto 5 (22.03%)	Promedio ponderado	Aceptación
2.1. En la descripción del framework ¿Se especifican los objetivos y los criterios de éxito de la aplicación del framework?	4	4	4	4	4	4.000	Bueno
2.2. En la descripción del framework ¿Existe claridad en los detalles de las etapas y actividades del Framework? *	4	3	5	4	5	4.271	Bueno
2.3. En la descripción del Framework ¿Se identifica al personal involucrado(stakeholders) en la ejecución del framework?	4	3	4	4	4	3.813	Aceptable
2.4. ¿Considera el perfil de egreso obtenido para los egresados del programa de ingeniería Mecatrónica como coherente con la realidad?	4	4	4	4	4	4.000	Bueno
2.5. ¿Considera que el perfil de egreso obtenido para los egresados del programa de ingeniería Mecatrónica es de utilidad en su proceso de acreditación y o mejora continua?	5	4	5	4	5	4.678	Excelente
2.6. ¿Considera que el framework aplicado es adecuado y aportó al perfil de egreso del programa de ingeniería Mecatrónica más información que un método estadístico convencional?	4	3	5	4	5	4.271	Bueno
Promedio						4.172	Bueno

4.3.2.3. INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS

Los resultados obtenidos para ambos indicadores son positivos, por lo tanto, se puede afirmar que el framework propuesto cumple con los objetivos de esta investigación, los cuales son en primer lugar la obtención de un perfil de egreso verídico, a partir de un proceso de minería de los historiales de calificaciones, que sea útil para un proceso de acreditación y mejora continua (esto es corroborado directamente con los ítems 2.4 y 2.5 de la encuesta realizada). En segundo lugar, se comprueba que las metodologías de cada una de las etapas del framework propuesto pueden ser aplicados a cualquier programa de educación superior (esto es corroborado con los ítems 1.1 a 1.6 de la encuesta realizada). Esto finaliza la investigación realizada.

CAPÍTULO V

DISCUSIÓN

*“El hombre más poderoso es aquel que es
totalmente dueño de sí mismo”*

Aristóteles.

CAPÍTULO V: DISCUSIÓN

5.1. RELACION DE LOS RESULTADOS CON LOS OBJETIVOS

5.1.1. CON EL OBJETIVO PRINCIPAL

Como ya se mencionó, la búsqueda de la calidad en instituciones educativas de nivel superior es hoy en día una necesidad, muchas instituciones están acreditando sus programas de estudios, por lo cual se buscó una forma válida para que dichos programas pudiesen obtener el perfil de egreso de sus estudiantes, lo que es un paso importante debido a que las entidades acreditadoras como SINEACE o ICACIT tienen un enfoque basado en resultados, siendo para SINEACE importante la verificación del Perfil de egreso y para ICACIT el cumplimiento de los resultados del estudiante. Se puede afirmar que ambas entidades, buscan comprobar que el programa de educación superior tenga una forma válida de medir los resultados que han conseguido sus estudiantes al finalizar sus estudios, y a partir de los resultados obtenidos que el programa pueda elaborar planes de mejora continua, que eleve sistemáticamente el nivel de los estudiantes tanto en conocimientos, habilidades y valores.

Debido a la importancia de la obtención del perfil de egreso expuesta en el párrafo anterior, el framework propuesto en esta tesis, cumplió con las expectativas de proporcionar una forma válida para su obtención, lo cual se logró utilizando técnicas de minería de datos en los historiales de calificaciones de los estudiantes del programa, lo que proporcionó como salida datos y patrones sobre el rendimiento que los estudiantes tuvieron dentro de su formación, y los cuales se pueden utilizar para la síntesis del perfil de egreso, así como, para la elaboración de planes de mejora continua.

El perfil de egreso obtenido del programa de ingeniería mecatrónica después de la aplicación del framework propuesto, demostró que este reflejaba bastante bien la realidad, lo que se corroboró en la encuesta realizada a los docentes del programa sobre el indicador *efectividad* del framework. El resultado de la encuesta se aprecia en el grafico radial mostrado en la **figura 5.1**. Donde el eje *perfil coherente con la realidad* logró en promedio mediante una escala de Likert 4/5 lo que lo puso en un nivel de aceptación **Bueno**. Análogamente se consultó a los docentes si consideraban que el perfil y los

datos obtenidos de la aplicación del framework eran útiles en el proceso de acreditación y mejora continua del programa de ingeniería mecatrónica, a lo cual calificaron en promedio 4.678/5 lo que lo puso en un nivel de aceptación **Excelente**. Adicionalmente en la encuesta se preguntó sobre opiniones sobre características del framework que permitirían la aplicación eficaz, como son la presencia de objetivos y criterios de éxito, claridad en las actividades y la identificación de stakeholders, obteniéndose en todas ellas resultados positivos. Estos resultados evidencian que el objetivo general de esta investigación se ha cumplido.

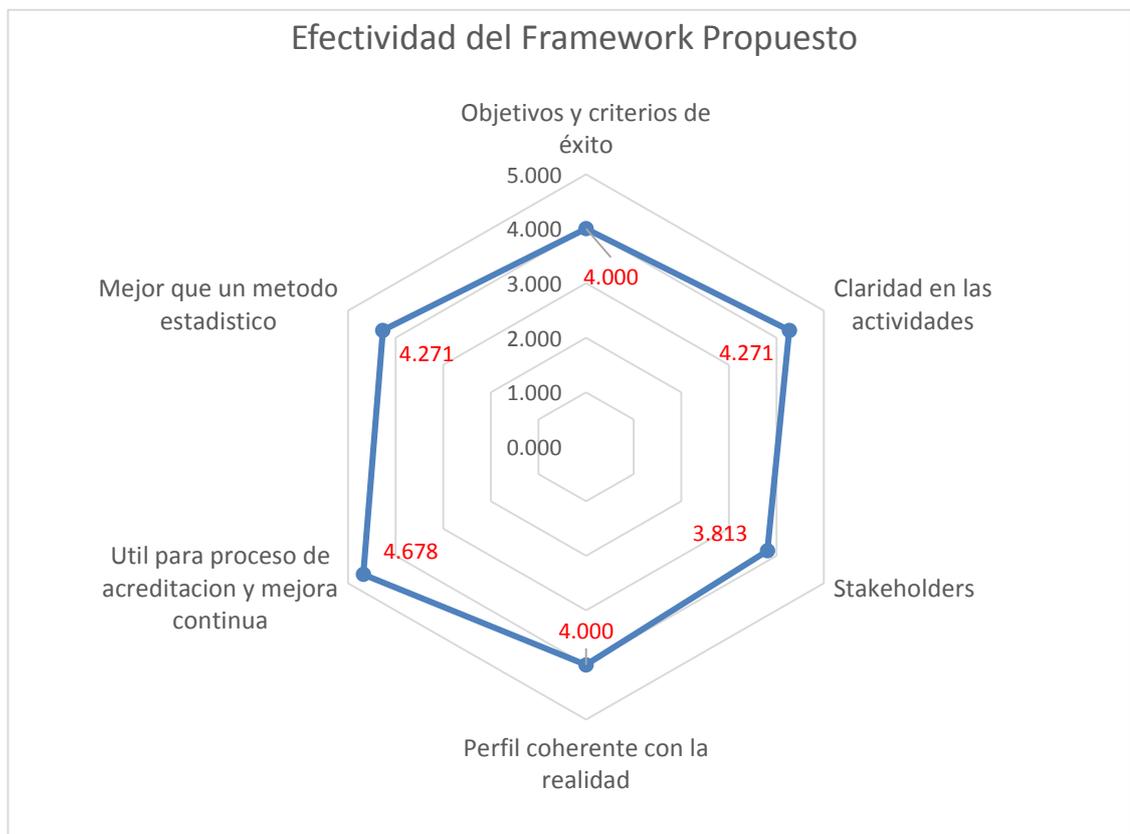


Figura 5.1-Resultados de la evaluación de la efectividad del Framework Propuesto (Elaboración Propia)

5.1.2. CON LOS OBJETIVOS ESPECIFICOS

5.1.2.1. Sobre la evaluación de los frameworks basados en minería de datos

Previo al planteamiento del framework se evaluaron al proceso KDD, CRISP-DM y SEMMA mediante el marco comparativo de (Moine & Haedo, 2015), determinándose que el proceso KDD y CRISP- DM cumplían con un 80.6% de las características relevantes deseadas y que ambas podían elegirse como base para para la propuesta de framework, después de determinarse la relación del proceso KDD y los demás frameworks de minería de datos (**véase**

Figura 4.2) se optó por elegir al proceso KDD. La aplicación exitosa del framework en el programa de ingeniería mecatrónica, y validada por los docentes del programa, muestran que la elección de tomar como base al proceso KDD para realizar la propuesta del framework fue correcta.

5.1.2.2. Sobre la propuesta del framework basado en minería de datos

En el framework propuesto, se mantuvo prácticamente intactas a 3 de las 7 etapas del proceso KDD (minería de datos, interpretación y evaluación y toma de acción), en las otras 4 se redefinieron las actividades para que el framework cumpla con los objetivos específicos deseados. La etapa 1 del proceso KDD se incluye dentro de la etapa *caracterización del plan de estudios*, y las etapas 2, 3 y 4 se empaquetan dentro de la etapa de *creación y adecuación del dataset*. Se puede apreciar en la **figura 5.1** que los docentes encuestados manifestaron que el framework presentaba claridad en las actividades y había una definición expresa de objetivos y criterios de éxito, obteniendo una calificación de más de 4/5 en ambos ejes, lo cual equivale en la escala de aceptación a **Bueno**.

La definición de las actividades de las etapas del framework se realizaron con un buen nivel de detalle y conservando la generalidad, de tal forma que este framework sirva para cualquier programa de educación superior, sin importar la entidad acreditadora, o el enfoque de currículo que el programa tenga. Estas características también fueron evaluadas en la encuesta realizada a los docentes, los resultados se aprecian en la **figura 5.2**.

Para la reusabilidad del framework en currículos por objetivos y currículos por competencias, se obtuvo la puntuación mas baja en la encuesta aplicada, sin embargo, en la escala de aceptación tiene un nivel **Aceptable**, se debe mencionar que en la **sección 4.3.1** se hace referencia a las implicaciones del uso del framework en currículos con diferentes enfoques, tomando como ejemplo el currículo 2010 y 2018 del programa de ingeniería mecatrónica, los cuales son por objetivos y por competencias respectivamente. En si la única diferencia es que en un objetivo por objetivos se tienen que establecer las competencias, las cuales como en el caso de ingeniería Mecatrónica se tomaron directamente de las establecidas por ICACIT.

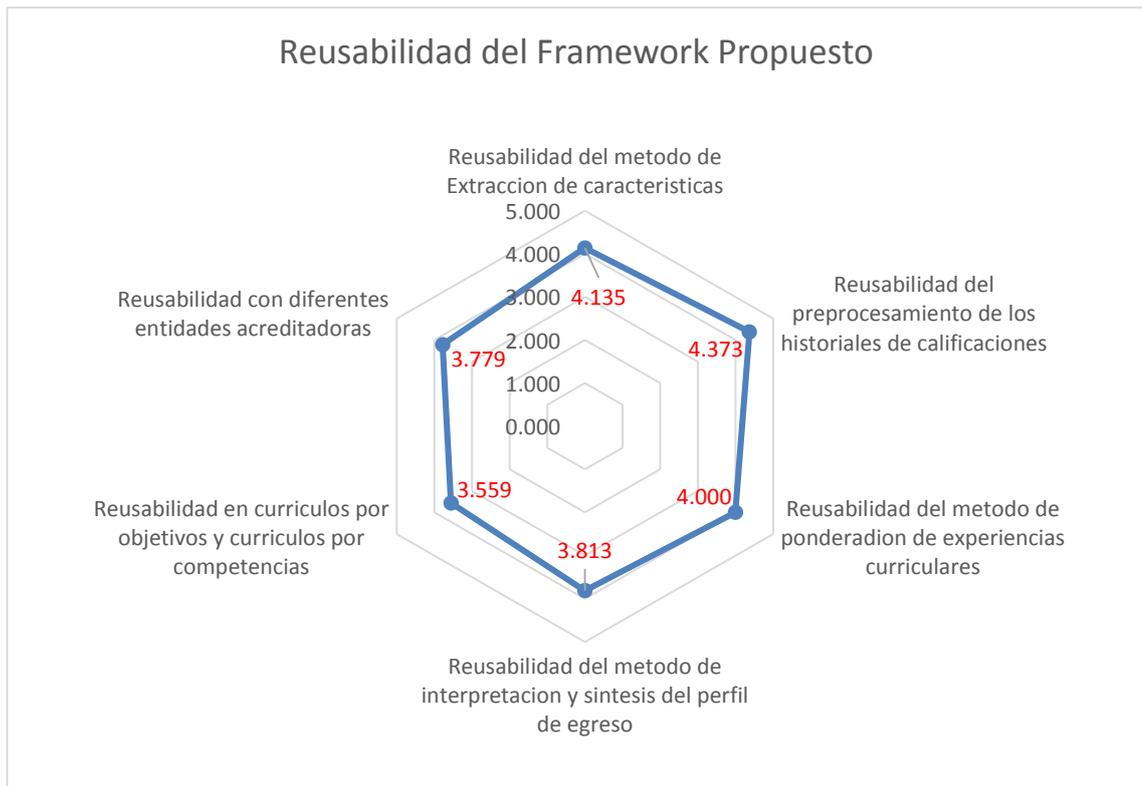


Figura 5.2-Resultados de la evaluación de la reusabilidad del Framework Propuesto (Elaboración Propia)

Los ejes que también estuvieron en un nivel aceptable fueron el eje de *reusabilidad con diferentes entidades acreditadoras* y el eje de *reusabilidad del método de interpretación y síntesis del perfil de egreso*. Como se mencionó en la **sección 5.1.1** ambas entidades acreditadoras del Perú, como son SINEACE e ICACIT están enfocadas al logro de resultados, por lo que en realidad no hay diferencias en la aplicación del framework en diferentes entidades, esto se puede confirmar en el hecho que existe una acreditación instantánea con SINEACE de todos los programas acreditados por ICACIT, ya que ambos son los considera equivalentes. En referencia al método de interpretación y síntesis del perfil de egreso, existe una consideración a tener en cuenta con los resultados arrojados por el framework respecto a las competencias blandas, esto se detalla en la **sección 5.3** Aportes y limitaciones del estudio.

5.1.2.3. Sobre la ejecución y validación del framework propuesto

La ejecución del framework en el programa de ingeniería Mecatrónica se realizó de forma estricta con las descripciones realizadas durante la

elaboración de la propuesta, y no se encontraron inconvenientes. Como se mencionó en **sección 4.2** algunas particularidades pueden presentar en programas cuyos currículos tienen líneas de especialización, ya que el framework propuesto trabaja con experiencias curriculares comunes a todos los estudiantes, en otros casos es necesario aplicar el framework de forma separada a cada línea de especialización del programa de estudios, arrojando varios perfiles.

Respecto a la validación del framework se aplicó el mismo método que (Reyes Gutiérrez, 2017), el cual consiste en la conformación de un panel de expertos los cuales evaluarán una encuesta respecto al framework propuesto y los resultados de su aplicación. Las **figuras 5.1 y 5.2** son los resultados de este método de validación para los 2 indicadores establecidos. El nivel de aceptación de ambos indicadores resultó Bueno para efectividad y Aceptable para reusabilidad. Considerando por lo tanto al Framework propuesto como exitoso.

5.2. COMPARACIÓN CON LOS ANTECEDENTES

Como se mencionó en la sección 2.1, no se encontraron investigaciones con el mismo objetivo que la presente tesis, sin embargo, las investigaciones consideradas como antecedentes aportaron metodológicamente a este trabajo, por lo cual se comentará los resultados obtenidos en esta tesis, en relación con los aportes metodológicos realizados por dichas investigaciones.

El framework propuesto en la sección 4.2. conserva características comunes con el framework propuesto por (Mimis et al., 2019) en su investigación “A framework for smart academic guidance using educational data mining”. En la **figura 5.3**, se muestran ambos frameworks a modo de comparación. Aunque el objetivo es diferente, podemos observar que se conserva la estructura formal de un proceso de minería de datos. Los recuadros y números mostrados muestran claramente la semejanza que hay entre ambos frameworks.

En la **figura 5.3**, podemos observar el recuadro gris con el número 1, del framework de (Mimis et al., 2019), donde se realiza una identificación y selección de atributos, lo que es compatible con el proceso de caracterización usado en esta tesis, en el recuadro azul rotulado con el número 2, Mimis et al, realiza el pre procesamiento de los datos, lo que es equivalente a la etapa 2 del

framework planteado, el cual se compone de las subetapas de preprocesamiento y transformación de los datos. La etapa 3 se llama minería de datos en ambos frameworks, mientras que la etapa 4 del framework planteado se le podría considerar equivalente a la recomendación del framework de Mimis et al.

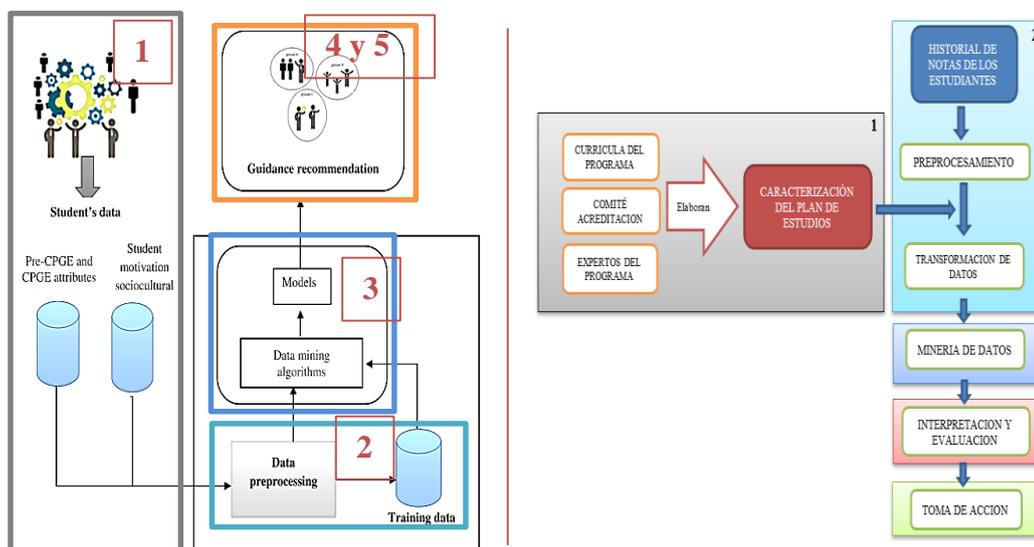


Figura 5.3-Comparación del framework propuesto, con el framework de Mimis et al. (Elaboración Propia)

La naturaleza de la investigación realizada es de carácter descriptivo y no predictivo, por ello la investigación “Minería de datos en egresados de la Universidad de Caldas” realizada por (Bedoya et al., 2016) necesitó mucho más información para realización de su modelo, siendo esta información del aspecto social, laboral y académico, mientras que el presente trabajo solo requirió el historial académico. En cierta forma y observando los resultados de Bedoya et al, se puede decir que para mejorar los resultados que se obtuvieron se podría considerar una encuesta de seguimiento a todos los egresados. Las diferencias entre la información utilizada y los objetivos determinaron el tipo de técnica de minería necesaria para realizar el modelo, siendo para el caso de Bedoya et al, técnicas de aprendizaje supervisado como lo son OneR, J48, Naive Bayes y Stacking, mientras que en la presente investigación se aplicó una técnica de aprendizaje no supervisado denominada K-Means.

Al igual que la investigación de Bedoya et al, el trabajo de (D. Martínez, M. Karanik, M. Giovannini, 2015) denominado “Perfiles de Rendimiento Académico: Un Modelo basado en Minería de datos”, tiene naturaleza predictiva

a diferencia de la naturaleza descriptiva de la presente tesis. Martínez et al, también hacen uso de los historiales de calificaciones además de aspectos socioeconómicos, aplicando a los datos una técnica de aprendizaje supervisado como son los árboles de decisión, que difiere del algoritmo de agrupamiento K-Means que se aplicó. En esta tesis se transformó los datos de numéricos de los historiales de calificaciones a categóricos según la **tabla 4.10**, similarmente Bedoya et al, categoriza a los estudiantes en condición libre, regular y promocionado.

Para poder encontrar el perfil del estudiante, previamente se ha tenido que hacer una caracterización del mismo, o dicho de otra forma, se ha tenido que seleccionar las variables más importantes del perfil de egreso para que los resultados tengan sentido, lo cual es comparable a la selección de variables que realizan (Miranda & Guzman, 2017) en su trabajo “Análisis de la Deserción de Estudiantes Universitarios usando Técnicas de Minería de Datos”, en la cual como dice su título, buscan realizar una caracterización de los perfiles de los estudiantes con alta probabilidad de abandonar la universidad. La diferencia en la técnica que aplicaron es que, al igual que los trabajos anteriores mencionados, hacen uso de técnicas de aprendizaje supervisado, como lo son las redes neuronales, los árboles de decisiones y las redes bayesianas.

La técnica de aprendizaje no supervisada aplicada en esta tesis, es similar a la técnica aplicada en la investigación “Aplicación de Minería de Datos para la Clasificación de Programas Universitarios de Ingeniería Industrial Acreditados en Alta Calidad en Colombia”, de (Fontalvo et al., 2018), donde se busca caracterizar a programas universitarios en aquellos con énfasis en ciencias básicas e ingeniería, en sistemas integrados de gestión y aquellos con énfasis en gestión de ingeniería administrativa. Esto es análogo a lo aplicado en esta tesis, donde se caracterizó los egresados de ingeniería Mecatrónica en aquellos que tienen afinidad con los ejes de conocimiento y líneas de investigación del programa de Ingeniería Mecatrónica. Las particularidades que se tuvieron en este trabajo fueron la gran cantidad de atributos (19 características) que se consideraron, mientras que en el trabajo de Fontalvo et al, solo se consideraron 3 componentes, los cuales se seleccionaron a través del análisis de componentes principales usando el scree test. Este método de selección de los componentes principales puede ser plausible de

aplicarse a la presente investigación, en el caso usar más fuentes de datos como insumo, no solo los historiales de calificación.

La presencia del promedio final y/o historial de calificaciones, aparece como datos de insumo de muchas investigaciones de EDM, sin embargo, la forma de utilizar esos datos depende del objetivo que se posea, por ejemplo, en la investigación “Predicción del rendimiento académico mediante minería de datos en estudiantes del primer ciclo de la escuela profesional de ingeniería de computación y sistemas, universidad de San Martín de Porres, Lima-Perú”, de (Yamao Eiriku, 2018), requiere solamente el promedio general de los cursos de primer ciclo, ya que su objetivo es predecir el rendimiento académico, sin embargo, si el objetivo es ver cuál es la afinidad y/o perfil de los estudiantes, como es el caso de esta investigación, sería necesario conocer individualmente las notas que el estudiante obtuvo en cada curso. La técnica también es distinta, como ya menciono anteriormente cuando se necesita un modelo predictivo la técnica utilizada es de aprendizaje supervisado, en el caso de Yamao Eiriku, usa regresión logística, arboles de decisión y máquina de vectores soporte, por otro lado, en la búsqueda del perfil del estudiante, un algoritmo de agrupación sería el más adecuado, como el que es aplicado en esta tesis.

5.3. APORTES Y LIMITACIONES DEL ESTUDIO

Se puede afirmar que el mayor aporte que ha realizado esta investigación es una forma racional y congruente de analizar los historiales de calificaciones de los estudiantes universitarios, con el fin identificar las fortalezas y debilidades con las que estos egresan, para que el programa de educación superior, plantee y ejecute acciones de mejora continua sobre el plan curricular, de tal forma que el perfil de sus estudiantes este alineado con los criterios de calidad establecidos por las entidades acreditadoras y las necesidades sociales de su entorno.

Como se referencia en la sección 5.2, muchos estudios de EDM, toman no solo datos del rendimiento académico, sino también datos del entorno socioeconómico, así como, se usa instrumentos como encuestas, entrevistas, etc. con el fin de recabar datos específicos que pudiesen ser necesarios dentro de un estudio determinado. Los resultados positivos de las investigaciones consultados en la elaboración de esta tesis demuestran que es pertinente el uso de esa

información adicional en la construcción de los modelos a través de la minería de datos. Aunque sería erróneo afirmar que usar solo los historiales de calificaciones, como se hizo en esta tesis, es insuficiente para un estudio de minería de datos, ya que siendo el objetivo la identificación del perfil de egreso, las calificaciones obtenidas por los estudiantes en las diversas EC's que constituyen su programa de estudios, son una medición válida de sus capacidades y habilidades adquiridas; no obstante información adicional que puede ser obtenida directamente a través de una encuesta a los egresados, sobre sus dificultades, y preferencias en su formación universitaria, así como sus perspectivas de futuro, enriquecería enormemente esta investigación.

Puede ser controversial, manifestar que la calificación que un estudiante ha logrado en una determinada EC, es un reflejo exacto de sus competencias, ya que es posible que un estudiante pueda tener una calificación baja o incluso desaprobativa, pero una de sus competencias como, por ejemplo, comunicación eficaz, dicho estudiante demuestre una capacidad por encima de promedio. Otro caso similar puede darse en competencias relacionadas a la ética, el trabajo en equipo, y otras habilidades blandas. Por tanto, el método elegido en esta investigación tiene cierta incertidumbre en este tipo de competencias. Lo cual constituye su principal limitación.

Una forma de superar la limitación explicada en el párrafo anterior se puede hacer utilizando evaluaciones cualitativas mediante rúbricas. Aunque esta es la solución, se presenta la limitación que el estudiante aun no debe haber egresado. Por tanto, usar directamente las mediciones cualitativas en cada competencia es ideal para la obtención del perfil de egreso, sin embargo, esto solo se puede aplicar en programas que hayan implementado un currículo por competencias y cuenten con una cantidad prudente de egresados de dicha currícula y por supuesto tengan los datos históricos de las mediciones realizadas.

CAPÍTULO VI

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

“Haz sólo lo que amas y serás feliz, y el que hace lo que ama está benditamente condenado al éxito, que llegará cuando deba llegar, porque lo que debe ser, será; y llegará naturalmente”

Facundo Cabral.

CAPITULO VI: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. CONCLUSIONES

- Se elaboró un framework basado en minería de datos para la obtención del perfil de egreso, el cual integró dentro de sus etapas al proceso KDD. Se demostró que el framework propuesto logró el objetivo plantado satisfactoriamente, ejecutándolo con los datos del programa de Ingeniería Mecatrónica de la Universidad Nacional de Trujillo, cuyos resultados fueron validados por los docentes del programa, determinando que el perfil de egreso obtenido fue un reflejo de la realidad en un nivel de aceptación **Bueno**, y que la utilidad de los resultados obtenidos son importantes para un proceso de acreditación y mejora continua en un nivel **Excelente**.
- Se evaluó mediante un marco comparativo de frameworks, al proceso KDD, a CRISP-dM y a SEMMA, determinándose que el proceso KDD fue el mas adecuado para la implementación de la propuesta del framework, cumpliendo el 80.6% de características deseables y siendo el generalmente el usado en la elaboración de otros frameworks con fines específicos.
- El framework propuesto consta de 5 etapas las cuales son caracterización del plan de estudios, creación y adecuación del dataset, minería de datos, interpretación y evaluación y toma de acciones. Estas etapas se describieron detalladamente para su aplicación en cualquier programa de estudios universitarios. Esto fue validado por el panel de expertos obteniendo en *claridad de descripción de actividades* un nivel de aceptación **Bueno** y en como promedio del indicador *reusabilidad* de las diferentes etapas del framework en otros programas de educación superior un nivel de aceptación **Aceptable**.
- La ejecución del Framework propuesto en el programa de ingeniería Mecatrónica, se realizó siguiendo de forma rigurosa las etapas y sus actividades descritas. Obteniéndose como resultando un perfil cuantitativo del programa, que contiene datos interesantes, y previamente desconocidos, los cuales pueden servir para la implementación de acciones de mejora dentro del programa. Lo que se corroboró durante la validación a juicio de expertos realizada, en la que se elaboró una encuesta dirigida a los docentes del programa, los cuales determinaron que tanto el perfil obtenido para el programa, como el framework en sí mismo fue efectivo

y útil para los fines que fue creado, así también que el framework puede ser aplicado en otras escuelas.

6.2. RECOMENDACIONES

- Para aplicar el framework propuesto en esta tesis, se recomienda hacer un análisis detallado del programa, en el cual se debe incluir un análisis de la visión y misión, los objetivos educativos, así como el contexto de desempeño de los graduados del programa, todo esto con el fin de ayudar a realizar una buena selección de los atributos, bajo los cuales se describirá el perfil de egreso.
- La caracterización de las experiencias curriculares del plan de estudios de un programa, en términos del aporte que estas hacen a los atributos del perfil de egreso debe realizarse con el apoyo de los docentes que han dictado dicha experiencia curricular en varias oportunidades, ya que realizar la caracterización desde la perspectiva un docente que no es experto en el tema ponderará la experiencia con valores sesgados lo que puede diferir considerablemente de la realidad. Por tanto, para tener datos fiables se recomienda utilizar un cuestionario semejante al del **anexo C1**, además se sugiere comparar los resultados de esta encuesta con la información presente en la sumilla del curso que está dentro de la currícula, ayudará a evitar cualquier error en este proceso de caracterización.
- Para tener resultados más con más grado de confiabilidad, se recomienda la aplicación de una encuesta, dirigida a los egresados y con la finalidad de recabar información acerca de su afinidad con las experiencias curriculares de su programa de estudios, así como, información acerca de sus planes laborales futuros. Esa nueva información puede modelarse con el mismo algoritmo de agrupamiento y bajo los mismos parámetros, de tal forma que ese nuevo modelo podría usarse para evaluar el nivel de precisión de los resultados obtenidos mediante la aplicación del framework propuesto.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- agendapais. (2018). INEI: Existen 7768 programas de educación universitaria en el país - Agenda País. Retrieved December 2, 2019, from <https://agendapais.com/actualidad/inei-existen-7768-programas-de-educacion-universitaria-en-el-pais/>
- Argudín, Y. (2012). *La educación basada en competencias : algunas nociones que pueden facilitar el cambio.*
- Azevedo, A., & Santos, M. F. (2008). KDD , SEMMA AND CRISP-DM : A PARALLEL OVERVIEW. *IADIS European Conference Data Mining*, 182–185. Retrieved from <http://recipp.ipp.pt/handle/10400.22/136%0Ahttp://recipp.ipp.pt/bitstream/10400.22/136/3/KDD-CRISP-SEMMA.pdf>
- Bedoya, O., López Trujillo, M., & Marulanda Echeverry, C. (2016). Minería de datos en egresados de la Universidad de Caldas. *Revista Virtual Universidad Católica Del Norte*, 0(49), 110-124–124. Retrieved from <http://revistavirtual.ucn.edu.co/index.php/RevistaUCN/article/view/800/1320>
- Benalcázar Tamayo, J. B. (2017). Análisis comparativo de metodologías de minería de datos y su aplicabilidad a la Industria de Servicios. In *Tesis Maestria*. Retrieved from <http://dspace.udla.edu.ec/bitstream/33000/7547/6/UDLA-EC-TMGSTI-2017-11.pdf>
- Bolivar, A. (2010). *Competencias basicas y currículo.*
- Borroto, R., & Salas, R. (2000). Académicos Como Base De La Calidad. *Rev Cubana Educ*, 14(1), 48–55. Retrieved from http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S0864-21412000000100007&script=sci_arttext&tlng=pt
- Cáceres, J. H. (2011). *Descubrimiento de conocimiento en la base de datos académica de una institución de educación superior usando redes neuronales Knowledge discovery in the academic database of a higher education institution using neural networks.* 6(2011), 7–19. Retrieved from http://vip.ucaldas.edu.co/vector/downloads/Vector6_2.pdf
- Cambridge Dictionary. (n.d.). Significado de FRAMEWORK en el Diccionario Cambridge inglés. Retrieved December 4, 2019, from <https://dictionary.cambridge.org/es/diccionario/ingles/framework>
- CNE. (2007). *Proyecto Educativo Nacional al 2021.*

- CNSRU. (2002). *Diagnóstico de la Universidad Peruana: Razones para una nueva reforma universitaria.*
- Cueto, Santiago, E., Desarrollo, G. G. de A. para el, Scardamalia, M., Bereiter, C., Elías, R., Walder, G., ... Públicas, I. I. L. de I. para las P. (2016). Innovación y calidad en educación en América Latina. *MINISTERIO DE EDUCACIÓN*. Retrieved from <http://repositorio.minedu.gob.pe/handle/MINEDU/5317>
- D. Martínez, M. Karanik, M. Giovannini, N. P. (2015). Perfiles de Rendimiento Académico: Un Modelo basado en Minería de datos Academic Performance Profiles: A Model based on data Mining. *Campus Virtuales*, IV(2015), 12–30. Retrieved from <http://uajournals.com/ojs/index.php/campusvirtuales/article/view/66/65>
- Dutt, A., Aghabozrgi, S., Akmal, M., Ismail, B., & Mahroeian, H. (2015). *Clustering Algorithms Applied in Educational Data Mining Clustering Algorithms Applied in Educational Data Mining*. (April). <https://doi.org/10.7763/IJIEE.2015.V5.513>
- Eckert, K. B., & Suénaga, R. (2015). Análisis de deserción-permanencia de estudiantes universitarios utilizando técnica de clasificación en minería de datos. *Formacion Universitaria*, 8(5), 3–12. <https://doi.org/10.4067/S0718-50062015000500002>
- Enrique, L., Cingolani, A., & Fernández, A. (2014). *Evaluación de Sistemas Recomendadores de Contenidos Educativos a través de Estudios de Usuarios*. Retrieved from <http://imgbiblio.vaneduc.edu.ar/fulltext/files/TC114681.pdf>
- Estrada-Danell, R. I., Zamarripa-Franco, R. A., Zúñiga-Garay, G., & Martínez-Trejo, I. (2016). Aportaciones desde la minería de datos al proceso de captación de matrícula en instituciones de educación superior particulares Contributions to the Enrollment Process with Data Mining in Private Higher Education Institutions. *Revista Electrónica Educare (Educare Electronic Journal)*, 20(3), 1409–4258. <https://doi.org/10.15359/ree.20-3.11/0000-0001-5791-221X>
- Fontalvo, T. J., Delahoz, E. J., & Mendoza, A. A. (2018). Aplicación de Minería de Datos para la Clasificación de Programas Universitarios de Ingeniería Industrial Acreditados en Alta Calidad en Colombia. *Información Tecnológica*, 29(3), 89–96. <https://doi.org/10.4067/s0718-07642018000300089>
- García Gutiérrez, J. A. (2016). *Líneas de investigación en minería de datos en aplicaciones en ciencia e ingeniería: Estado del arte y perspectivas*. Retrieved from http://www.esa.int/esl/ESA_in_your_country/Spain/Dosier_de_Prensa_-_Mision_Gaia_-

- Gestion. (2014). El número de universidades en el Perú se duplicó en solo 13 años | Economía | Gestion. Retrieved September 28, 2019, from <https://gestion.pe/economia/numero-universidades-peru-duplico-13-anos-64883-noticia/>
- Grandez Márquez, M. Á. (2017). Aplicación de minería de datos para determinar patrones de consumo futuro en clientes de una distribuidora de suplementos nutricionales. *Instacron:USIL*. Retrieved from <http://renati.sunedu.gob.pe/handle/sunedu/148578>
- Hugo, V., Ortiz, C., Veruska, K., Prowesk, S., Fernanda, A., Rodríguez, U., ... Arenas Ortiz, F. (2011). Definición y clasificación teórica de las competencias académicas, profesionales y laborales. Las competencias del psicólogo en Colombia. *Psicología Desde El Caribe*, *unknown*(28), 133–165.
- IBM, I. B. M. (2012). Manual CRISP-DM de IBM SPSS Modeler. *IBM Corporation*, 56. Retrieved from <http://www.ibm.com/spss.%0Aftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/modeler/15.0/es/CRISP-DM.pdf>
- ICACIT. (2015). Sobre ICACIT. Retrieved May 14, 2019, from <http://www.icacit.org.pe/web/icacit.html>
- Jaramillo, A., & Paz, H. (2015). Aplicación de Técnicas de Minería de Datos para Determinar las Interacciones de los Estudiantes en un Entorno Virtual de Aprendizaje. *Revista Tecnológica ESPOL – RTE*, *28*(1), 64–90. Retrieved from <http://rte.espol.edu.ec/index.php/tecnologica/article/viewFile/351/229>
- Jiménez Galindo, Á., & Álvarez García, H. (2010). *Minería de Datos en la Educación*. 8. Retrieved from <https://docs.google.com/viewer?url=http%3A%2F%2Fwww.it.uc3m.es%2F~jvilla%2Firc%2Fpracticass%2F10-11%2F08mem.pdf&pdf=true>
- Jiménez Toledo, J. A. J., & Timarán Pereira, S. R. T. (2015). Caracterización de la deserción estudiantil en educación superior con minería de datos. *Revista Tecnológica ESPOL – RTE*, *28*(5), 447–463. Retrieved from <http://www.rte.espol.edu.ec/index.php/tecnologica/article/view/453>
- José María, G. H., & Josep María, C. R. (2008). *Diseño e implementación de un marco de trabajo (framework) de presentación para aplicaciones JEE Josep Maria Camps Riba*. 173.
- KNIME. (2018). KNIME Analytics Platform. Retrieved November 30, 2019, from <https://www.knime.com/knime-analytics-platform>

- Marqués, P. (2010). Revista Cubana de Educacion Media Superior: Multimedia educativas. In *Educación Médica Superior* (Vol. 24, pp. 430–441). Retrieved from http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=s0864-21412010000200013
- Martínez Abreu, J., & Placeres Hernández, J. F. (2014). El mejoramiento continuo de la calidad, a través de los sistemas universitarios de acreditación. *Revista Médica Electrónica*, 36(4), 394–395. Retrieved from http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1684-18242014000400001
- Martínez Iñiguez, J. E., Tobón, S., & Romero Sandoval, A. (2017). Problemáticas relacionadas con la acreditación de la calidad de la educación superior en América Latina. *Innovación Educativa (México, DF)*, 17(73), 79–96. Retrieved from http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S1665-26732017000100079&script=sci_arttext&tlng=pt
- Martínez Márquez, E. (2015). *CPU-e, Revista de Investigación Educativa*.
- Mimis, M., El Hajji, M., Es-saady, Y., Oued Guejdi, A., Douzi, H., & Mammass, D. (2019). A framework for smart academic guidance using educational data mining. *Education and Information Technologies*, 24(2), 1379–1393. <https://doi.org/10.1007/s10639-018-9838-8>
- MINEDU. (2015). *Ley Universitaria 30220* (p. 35). p. 35. Retrieved from http://www.minedu.gob.pe/reforma-universitaria/pdf/ley_universitaria.pdf
- Ministerio de Educación de Perú. (2016). *Perfil de Egreso de los Estudiantes de la Educación Básica*. 8–9.
- Miranda, M. A., & Guzman, J. (2017). *Análisis de la Deserción de Estudiantes Universitarios usando Técnicas de Minería de Datos*. 10(3), 61–68. <https://doi.org/10.4067/S0718-50062017000300007>
- Moine, J. M. (2013). *Metodologías para el descubrimiento de conocimiento en bases de datos : un estudio comparativo*. 111. <https://doi.org/10.35537/10915/29582>
- Moine, J. M., & Haedo, A. S. (2015). *Una herramienta para la evaluación y comparación de metodologías de minería de datos*.
- Montané López, A., Beltrán Llavador, J., & Teodoro, A. (2017). La medida de la calidad educativa: acerca de los rankings universitarios. *RASE: Revista de La Asociación de Sociología de La Educación*, 10(2), 37–52. <https://doi.org/10.7203/rase.10.2.10145>
- Moreno, M., Miguel, L., García, F., & Polo, J. (2008). Aplicación de técnicas de minería de datos para la evaluación del rendimiento académico y la deserción estudiantil. *Iiis.Org*, 14. Retrieved from

- http://www.iiis.org/CDs2010/CD2010CSC/CISCI_2010/PapersPdf/CA156FK.pdf
orange. (2018). Orange Data Mining - Data Mining. Retrieved November 30, 2019, from
<https://orange.biolab.si/>
- Pedraja-Rejas, L., & Rodríguez-Ponce, E. (2015). El aseguramiento de la calidad: un imperativo estratégico en la educación universitaria. *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería*, 23(1), 4–5. <https://doi.org/10.4067/S0718-33052015000100001>
- Pérez López, C., & Santín González, D. (2008). *Minería de datos: técnicas y herramientas*.
- Reyes, A. (2015). Sistema Recomendador Orientado a la Educación Basado en la Distancia entre Likes de Facebook y Conceptos. In *Artículo Revista Tecnología e Innovación Diciembre* (Vol. 2). Retrieved from www.ecorfan.org/bolivia
- Reyes Gutiérrez, C. A. (2017). *MODELO BASADO EN LA NORMA TÉCNICA PERUANA ISO/IEC 17799 Y EL ISO 27001:2014 PARA DETERMINAR EL NIVEL DE IMPLEMENTACIÓN DE LOS SISTEMAS DE GESTIÓN DE SEGURIDAD DE LA INFORMACIÓN EN LAS ENTIDADES PÚBLICAS DEL PERÚ*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Riehle, D. (2000). Framework Design: A Role Modeling Approach.
- Roiger, R. J. (2016). *Data mining : a tutorial-based primer*.
- Salas Perea, R. (2000). La Calidad en el desarrollo profesional. *Rev Cubana Educ Med Super*, 14(2), 136–147. Retrieved from http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S0864-21412000000200003&script=sci_arttext&tlng=en
- Sánchez guzmán, A. B. R. D. (2012). *Minería de datos aplicada en la gestión educativa*. 2012.
- Sarra, A., Fontanella, L., & Di, S. (2018). Identifying Students at Risk of Academic Failure Within the Educational Data Mining Framework. *Social Indicators Research*. <https://doi.org/10.1007/s11205-018-1901-8>
- SAS. (2015). *La minería de datos de la A a la Z*. Retrieved from https://www.sas.com/content/dam/SAS/es_mx/doc/assets/data-minig.pdf
- SAS. (2018). SAS Help Center: Data Mining and SEMMA. Retrieved February 17, 2020, from <https://documentation.sas.com/?docsetId=emcs&docsetTarget=n0pejm83csbja4n1xueveo2uoujy.htm&docsetVersion=14.3&locale=en>
- Shahiri, A. M., Husain, W., & Rashid, N. A. (2015). A Review on Predicting Student's Performance Using Data Mining Techniques. *Procedia Computer Science*, 72, 414–

422. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.157>
- SINEACE. (2016). Modelo de Acreditación para Programas de Estudios de Educación Superior Universitaria Octubre 2016. *Sineace*, 36.
- SINEACE. (2018). ORSALC – UNESCO: “La autoevaluación y la acreditación son una oportunidad de mejora y crecimiento” – SINEACE | Sistema Nacional de Evaluación. Retrieved September 28, 2019, from <https://www.sineace.gob.pe/orsalc-unesco-la-autoevaluacion-y-la-acreditacion-son-una-oportunidad-de-mejora-y-crecimiento/>
- SINEACE. (2019). Quienes somos – SINEACE | Sistema Nacional de Evaluación. Retrieved May 14, 2019, from <https://www.sineace.gob.pe/quienessomos/>
- Sosa, M. O., Chesñevar, C. I., & Sosa Bruchmann, E. C. (2015). Framework Para Data Mining Educativo: Formalizacion Y Aplicaciones. *FRAMEWORK PARA DATA MINING EDUCATIVO: FORMALIZACION Y APLICACIONES*, 273–277.
- Sukhija, K., Jindal, M., & Aggarwal, N. (2016). Educational data mining towards knowledge engineering: A review state. *International Journal of Management in Education*, Vol. 10, pp. 65–76. <https://doi.org/10.1504/IJMIE.2016.073362>
- SUNEDU. (2016). La Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria (SUNEDU). Retrieved May 14, 2019, from <https://www.sunedu.gob.pe/historia/>
- Timar, R., & Jim, J. (2013). *Determinning school dropout profiles using data analysis*. 373–383.
- Torres, C. Z., Ramos, C. A., & Moraga, J. L. (2016). *Estudio de variables que influyen en la deserción de estudiantes universitarios de primer año , mediante minería de datos [Study of variables that influence defection in freshman university student , through data mining]*. 6(1), 73–84.
- UC. (2019). Entidades Acreditadoras Internacionales. Retrieved May 14, 2019, from <http://relacionesinternacionales.uc.cl/academicos/entidades-acreditadoras>
- WhatIs.com. (2019). What is framework? - Definition from WhatIs.com. Retrieved December 4, 2019, from <https://whatis.techtarget.com/definition/framework>
- Yamao Eiriku. (2018). *Prediccion del rendimiento académico mediante minería de datso en estudiantes del primer ciclo de la Escuela Profesional de Ingeniería de Computación y Sistemas, Universidad de San Martin de Porres, Lima - Perú*. (Vol. 8672). Retrieved from http://www.repositorioacademico.usmp.edu.pe/bitstream/usmp/3555/3/yamao_e.pdf

York, T. T., Gibson, C., & Rankin, S. (2015). Defining and measuring academic success. *Practical Assessment, Research and Evaluation, 20*(5), 1–20.

ANEXOS

ANEXO A: PLANES DE ESTUDIO DE INGENIERIA MECATRONICA

A.1 PLAN DE ESTUDIOS – CURRÍCULA 2010

COD.	NOMBRE DEL CURSO	COND.	CICLO	CRED.	HORAS/SEMANA			
					T	P	L	TOTAL
01	MATEMATICA I	0	I	4	3	2	0	5
02	GEOMETRIA ANALITICA Y ALGEBRA LINEAL	0	I	4	3	2	0	5
03	QUIMICA GENERAL	0	I	4	3	2	1	6
04	PROGRAMACION I	0	I	3	2	0	2	4
05	INTRODUCCION A LA INGENIERÍA MECATRÓNICA	0	I	4	3	2	0	5
06	COMUNICACIÓN INTEGRAL	E	I	3	3	0	0	3
07	COMPUTACION BASICA	E	I	3	3	0	0	3
08	MATEMATICA II	0	II	4	3	2	0	5
09	FISICA I	0	II	4	2	2	2	6
10	ESTADISTICA Y PROBABILIDAD	0	II	4	3	0	2	5
11	PROGRAMACION II	0	II	3	2	0	2	4
12	GEOMETRIA DESCRIPTIVA	0	II	4	2	2	2	6
13	LEGISLACION LABORAL	E	II	3	3	0	0	3
14	EMPREDORISMO	E	II	3	3	0	0	3
15	MATEMATICA III	0	III	4	3	2	0	5
16	FISICA II	0	III	4	2	2	2	6
17	ESTATICA	0	III	4	3	2	0	5
18	ELECTRICIDAD Y ELECTROMAGNETISMO	0	III	3	2	2	0	4
19	CIRCUITOS ELECTRICOS	0	III	4	2	2	2	6
20	REDES DE COMPUTADORAS	E	III	3	2	0	2	4
21	GESTION AMBIENTAL	E	III	3	2	0	2	4
22	MATEMATICA IV	0	IV	4	3	2	0	5
23	MECANICA DE MATERIALES	0	IV	3	2	0	2	4
24	DINAMICA	0	IV	4	3	2	0	5
25	ELECTRONICA ANALOGICA	0	IV	4	2	2	2	6
26	DIBUJO MECANICO	0	IV	4	2	2	2	6
27	INGENIERIA ECONOMICA	E	IV	3	2	2	0	4
28	SEGURIDAD E HIGIENE INDUSTRIAL	E	IV	3	2	2	0	4
29	MATEMATICA V	0	V	4	3	2	0	5
30	RESISTENCIA DE MATERIALES	0	V	4	2	2	2	6
31	PROCESOS DE MANUFACTURA	0	V	4	2	2	2	6
32	TERMODINAMICA	0	V	4	3	2	1	6
33	ELECTRONICA DIGITAL I	0	V	3	2	2	1	5

	ELECTRICIDAD INDUSTRIAL Y CONTROLADORES								
34	LOGICOS	E	V	3	2	0	2	4	
35	TELECOMUNICACIONES	E	V	3	2	0	2	4	
36	SISTEMAS DE MANUFACTURA CAD - CAM	0	VI	3	2	2	1	5	
37	TEORIA DE LAS MAQUINAS Y MECANISMOS	0	VI	4	2	2	2	6	
38	SENSORES Y ACTUADORES	0	VI	4	2	2	2	6	
39	MECANICA DE FLUIDOS	0	VI	4	3	2	1	6	
40	ELECTRONICA DIGITAL II	0	VI	4	2	2	2	6	
41	PROGRAMACION AVANZADA	E	VI	3	1	0	4	5	
42	METODOS NUMERICOS APLICADOS A LA MECATRONICA	E	VI	3	2	0	2	4	
43	ELEMENTOS DE MAQUINAS	0	VII	4	3	2	1	6	
44	CONTROL I	0	VII	4	2	2	2	6	
45	MAQUINAS ELECTRICAS	0	VII	4	2	2	2	6	
46	TRANSFERENCIA DE CALOR Y REFRIGERACION	0	VII	4	3	2	1	6	
47	MICROPROCESADORES Y SISTEMAS DIGITALES	0	VII	3	2	2	1	5	
48	SOFTWARE PARA LA AUTOMATIZACION	E	VII	3	2	0	2	4	
49	VIBRACIONES MECANICAS	E	VII	3	2	0	2	4	
50	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS I	0	VIII	4	2	2	2	6	
51	CONTROL II	0	VIII	4	2	2	2	6	
52	ELECTRONICA DE POTENCIA	0	VIII	3	2	2	1	5	
53	SISTEMAS OLEOHIDRAULICOS Y NEUMATICOS I	0	VIII	4	2	2	2	6	
54	PROCESAMIENTO DE SEÑALES DIGITALES	0	VIII	4	3	0	2	5	
55	AUTOTRONICA	E	VIII	3	2	0	2	4	
56	DOMOTICA	E	VIII	3	2	0	2	4	
57	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS II	0	IX	4	2	4	0	6	
58	CONTROL AVANZADO	0	IX	4	2	2	2	6	
59	ROBOTICA	0	IX	4	2	2	2	6	
60	TRABAJO DE TESIS I	0	IX	3	2	0	2	4	
61	PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES	0	IX	4	2	2	2	6	
62	TOPICOS SELECTOS DE ING MECATRONICA	E	IX	3	2	0	2	4	
63	SISTEMAS OLEOHIDRAULICOS Y NEUMATICOS II	E	IX	3	2	0	2	4	
64	MANTENIMIENTO DE SISTEMAS MECATRONICOS	0	X	4	2	4	0	6	
65	AUTOMATIZACION Y REDES INDUSTRIALES	0	X	3	2	0	2	4	
66	GESTION DE CALIDAD Y PROYECTOS	0	X	4	3	2	0	5	
67	TRABAJO DE TESIS II	0	X	4	1	0	6	7	
68	GESTION Y ADMINISTRACION DE EMPRESAS	0	X	4	3	2	0	5	
69	BIOMECAÁNICA	E	X	3	2	0	2	4	
70	ROBOTICA INDUSTRIAL	E	X	3	2	0	2	4	

A.2. PLAN DE ESTUDIOS – CURRÍCULA 2018

COD.	EXPERIENCIA CURRICULAR	CARÁCT.	TIPO	CICLO	CRÉD.	H/SEMANA			TOTAL HORAS	PRE-REQUISITO
						T	P	L		
ECM-I1	Desarrollo del Pensamiento Lógico Matemático	O	EG	I	3	2	2	0	4	---
ECM-I2	Lectura Crítica y Redacción de textos académicos	O	EG	I	3	2	2	0	4	---
ECM-I3	Desarrollo Personal	O	EG	I	3	2	2	0	4	---
ECM-I4	Introducción al Análisis Matemático	O	EG	I	4	2	4	0	6	---
ECM-I5	Introducción a la Ingeniería Mecatrónica	O	ES	I	4	2	2	2	6	---
ECM-I6	Estadística General	O	EE	I	4	2	4	0	6	---
EEM-I1	Técnicas de Comunicación Eficaz	E	EG	I	1	0	2	0	2	---
EEM-I4	Taller de Música	E	EG							---
EEM-I5	Taller de Liderazgo y Trabajo en Equipo	E	EG							---
Sub Total Créditos					22					
ECM-II1	Ética, convivencia humana y ciudadanía	O	EG	II	3	2	2	0	4	---
ECM-II2	Sociedad Cultura y Ecología	O	EG	II	3	2	2	0	4	---
ECM-II3	Cultura Investigativa y Pensamiento crítico	O	EG	II	3	2	2	0	4	---
ECM-II4	Análisis Matemático	O	EG	II	4	2	4	0	6	---
ECM-II5	Geometría Analítica y Álgebra Lineal	O	ES	II	4	2	2	2	6	ECM-I4
ECM-II6	Física General	O	EE	II	4	2	4	0	6	---
EEM-II1	Taller de Deporte	E	EG	II	1	0	2	0	2	---
EEM-II2	Taller de Manejo de TIC	E	EG							---
EEM-II3	Taller de Danzas Folclóricas	E	EG							---
Sub Total Créditos					22					
ECM-III1	Análisis Matemático II	O	EE	III	4	2	2	2	6	ECM-II4, ECM-II5
ECM-III2	Física II	O	EE	III	4	2	2	2	6	ECM-II4, ECM-II6
ECM-III3	Programación I	O	EE	III	4	2	2	2	6	ECM-I1
ECM-III4	Dibujo Técnico y Geometría Descriptiva	O	EE	III	4	2	2	2	6	---
ECM-III5	Estática	O	EE	III	3	2	2	0	4	ECM-II5, ECM-II6
EEM-III1	Economía General	E	EE	III	3	2	2	0	4	---
EEM-III2	Contabilidad General	E	EE							---
Sub Total Créditos					22					

ECM-IV1	Matemática Aplicada para la Ingeniería Mecatrónica	O	EE	IV	4	2	2	2	6	ECM-III1
ECM-IV2	Circuitos Eléctricos	O	EE	IV	4	2	2	2	6	ECM-III1, ECM-III2
ECM-IV3	Programación II	O	EE	IV	4	2	2	2	6	ECM-III3
ECM-IV4	Dibujo Mecánico y Eléctrico	O	EE	IV	4	2	2	2	6	ECM-III4
ECM-IV5	Dinámica	O	EE	IV	3	2	2	0	4	ECM-III4, ECM-III5
EEM-IV1	Derecho Comercial	E	EE	IV	3	3	0	0	3	---
EEM-IV2	Legislación Laboral	E	EE							---
Sub Total Créditos					22					
ECM-V1	Termodinámica	O	EE	V	4	2	2	2	6	ECM-III6, ECM-III1
ECM-V2	Electrónica Analógica	O	EE	V	4	2	2	2	6	ECM-IV1, ECM-IV2
ECM-V3	Electrónica Digital	O	EE	V	3	1	2	2	5	ECM-IV3
ECM-V4	Teoría de las Máquinas y Mecanismos	O	EE	V	4	2	2	2	6	ECM-IV4, ECM-IV5
ECM-V5	Resistencia de Materiales	O	EE	V	4	3	2	0	5	ECM-III5
EEM-V1	Métodos Numéricos	E	EE	V	3	2	2	0	4	ECM-IV1
EEM-V2	Electricidad Industrial	E	EE							ECM-IV2
EEM-V3	Redes de Computadoras	E	EE							---
Sub Total Créditos					22					
ECM-VI1	Mecánica de Fluidos	O	EE	VI	4	2	2	2	6	ECM-IV5, ECM-V1
ECM-VI2	Máquinas Eléctricas	O	EE	VI	4	2	2	2	6	ECM-V2
ECM-VI3	Microprocesadores y Sistemas Embebidos	O	EE	VI	4	2	2	2	6	ECM-V3
ECM-VI4	Instrumentación Industrial	O	EE	VI	3	2	1	1	4	ECM-V3
ECM-VI5	Procesos de Manufactura y CAD CAM	O	EE	VI	4	2	2	2	6	ECM-IV4, ECM-V5
EEM-VI1	Conceptos y Practicas de Marketing	E	EE	VI	3	2	2	0	4	---
EEM-VI2	Técnicas de Negociación Empresarial	E	EE							---
EEM-VI3	Sistemas Integrados de Gestión	E	EE							-
Sub Total Créditos					22					
ECM-VII1	Transferencia de Calor y Refrigeración	O	EE	VII	4	2	2	2	6	ECM-IV1, ECM-VI1
ECM-VII2	Electrónica de Potencia	O	EE	VII	4	2	2	2	6	ECM-VI2

ECM-VII3	Control I	O	EE	VII	4	2	2	2	6	ECM-IV5, ECM-VI2
ECM-VII4	Diseño de Elementos de Máquinas	O	EE	VII	4	2	2	2	6	ECM-V4, ECM-V5
ECM-VII5	Procesamiento Digital de Señales e Imágenes	O	ES	VII	3	1	2	2	5	ECM-IV1, ECM-VI3
EEM-VII1	Turbomáquinas	E	EE	VII	3	2	2	0	4	ECM-VI1
EEM-VII2	Tecnología de Energías Sustentables	E	EE			1	2	2	5	---
EEM-VII3	Sensores y Actuadores	E	EE			1	2	2	5	ECM-IV2
Sub Total Créditos					22					
ECM-VIII1	Diseño y Análisis de Sistemas Energéticos	O	ES	VIII	4	2	2	2	6	ECM-VI4, ECM-VII1
ECM-VIII2	Robótica I	O	ES	VIII	4	2	2	2	6	ECM-V4, ECM-VII3
ECM-VIII3	Control II	O	EE	VIII	4	2	2	2	6	ECM-VII3, ECM-VII5
ECM-VIII4	Sistemas Oleohidráulicos y Neumáticos	O	EE	VIII	4	2	2	2	6	ECM-VI1, ECM-VII3
ECM-VIII5	Procesos y Mejora Continua	O	ES	VIII	3	2	2	0	4	ECM-01 + 150 CREDITOS
EEM-VIII1	Gestión Logística y de Operaciones	E	EE	VIII	3	2	2	0	4	150 créditos
EEM-VIII2	Telecomunicaciones	E	EE							---
EEM-VIII3	Ingeniería Económica	E	EE							---
Sub Total Créditos					22					
ECM-IX1	Diseño Mecatrónico	O	EE	IX	4	2	2	2	6	ECM-VII4, ECM-VIII2, ECM-VIII3
ECM-IX2	Autotróica	O	ES	IX	3	2	2	0	4	ECM-VII2, ECM-VII3
ECM-IX3	PLC y Redes Industriales	O	ES	IX	3	2	2	0	4	ECM-VI4, ECM-VII2, ECM-VIII3
ECM-IX4	Trabajo de Tesis I	O	EE	IX	3	2	2	0	4	ECM-VIII1, ECM-VIII2, ECM-VIII3 y ECM-VIII4
ECM-IX5	Prácticas Pre-Profesionales I	O	EE	IX	7	0	14	0	14	Tener aprobado 130 créditos.
EEM-IX1	Software para la Automatización	E	ES	IX	2	1	1	1	3	ECM-VI4
EEM-IX2	Inteligencia Artificial	E	ES							ECM-VII3
EEM-IX3	Robótica II	E	ES							ECM-VIII2
Sub Total Créditos					22					

ECM-X1	Trabajo de Tesis II	O	EE	X	3	1	0	4	5	ECM-IX1 Y ECM-IX4
ECM-X2	Gestión de Mantenimiento Mecatrónico	O	ES	X	3	2	2	0	4	ECM-VIII5, ECM-IX3
ECM-X3	Gestión Administración de Empresas	O	EE	X	3	2	2	0	4	Tener aprobado 170 créditos.
ECM-X4	Gestión de Proyectos	O	EE	X	3	2	2	0	4	ECM-VIII5
ECM-X5	Prácticas Pre-Profesionales II	O	EE	X	8	0	16	0	16	ECM-IX5
EEM-X1	Domótica	E	ES	X	2	1	1	1	3	DOMÓTICA
EEM-X2	Autotrónica Avanzada	E	ES							ECM-IX2
EEM-X3	Biomecatrónica	E	ES							ECM-VIII2
Sub Total Créditos					22					
TOTAL, CRÉDITOS					220					

ANEXO B: COMPETENCIAS DE INGENIERIA MECATRONICA

COMPETENCIAS ESPECIFICAS	
UC1. Comprende y aplica conocimientos de matemáticas, ciencias e ingeniería considerando su fundamento teórico en la solución de problemas de ingeniería mecatrónica.	
CT 1.1	Comprende los conocimientos de matemáticas, ciencias e ingeniería necesarios para la solución de problemas de ingeniería mecatrónica.
CT 1.2	Aplica los conocimientos de matemáticas, ciencias e ingeniería necesarios para la solución de problemas de ingeniería mecatrónica.
UC2. Estudia problemas de ingeniería usando conocimientos basados en la investigación y métodos de investigación incluyendo el diseño y la conducción de experimentos, el análisis y la interpretación de información, y la síntesis de información para producir conclusiones válidas.	
CT 2.1	Diseña y conduce experimentos siguiendo los lineamientos del método científico
CT 2.2	Analiza e interpreta información utilizando metodologías apropiadas.
CT 2.3	Sintetiza información para producir conclusiones válidas.
UC3. Diseña sistemas, componentes o procesos mecatrónicos utilizando los métodos correspondientes para satisfacer necesidades dentro de restricciones realistas en los aspectos social, económico y ambiental.	
CT 3.1	Formula enunciados de necesidades claras e inequívocas en un proyecto de diseño.
CT 3.2	Identifica restricciones realistas en el problema de diseño y establece criterios de aceptabilidad y conveniencia de soluciones.

CT 3.3	Desarrolla el problema de diseño con la solución más factible dentro del ámbito social, económico y ambiental
UC4. Practica el trabajo individual y grupal, demostrando un desenvolvimiento eficaz tanto como individuo, como miembro o líder de equipos para alcanzar sus objetivos.	
CT 4.1	Practica el trabajo individual y grupal, demostrando un desenvolvimiento eficaz tanto como individuo, como miembro o líder de equipos para alcanzar sus objetivos.
UC5. Identifica, formula, busca información y analiza problemas de ingeniería mecatrónica para llegar a conclusiones fundamentadas usando principios básicos de matemáticas, ciencias naturales y ciencias de la ingeniería.	
CT 5.1	Identifica y formula problemas relacionados con la ingeniería mecatrónica.
CT 5.2	Busca información y analiza problemas de ingeniería mecatrónica, usando principios básicos de matemáticas y ciencias de la ingeniería para llegar a conclusiones fundamentadas.
CT 5.3	Evalúa si la solución del problema es apropiada y dentro de las limitaciones razonables.
UC6. Aplica principios éticos comprometiéndose con la ética profesional, responsabilidades y normas de la práctica de la ingeniería para comportarse profesionalmente como parte de la sociedad.	
CT 6.1	Aplica principios éticos comprometiéndose con la ética profesional, responsabilidades y normas de la práctica de la ingeniería para comportarse profesionalmente como parte de la sociedad.
UC7. Practica la comunicación eficaz mediante la comprensión y redacción de informes, y exposiciones claras para interactuar en su entorno laboral.	
CT 7.1	Comprende y redacta informes usando un lenguaje claro y apropiado mediante uso de tablas y gráficos.

CT 7.2	Realiza exposiciones claras mostrando dominio del tema y un adecuado uso de lenguaje corporal.
UC8. Comprende y evalúa el impacto de las soluciones a problemas de ingeniería mecatrónica considerando su contexto global, económico, ambiental y social para contribuir a la sostenibilidad de la sociedad.	
CT 8.1	Comprende y evalúa el impacto de las soluciones a problemas de ingeniería mecatrónica considerando su contexto global, económico, ambiental y social para contribuir a la sostenibilidad de la sociedad.
UC9. Practica el aprendizaje permanente abordándolo en el más amplio contexto de los cambios tecnológicos para mantenerse actualizado.	
CT 9.1	Practica el aprendizaje permanente abordándolo en el más amplio contexto de los cambios tecnológicos para mantenerse actualizado.
UC10. Aplica el razonamiento informado mediante el conocimiento contextual para evaluar cuestiones sociales, de salud, de seguridad, legales y culturales y las consecuentes responsabilidades relevantes para la práctica profesional de la ingeniería	
CT 10.1	Aplica el razonamiento informado mediante el conocimiento contextual para evaluar cuestiones sociales, de salud, de seguridad, legales y culturales y las consecuentes responsabilidades relevantes para la práctica profesional de la ingeniería
UC11. Crea, selecciona y utiliza técnicas, recursos y herramientas modernas de la ingeniería, incluyendo la predicción y el modelamiento, con la comprensión de sus limitaciones para aplicarlas en la solución de problemas.	
CT 11.1	Selecciona y utiliza técnicas, recursos y herramientas modernas de la ingeniería para aplicarlas en la solución de problemas.
CT 11.2	Crea recursos y herramientas modernas de la ingeniería, incluyendo la predicción y el modelamiento, con la comprensión de sus limitaciones para aplicarlas en la solución de problemas.
UC12. Utiliza las metodologías de gestión de proyectos y toma decisiones usando herramientas de gestión para aplicar de manera eficiente en su actividad laboral.	

CT 12.1	Utiliza las metodologías de gestión de proyectos y toma decisiones usando herramientas de gestión para aplicar de manera eficiente en su actividad laboral.
----------------	---

ANEXO C: CARACTERIZACION DEL PLAN DE ESTUDIOS POR AREAS Y LINEAS DE INVESTIGACION

ANEXO C.1: INSTRUMENTO APLICADO

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente:			
Especialidad:			
Facultad a la que pertenece:			
Escala			
Ningun aporte o aplicación	Aplicación o aportes basicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes
0	1	2	3

Cod		Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al area de investigacion de:						
				Ingenieria Mecanica	Ingenieria Electronica	Ingenieria de Control	Infromatica	Sistemas de automatizacion y Robotica	Sistemas e Informaticos	Sistemas energeticos y Mecanicos				

Cod		Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al area de investigacion de:						
				Ingenieria Mecanica	Ingenieria Electronica	Ingenieria de Control	Infromatica	Sistemas de automatizacion y Robotica	Sistemas e Informaticos	Sistemas energeticos y Mecanicos				

FIRMA

ANEXO C.2: APLICACIÓN DEL INSTRUMENTO

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Victor Hugo Peláez Chávez
 Especialidad: Ingeniero Mecánico
 Facultad a la que pertenece: Ingeniería

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Mecánica de Materiales		3	2	0	0	3	1	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Procesos de Manufactura		3	2	2	1	3	2	3


 FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Jairo Rodriguez Ochoa
 Especialidad: Jug. Mecatrónica
 Facultad a la que pertenece: Ingeniería

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Introducción a la ingeniería Mecatrónica		1	1	1	1	1	1	1

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Electricidad y Electromagnetismo		0	2	0	0	0	1	0


 FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Luis Gonzalo
 Especialidad: Ing. Mecatrónica
 Facultad a la que pertenece: Ingeniería

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Sistemas de Manufactura CAO-CAM		2	2	2	1	2	2	2

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Sistemas oleohidráulicos y neumáticos		3	2	2	1	2	1	3


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Ing. Omar Solano Rodriguez
 Especialidad: Ing. Electrónica
 Facultad a la que pertenece: Facultad de Ing. Mecatrónica

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Mantenimiento de Sistemas Mecánicos		2	2	2	1	3	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Domótico.		1	3	3	2	3	3	2


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Asmed Alva Alcutan

Especialidad: _____

Facultad a la que pertenece: _____

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	IX	Control Avanzado				3	2	3	2	

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	IX	Robótica.		2	2	2	2	3	1	1


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Jimmy Silva Otaz

Especialidad: _____

Facultad a la que pertenece: _____

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Sensores y Actuadores		1	3	3	1	3	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Electricidad industrial y controladores lógicos programables		1	1	2	1	3	2	3


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Ing. Omar Solano Rodriguez
 Especialidad: Ing. Electrónica
 Facultad a la que pertenece: Facultad de Ing. Mecatrónica

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Electrónico analógico		2	3	3	1	3	3	2

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Programación 1		1	2	2	3	3	3	2



FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Jimmy Silveira Otaño
 Especialidad: _____
 Facultad a la que pertenece: _____

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Maquinas eléctricas		2	0	2	0	3	1	2

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Software para la automatización		0	2	2	2	2	2	2



FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Ing Emerson Maximo Rto Rodriguez
 Especialidad: Ingeniero Mecatrónico
 Facultad a la que pertenece: INGENIERIA

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Procesamiento de Señales digitales		0	3	2	2	2	3	1

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Procesamiento de Imágenes digitales.		0	1	1	3	2	3	0



FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Josmel Alba Alcántara
 Especialidad: _____
 Facultad a la que pertenece: _____

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	VI	Control 1				3		3	1	

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	VIII	Control 2.			3	2	3	2		



FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Juan Carlos Benque Seminario
 Especialidad: Ingeniero Mecánico
 Facultad a la que pertenece: Ingeniería

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	VII	Transferencia de calor y refrigeración		3	0	1	1	0	0	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos

Benque
 FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Formell Henry Alva Alcántara
 Especialidad: _____
 Facultad a la que pertenece: _____

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	X	Biomecánica		2	2	2	2	3	1	

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	X	Robótica Industrial			1	2	3	3	2	

Formell
 FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Juan Carlos Bengoa Seminario
 Especialidad: Ingeniero Mecánico
 Facultad a la que pertenece: Ingeniería

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	V	Termodinámicos.		3	0	0	1	0	0	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	VI	Mecánica de fluidos		3	0	1	1	0	0	3


 FIRMA

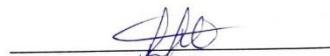
MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Jairo Rodriguez Ochoa
 Especialidad: Ing. Mecatrónica
 Facultad a la que pertenece: Ingeniería

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Teoría de Mquinas y Mecanismos.		3	0	0	1	3	1	1

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Autotrónica.		2	2	2	2	1	2	0


 FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Ing. Emerson Maximo Asto Rodriguez

Especialidad: Ingeniero Mecatronico

Facultad a la que pertenece: INGENIERIA

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Programacion 2		0	1	1	3	2	3	1

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Programación Avanzada		0	2	2	3	2	3	1


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: LEIVA CALVANDON OMAR JOSE

Especialidad: _____

Facultad a la que pertenece: INGENIERIA

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	II	Electrónica digital I			1				2	

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	III	Computación Básica.	3				1		1	


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Ing. Javier Cruzado Vargas
 Especialidad: Ingeniero Mecatrónico
 Facultad a la que pertenece: Ingeniería

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Geometría descriptiva		3	2	0	0	1	1	2

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Dibujo Mecánico		3	3	0	0	2	2	3


 FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Edward Javier León Loscano
 Especialidad: Ingeniero Mecánico
 Facultad a la que pertenece: INGENIERIA

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Elementos de Maquinas		3				2		1

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos


 FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Ing. Omar Solano Rodriguez
 Especialidad: Ing. Electronica
 Facultad a la que pertenece: Facultad de Ing. Mecatronica

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Microprocesadores y sistemas digitales		1	3	3	2	3	3	2

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Electrónica digital 2.		1	3	3	2	3	3	2


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Elder Mendoza Ordoñez
 Especialidad: Ingeniero Mecánico
 Facultad a la que pertenece: Ingeniería

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de Investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	IX	Trabajo de Tesis I		3	3	3	3	3	3	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	X	Trabajo de Tesis II		3	3	3	3	3	3	3


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Jimmy Silveira Otazo

Especialidad: _____

Facultad a la que pertenece: _____

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Automatización y Redes industriales		0	2	3	1	2	2	2

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Electrónica de Potencia		0	2	3	0	2	0	3


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Luis Gonzalez

Especialidad: Ing. Mecatronica

Facultad a la que pertenece: Ingeniería

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Tópicos selectos de ingeniería Meatronica		1	2	2	3	2	2	2

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Sistemas oleohidráulicos y Neumáticos 2		3	2	2	1	2	1	3


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: LEIVA CALVAHAYAN OMAR JOSE

Especialidad: _____

Facultad a la que pertenece: INGENIERIA

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	V	Electrónico digital I			1				2	

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
	III	Computación Básica.	3				1		1	


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Edward Javier León Lescano

Especialidad: Ingeniero Mecánico

Facultad a la que pertenece: INGENIERIA

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Estático		3				2		2

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Resistencia Materiales		3				2		2


FIRMA

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: Jairo Rodriguez Ochoa
 Especialidad: Ing. Mecatrónica
 Facultad a la que pertenece: Ingeniería

Escala			
Ningún aporte o aplicación	Aplicación o aportes básicos	Aplicación o aportes medios	Aplicación o aportes extensivos
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Circuitos Elécticos		0	3	0	0	0	2	0

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:				Aporte al área de investigación de:		
				Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y Robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y Mecánicos
		Dinámico.		3	0	0	0	2	0	2



FIRMA

ANEXO C.3: RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DEL INSTRUMENTO

Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Eje de conocimiento				Área de Investigación		
			Ingeniería Mecánica	Ingeniería Electrónica	Ingeniería de Control	Ingeniería Informática	Sistemas de automatización y robótica	Sistemas Electrónicos e Informáticos	Sistemas energéticos y mecánicos
I	MATEMATICA I	4	1	1	1	1	1	1	1
I	GEOMETRIA ANALITICA Y ALGEBRA LINEAL	4	1	1	1	1	1	1	1
I	QUIMICA GENERAL	4	1	1	1	1	1	1	1
I	PROGRAMACION I	3	1	2	2	3	3	3	2
I	INTRODUCCION A LA INGENIERIA MECATRÓNICA	4	1	1	1	1	1	1	1
II	MATEMATICA II	4	1	1	1	1	1	1	1
II	FISICA I	4	1	1	1	1	1	1	1
II	ESTADISTICA Y PROBABILIDAD	4	1	1	1	1	1	1	1
II	PROGRAMACION II	3	0	1	1	3	2	3	1
II	GEOMETRIA DESCRIPTIVA	4	3	2	0	0	1	1	2
III	MATEMATICA III	4	1	1	1	1	1	1	1
III	FISICA II	4	1	1	1	1	1	1	1
III	ESTATICA	4	3	0	0	0	2	0	2
III	ELECTRICIDAD Y ELECTROMAGNETISMO	3	0	2	0	0	0	1	0
III	CIRCUITOS ELECTRICOS	4	0	3	0	0	0	2	0
IV	MATEMATICA IV	4	2	2	2	2	2	2	2
IV	MECANICA DE MATERIALES	3	3	2	0	0	3	1	3
IV	DINAMICA	4	3	0	0	0	2	0	2
IV	ELECTRONICA ANALOGICA	4	2	3	3	1	3	3	2
IV	DIBUJO MECANICO	4	3	3	0	0	2	2	3
V	MATEMATICA V	4	2	2	2	2	2	2	
V	RESISTENCIA DE MATERIALES	4	3	0	0	0	2	0	2
V	PROCESOS DE MANUFACTURA	4	3	2	2	1	3	2	3
V	TERMODINAMICA	4	3	0	0	1	0	0	3
V	ELECTRONICA DIGITAL I	3	0	1	0	0	0	2	0

VI	SISTEMAS DE MANUFACTURA CAD - CAM	3	2	2	2	1	2	2	2
VI	TEORIA DE LAS MAQUINAS Y MECANISMOS	4	3	0	0	1	3	1	1
VI	SENSORES Y ACTUADORES	4	1	3	3	1	3	2	3
VI	MECANICA DE FLUIDOS	4	3	0	1	1	0	0	3
VI	ELECTRONICA DIGITAL II	4	1	3	3	2	3	3	2
VII	ELEMENTOS DE MAQUINAS	4	3	0	0	0	2	0	1
VII	CONTROL I	4	0	0	3	0	3	1	0
VII	MAQUINAS ELECTRICAS	4	2	0	2	0	3	1	2
VII	TRANSFERENCIA DE CALOR Y REFRIGERACION	4	3	0	1	1	0	0	3
VII	MICROPROCESADORES Y SISTEMAS DIGITALES	3	1	3	3	2	3	3	2
VIII	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS I	4	3	3	3	3	3	3	3
VIII	CONTROL II	4	0	0	3	2	3	2	0
VIII	ELECTRONICA DE POTENCIA	3	0	2	3	0	2	0	3
VIII	SISTEMAS OLEOHIDRAULICOS Y NEUMATICOS I	4	3	2	2	1	2	1	3
VIII	PROCESAMIENTO DE SEÑALES DIGITALES	4	0	3	2	2	2	3	1
IX	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS II	4	3	3	3	3	3	3	3
IX	CONTROL AVANZADO	4	0	0	3	2	3	2	0
IX	ROBOTICA	4	2	2	2	2	3	1	1
IX	TRABAJO DE TESIS I	3	3	3	3	3	3	3	3
IX	PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES	4	0	1	1	3	2	3	0
X	MANTENIMIENTO DE SISTEMAS MECATRONICOS	4	2	2	2	1	3	2	3
X	AUTOMATIZACION Y REDES INDUSTRIALES	3	0	2	3	1	2	2	2
X	GESTION DE CALIDAD Y PROYECTOS	4	3	3	3	3	3	3	3
X	TRABAJO DE TESIS II	4	3	3	3	3	3	3	3
X	GESTION Y ADMINISTRACION DE EMPRESAS	4	2	2	2	2	2	2	2

	EC's generales: Se les considera igual aporte a todas las áreas.
	EC's de ingeniería y específicas: Ponderados por los docentes especialistas
	EC's integradoras: Aportan a todas las áreas.

ANEXO D: CARACTERIZACION DEL PLAN DE ESTUDIOS POR COMPETENCIAS (RESULTADOS DEL ESTUDIANTE)

0 = Conoce

1 = Comprende

2 = Aplica en nivel intermedio

3 = Logra el resultado del estudiante

Ciclo	Experiencia curricular	Conocimientos de	Experimentación	Diseño y desarrollo de	Trabajo en equipo	Análisis de problemas	Ética	Comunicación eficaz	Medio ambiente y	Aprendizaje	El ingeniero y la	Uso de herramientas	Gestión de proyectos
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
I	MATEMATICA I	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	GEOMETRIA ANALITICA Y ALGEBRA LINEAL	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	QUIMICA GENERAL	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	PROGRAMACION I	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
I	INTRODUCCION A LA INGENIERÍA MECATRÓNICA	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0
II	MATEMATICA II	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
II	FISICA I	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
II	ESTADISTICA Y PROBABILIDAD	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
II	PROGRAMACION II	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
II	GEOMETRIA DESCRIPTIVA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
III	MATEMATICA III	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
III	FISICA II	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
III	ESTATICA	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0
III	ELECTRICIDAD Y ELECTROMAGNETISMO	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
III	CIRCUITOS ELECTRICOS	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0
IV	MATEMATICA IV	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
IV	MECANICA DE MATERIALES	1	1	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0
IV	DINAMICA	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
IV	ELECTRONICA ANALOGICA	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0
IV	DIBUJO MECANICO	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0
V	MATEMATICA V	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
V	RESISTENCIA DE MATERIALES	2	1	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0
V	PROCESOS DE MANUFACTURA	2	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
V	TERMODINAMICA	2	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
V	ELECTRONICA DIGITAL I	2	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0

VI	SISTEMAS DE MANUFACTURA CAD - CAM	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0
VI	TEORIA DE LAS MAQUINAS Y MECANISMOS	2	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
VI	SENSORES Y ACTUADORES	2	1	1	1	0	1	1	0	1	0	1	0
VI	MECANICA DE FLUIDOS	2	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1
VI	ELECTRONICA DIGITAL II	2	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0
VII	ELEMENTOS DE MAQUINAS	2	0	2	0	2	1	0	0	0	0	0	0
VII	CONTROL I	2	1	2	2	2	0	1	0	1	0	2	1
VII	MAQUINAS ELECTRICAS	2	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0
VII	TRANSFERENCIA DE CALOR Y REFRIGERACION	2	1	2	0	2	0	0	0	0	0	1	0
VII	MICROPROCESADORES Y SISTEMAS DIGITALES	2	0	2	2	0	0	1	1	2	1	2	1
VIII	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS I	2	3	2	3	2	2	2	2	2	2	3	2
VIII	CONTROL II	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
VIII	ELECTRONICA DE POTENCIA	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
VIII	SISTEMAS OLEOHIDRAULICOS Y NEUMATICOS I	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
VIII	PROCESAMIENTO DE SEÑALES DIGITALES	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
IX	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS II	3	3	3	3	3	2	3	2	3	3	3	2
IX	CONTROL AVANZADO	2	3	2	2	2	2	2	2	3	2	3	2
IX	ROBOTICA	3	3	2	2	2	2	2	2	3	3	3	2
IX	TRABAJO DE TESIS I	2	2	3	2	2	3	3	2	3	3	2	2
IX	PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
X	MANTENIMIENTO DE SISTEMAS MECATRONICOS	2	2	2	3	2	3	3	3	2	2	2	2
X	AUTOMATIZACION Y REDES INDUSTRIALES	2	2	3	2	2	2	2	2	3	2	3	2
X	GESTION DE CALIDAD Y PROYECTOS	1	2	3	3	3	3	3	3	2	3	2	3
X	TRABAJO DE TESIS II	3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3
X	GESTION Y ADMINISTRACION DE EMPRESAS	1	1	2	3	2	3	3	2	2	3	2	3

ANEXO E: TABLA DE CARACTERIZACION DEL PLAN DE ESTUDIOS SEGÚN EL PERFIL DE EGRESO

Ciclo	Experiencia curricular	Cred.	Áreas de Conocimiento				Ejes de investigación			Resultados del estudiante											
			MECANICA	ELECTRONICA	CONTROL	INFORMATICA	AUT. Y ROB	ELEC. E INF	ENERGY MEC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
I	MATEMATICA I	4	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	GEOMETRIA ANALITICA Y ALGEBRA LINEAL	4	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	QUIMICA GENERAL	4	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	PROGRAMACION I	3	1	2	2	3	3	3	2	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
I	INTRODUCCION A LA INGENIERIA MECATRÓNICA	4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0
II	MATEMATICA II	4	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
II	FISICA I	4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
II	ESTADISTICA Y PROBABILIDAD	4	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
II	PROGRAMACION II	3	0	1	1	3	2	3	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
II	GEOMETRIA DESCRIPTIVA	4	3	2	0	0	1	1	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
III	MATEMATICA III	4	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
III	FISICA II	4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
III	ESTATICA	4	3	0	0	0	2	0	2	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0
III	ELECTRICIDAD Y ELECTROMAGNETISMO	3	0	2	0	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
III	CIRCUITOS ELECTRICOS	4	0	3	0	0	0	2	0	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0
IV	MATEMATICA IV	4	2	2	2	2	2	2	2	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
IV	MECANICA DE MATERIALES	3	3	2	0	0	3	1	3	1	1	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0
IV	DINAMICA	4	3	0	0	0	2	0	2	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
IV	ELECTRONICA ANALOGICA	4	2	3	3	1	3	3	2	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0
IV	DIBUJO MECANICO	4	3	3	0	0	2	2	3	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0
V	MATEMATICA V	4	2	2	2	2	2	2		1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
V	RESISTENCIA DE MATERIALES	4	3	0	0	0	2	0	2	2	1	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0
V	PROCESOS DE MANUFACTURA	4	3	2	2	1	3	2	3	2	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
V	TERMODINAMICA	4	3	0	0	1	0	0	3	2	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
V	ELECTRONICA DIGITAL I	3	0	1	0	0	0	2	0	2	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0

VI	SISTEMAS DE MANUFACTURA CAD - CAM	3	2	2	2	1	2	2	2	2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
VI	TEORIA DE LAS MAQUINAS Y MECANISMOS	4	3	0	0	1	3	1	1	2	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
VI	SENSORES Y ACTUADORES	4	1	3	3	1	3	2	3	2	1	1	1	0	1	1	0	1	0	1
VI	MECANICA DE FLUIDOS	4	3	0	1	1	0	0	3	2	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1
VI	ELECTRONICA DIGITAL II	4	1	3	3	2	3	3	2	2	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1
VII	ELEMENTOS DE MAQUINAS	4	3	0	0	0	2	0	1	2	0	2	0	2	1	0	0	0	0	0
VII	CONTROL I	4	0	0	3	0	3	1	0	2	1	2	2	2	0	1	0	1	0	2
VII	MAQUINAS ELECTRICAS	4	2	0	2	0	3	1	2	2	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1
VII	TRANSFERENCIA DE CALOR Y REFRIGERACION	4	3	0	1	1	0	0	3	2	1	2	0	2	0	0	0	0	0	1
VII	MICROPROCESADORES Y SISTEMAS DIGITALES	3	1	3	3	2	3	3	2	2	0	2	2	0	0	1	1	2	1	2
VIII	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS I	4	3	3	3	3	3	3	3	2	3	2	3	2	2	2	2	2	2	3
VIII	CONTROL II	4	0	0	3	2	3	2	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
VIII	ELECTRONICA DE POTENCIA	3	0	2	3	0	2	0	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
VIII	SISTEMAS OLEOHIDRAULICOS Y NEUMATICOS I	4	3	2	2	1	2	1	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
VIII	PROCESAMIENTO DE SEÑALES DIGITALES	4	0	3	2	2	2	3	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
IX	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS II	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	2	3	3	3
IX	CONTROL AVANZADO	4	0	0	3	2	3	2	0	2	3	2	2	2	2	2	2	3	2	3
IX	ROBOTICA	4	2	2	2	2	3	1	1	3	3	2	2	2	2	2	2	3	3	3
IX	TRABAJO DE TESIS I	3	3	3	3	3	3	3	3	2	2	3	2	2	3	3	2	3	3	2
IX	PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES	4	0	1	1	3	2	3	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
X	MANTENIMIENTO DE SISTEMAS MECATRONICOS	4	2	2	2	1	3	2	3	2	2	2	3	2	3	3	3	2	2	2
X	AUTOMATIZACION Y REDES INDUSTRIALES	3	0	2	3	1	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	3	2	3
X	GESTION DE CALIDAD Y PROYECTOS	4	3	3	3	3	3	3	3	1	2	3	3	3	3	3	3	2	3	2
X	TRABAJO DE TESIS II	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3
X	GESTION Y ADMINISTRACION DE EMPRESAS	4	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2	3	2	3	3	2	2	3	2

ANEXO F: AUTORIZACION PARA EL USO DE LOS HISTORIALES DE CALIFICACIONES



UNIVERSIDAD NACIONAL DE TRUJILLO
Facultad de Ingeniería
Escuela Académico Profesional de Ingeniería Mecatrónica

Jueves, 17 de diciembre del 2019

CARTA DE AUTORIZACION

Por la presente, Yo **Edward Javier, León Lescano**, director de escuela del programa de **Ingeniería Mecatrónica**, identificado con **DNI: 18857844**, autorizo el uso de los historiales académicos de los egresados de Ingeniería Mecatrónica, para el desarrollo de la tesis: **"Framework para la obtención del perfil de egreso a partir del historial de calificaciones de estudiantes universitarios mediante minería de datos"**. Los cuales deben ser usados de forma **completamente anónima**, sin comprometer bajo ningún modo la identidad individual de los involucrados.

Autorizado:

Nombres y Apellidos: Emerson Maximo Asto Rodriguez

Relación con el programa de Ingeniería Mecatrónica: Docente

DNI: 70288113

Celular: 926569656



Mg. Ing. Edward Javier, León Lescano

DNI:18857844

Ing. Emerson Maximo, Asto Rodríguez

DNI: 70288113

Av. Juan Pablo II s/n - Apartado 315 Telefax: (044) - 241359
(Ciudad Universitaria)

www.unitru.edu.pe
escingmecatronica_unt@hotmail.com

ANEXO G: DATASETS USADOS EN LA ETAPA DE MINERIA DE DATOS

ANEXO G.1. DATASET DE VALORES REALES

ID	MECANICA	ELECTRONICA	CONTROL	INFORMATICA	AUT. Y ROB	ELEC. E INF	ENERG Y MEC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
1	0.623	0.645	0.645	0.644	0.633	0.642	0.632	0.634	0.651	0.646	0.660	0.642	0.670	0.663	0.663	0.652	0.657	0.642	0.664
2	0.691	0.694	0.692	0.707	0.685	0.697	0.689	0.688	0.706	0.690	0.705	0.698	0.718	0.705	0.721	0.705	0.718	0.698	0.718
3	0.632	0.649	0.643	0.646	0.644	0.655	0.634	0.635	0.635	0.651	0.650	0.640	0.640	0.651	0.647	0.655	0.644	0.644	0.646
4	0.630	0.657	0.663	0.660	0.650	0.655	0.636	0.651	0.662	0.665	0.674	0.664	0.678	0.673	0.680	0.678	0.683	0.665	0.681
5	0.620	0.614	0.616	0.622	0.607	0.610	0.619	0.615	0.618	0.617	0.616	0.613	0.619	0.622	0.620	0.622	0.628	0.617	0.621
6	0.716	0.720	0.726	0.739	0.722	0.723	0.713	0.732	0.769	0.766	0.772	0.756	0.792	0.772	0.798	0.775	0.794	0.760	0.795
7	0.605	0.617	0.606	0.612	0.608	0.615	0.602	0.613	0.629	0.625	0.632	0.622	0.633	0.634	0.637	0.636	0.635	0.629	0.631
8	0.638	0.656	0.651	0.660	0.643	0.653	0.645	0.644	0.672	0.666	0.684	0.657	0.701	0.688	0.702	0.686	0.695	0.669	0.697
9	0.623	0.632	0.632	0.635	0.633	0.635	0.623	0.637	0.641	0.644	0.644	0.641	0.650	0.648	0.656	0.655	0.656	0.648	0.649
10	0.649	0.686	0.668	0.663	0.659	0.673	0.661	0.660	0.683	0.678	0.694	0.663	0.698	0.694	0.701	0.695	0.691	0.680	0.698
11	0.640	0.665	0.656	0.676	0.651	0.668	0.635	0.649	0.654	0.654	0.656	0.657	0.671	0.662	0.675	0.671	0.668	0.655	0.669
12	0.819	0.830	0.839	0.850	0.835	0.837	0.819	0.847	0.853	0.845	0.854	0.841	0.851	0.841	0.856	0.848	0.860	0.852	0.852
13	0.634	0.645	0.654	0.657	0.655	0.651	0.643	0.663	0.682	0.688	0.685	0.680	0.700	0.683	0.705	0.697	0.699	0.688	0.697
14	0.636	0.669	0.675	0.679	0.663	0.676	0.645	0.669	0.693	0.693	0.707	0.687	0.711	0.701	0.711	0.711	0.711	0.695	0.720
15	0.615	0.639	0.636	0.653	0.629	0.645	0.626	0.629	0.639	0.642	0.643	0.637	0.654	0.646	0.660	0.651	0.653	0.644	0.657
16	0.639	0.663	0.663	0.659	0.655	0.657	0.653	0.651	0.671	0.675	0.693	0.672	0.686	0.685	0.699	0.686	0.698	0.681	0.694
17	0.597	0.619	0.617	0.624	0.607	0.618	0.606	0.613	0.633	0.630	0.641	0.628	0.645	0.638	0.653	0.641	0.648	0.632	0.650
18	0.620	0.607	0.597	0.603	0.609	0.602	0.612	0.603	0.603	0.611	0.605	0.609	0.611	0.613	0.609	0.608	0.606	0.601	0.598
19	0.622	0.640	0.661	0.662	0.646	0.651	0.625	0.645	0.660	0.656	0.668	0.648	0.661	0.663	0.667	0.677	0.668	0.667	0.665
20	0.639	0.640	0.631	0.633	0.629	0.631	0.638	0.628	0.635	0.648	0.655	0.641	0.655	0.652	0.650	0.648	0.658	0.642	0.651
21	0.590	0.607	0.609	0.608	0.605	0.608	0.596	0.611	0.620	0.617	0.630	0.611	0.622	0.624	0.628	0.634	0.627	0.621	0.622
22	0.617	0.632	0.629	0.639	0.624	0.633	0.627	0.633	0.648	0.636	0.650	0.634	0.645	0.647	0.651	0.652	0.650	0.645	0.647
23	0.615	0.617	0.619	0.623	0.615	0.621	0.615	0.621	0.624	0.626	0.631	0.629	0.636	0.634	0.631	0.628	0.640	0.625	0.636
24	0.623	0.650	0.641	0.631	0.637	0.644	0.634	0.638	0.655	0.650	0.665	0.656	0.669	0.663	0.662	0.658	0.663	0.649	0.657
25	0.605	0.618	0.605	0.612	0.604	0.612	0.608	0.606	0.619	0.620	0.626	0.617	0.629	0.626	0.633	0.622	0.632	0.611	0.630
26	0.599	0.614	0.621	0.619	0.610	0.613	0.610	0.601	0.610	0.617	0.624	0.614	0.622	0.619	0.629	0.624	0.620	0.618	0.628
27	0.682	0.703	0.703	0.699	0.692	0.701	0.701	0.688	0.701	0.710	0.722	0.701	0.725	0.722	0.729	0.730	0.721	0.712	0.725
28	0.677	0.692	0.703	0.701	0.691	0.701	0.691	0.692	0.707	0.723	0.724	0.716	0.726	0.719	0.730	0.730	0.728	0.722	0.734
29	0.669	0.702	0.705	0.706	0.696	0.709	0.680	0.687	0.690	0.700	0.705	0.700	0.698	0.705	0.702	0.713	0.698	0.701	0.707
30	0.720	0.750	0.753	0.766	0.733	0.755	0.728	0.736	0.748	0.759	0.767	0.760	0.775	0.768	0.778	0.776	0.768	0.759	0.782
31	0.725	0.730	0.715	0.714	0.719	0.726	0.719	0.717	0.711	0.725	0.708	0.725	0.706	0.720	0.708	0.714	0.709	0.710	0.712
32	0.688	0.702	0.699	0.706	0.690	0.702	0.698	0.694	0.697	0.716	0.720	0.706	0.721	0.719	0.715	0.721	0.718	0.714	0.720
33	0.684	0.709	0.706	0.700	0.699	0.703	0.697	0.695	0.707	0.723	0.730	0.715	0.731	0.729	0.731	0.735	0.730	0.721	0.739
34	0.706	0.745	0.746	0.746	0.732	0.749	0.724	0.724	0.734	0.756	0.760	0.748	0.777	0.761	0.767	0.772	0.762	0.752	0.770
35	0.625	0.627	0.634	0.639	0.628	0.634	0.624	0.623	0.635	0.643	0.634	0.639	0.642	0.640	0.641	0.648	0.647	0.639	0.646

36	0.624	0.638	0.635	0.650	0.628	0.642	0.627	0.614	0.618	0.619	0.626	0.620	0.628	0.629	0.628	0.631	0.625	0.621	0.633
37	0.613	0.630	0.640	0.646	0.631	0.640	0.623	0.621	0.642	0.644	0.657	0.640	0.665	0.652	0.661	0.651	0.659	0.650	0.672
38	0.648	0.675	0.672	0.685	0.664	0.682	0.658	0.649	0.655	0.651	0.666	0.656	0.670	0.669	0.671	0.668	0.658	0.655	0.668
39	0.616	0.627	0.643	0.642	0.633	0.639	0.620	0.628	0.631	0.634	0.641	0.634	0.620	0.631	0.629	0.643	0.630	0.643	0.634
40	0.640	0.672	0.684	0.684	0.668	0.679	0.649	0.654	0.669	0.665	0.678	0.667	0.685	0.678	0.684	0.684	0.679	0.672	0.691
41	0.588	0.606	0.604	0.616	0.595	0.609	0.593	0.593	0.598	0.599	0.603	0.600	0.597	0.602	0.601	0.605	0.601	0.599	0.602
42	0.614	0.653	0.659	0.661	0.641	0.660	0.630	0.635	0.647	0.642	0.659	0.633	0.646	0.653	0.648	0.655	0.643	0.646	0.654
43	0.656	0.691	0.686	0.692	0.679	0.692	0.666	0.670	0.686	0.698	0.706	0.690	0.707	0.703	0.708	0.718	0.705	0.699	0.715
44	0.632	0.655	0.672	0.677	0.653	0.665	0.639	0.641	0.649	0.648	0.667	0.654	0.663	0.657	0.659	0.666	0.663	0.662	0.675
45	0.739	0.734	0.731	0.733	0.732	0.728	0.739	0.733	0.715	0.708	0.703	0.720	0.698	0.706	0.710	0.711	0.716	0.717	0.702
46	0.657	0.648	0.645	0.642	0.654	0.645	0.647	0.652	0.652	0.661	0.656	0.659	0.655	0.656	0.653	0.651	0.656	0.656	0.660
47	0.602	0.619	0.629	0.629	0.616	0.622	0.609	0.610	0.612	0.612	0.624	0.620	0.610	0.618	0.618	0.618	0.610	0.618	0.622
48	0.761	0.785	0.801	0.802	0.785	0.794	0.773	0.775	0.795	0.795	0.806	0.793	0.803	0.799	0.806	0.806	0.810	0.798	0.814
49	0.615	0.648	0.648	0.653	0.634	0.649	0.624	0.630	0.629	0.629	0.638	0.635	0.639	0.638	0.642	0.641	0.638	0.634	0.643
50	0.656	0.680	0.695	0.699	0.676	0.683	0.664	0.669	0.680	0.673	0.691	0.678	0.697	0.688	0.700	0.693	0.693	0.683	0.705
51	0.705	0.729	0.740	0.744	0.724	0.733	0.707	0.711	0.714	0.708	0.728	0.724	0.723	0.726	0.725	0.722	0.729	0.723	0.730
52	0.610	0.628	0.614	0.627	0.611	0.628	0.611	0.617	0.631	0.633	0.641	0.629	0.646	0.640	0.651	0.647	0.647	0.636	0.652
53	0.623	0.653	0.663	0.658	0.642	0.657	0.633	0.643	0.659	0.650	0.665	0.656	0.655	0.662	0.654	0.658	0.654	0.652	0.659
54	0.645	0.670	0.684	0.668	0.671	0.673	0.654	0.659	0.653	0.673	0.667	0.674	0.674	0.664	0.668	0.669	0.658	0.665	0.671
55	0.661	0.692	0.675	0.684	0.664	0.688	0.668	0.665	0.659	0.646	0.661	0.656	0.645	0.658	0.648	0.647	0.643	0.653	0.649
56	0.649	0.679	0.663	0.677	0.667	0.685	0.650	0.657	0.667	0.675	0.685	0.666	0.685	0.682	0.675	0.689	0.677	0.675	0.678
57	0.623	0.653	0.663	0.652	0.652	0.653	0.636	0.638	0.659	0.657	0.674	0.658	0.675	0.670	0.673	0.670	0.671	0.666	0.677
58	0.602	0.622	0.613	0.608	0.605	0.616	0.611	0.605	0.615	0.624	0.625	0.622	0.629	0.629	0.628	0.624	0.621	0.613	0.627
59	0.616	0.652	0.649	0.646	0.638	0.651	0.629	0.637	0.651	0.646	0.664	0.643	0.653	0.653	0.656	0.654	0.651	0.652	0.665
60	0.657	0.686	0.679	0.690	0.664	0.688	0.666	0.658	0.651	0.643	0.655	0.651	0.652	0.657	0.661	0.660	0.648	0.655	0.655
61	0.680	0.716	0.741	0.744	0.717	0.731	0.698	0.711	0.733	0.734	0.751	0.736	0.761	0.745	0.759	0.753	0.750	0.740	0.761
62	0.656	0.673	0.692	0.681	0.680	0.675	0.663	0.668	0.693	0.700	0.709	0.695	0.701	0.704	0.705	0.712	0.706	0.705	0.712
63	0.720	0.724	0.723	0.728	0.719	0.731	0.727	0.718	0.711	0.725	0.713	0.716	0.717	0.721	0.717	0.726	0.726	0.723	0.726
64	0.681	0.712	0.717	0.711	0.706	0.714	0.699	0.693	0.724	0.732	0.750	0.722	0.773	0.754	0.771	0.743	0.755	0.719	0.769
65	0.589	0.608	0.608	0.599	0.602	0.607	0.593	0.604	0.605	0.605	0.605	0.604	0.600	0.598	0.600	0.601	0.599	0.601	0.603
66	0.617	0.624	0.638	0.634	0.630	0.630	0.617	0.620	0.629	0.633	0.641	0.634	0.637	0.638	0.635	0.639	0.638	0.634	0.641
67	0.704	0.724	0.715	0.716	0.715	0.720	0.709	0.709	0.707	0.705	0.702	0.706	0.701	0.708	0.702	0.707	0.702	0.706	0.705
68	0.668	0.674	0.660	0.667	0.669	0.673	0.655	0.663	0.649	0.648	0.650	0.656	0.637	0.651	0.639	0.643	0.641	0.645	0.643
69	0.612	0.646	0.644	0.648	0.635	0.647	0.624	0.628	0.641	0.633	0.651	0.636	0.652	0.645	0.648	0.646	0.646	0.636	0.652
70	0.617	0.657	0.654	0.648	0.642	0.652	0.632	0.638	0.655	0.653	0.669	0.652	0.668	0.665	0.660	0.666	0.655	0.654	0.669
71	0.631	0.654	0.665	0.667	0.655	0.661	0.640	0.637	0.664	0.655	0.668	0.656	0.673	0.669	0.678	0.670	0.677	0.655	0.676
72	0.598	0.624	0.616	0.613	0.608	0.619	0.607	0.610	0.611	0.602	0.619	0.607	0.609	0.615	0.605	0.603	0.610	0.600	0.614
73	0.630	0.658	0.658	0.655	0.646	0.656	0.641	0.641	0.646	0.646	0.654	0.637	0.655	0.652	0.647	0.649	0.647	0.647	0.651
74	0.712	0.723	0.728	0.722	0.728	0.730	0.716	0.724	0.729	0.720	0.728	0.731	0.720	0.731	0.721	0.726	0.727	0.723	0.726
75	0.607	0.626	0.628	0.626	0.623	0.628	0.616	0.621	0.624	0.622	0.628	0.623	0.621	0.623	0.623	0.626	0.623	0.627	0.628
76	0.631	0.668	0.663	0.659	0.658	0.670	0.641	0.655	0.661	0.656	0.669	0.656	0.667	0.663	0.659	0.663	0.658	0.652	0.664
77	0.628	0.657	0.658	0.661	0.647	0.659	0.631	0.639	0.640	0.633	0.650	0.642	0.644	0.642	0.646	0.648	0.641	0.644	0.647
78	0.636	0.659	0.639	0.644	0.634	0.651	0.636	0.631	0.635	0.622	0.646	0.631	0.643	0.648	0.636	0.629	0.633	0.622	0.636
79	0.613	0.637	0.645	0.647	0.633	0.647	0.623	0.630	0.641	0.632	0.640	0.634	0.634	0.640	0.637	0.644	0.627	0.634	0.635
80	0.607	0.630	0.640	0.649	0.627	0.638	0.613	0.621	0.628	0.629	0.636	0.630	0.633	0.636	0.640	0.645	0.640	0.634	0.641
81	0.736	0.738	0.731	0.725	0.731	0.728	0.737	0.728	0.729	0.729	0.732	0.736	0.735	0.738	0.734	0.723	0.735	0.726	0.731

82	0.645	0.660	0.655	0.658	0.654	0.657	0.646	0.645	0.637	0.643	0.647	0.646	0.648	0.643	0.646	0.640	0.653	0.641	0.650
83	0.626	0.635	0.643	0.635	0.639	0.636	0.636	0.635	0.637	0.637	0.647	0.640	0.648	0.647	0.645	0.639	0.639	0.639	0.647
84	0.597	0.617	0.607	0.610	0.600	0.614	0.600	0.599	0.612	0.599	0.618	0.607	0.601	0.611	0.602	0.601	0.602	0.610	0.606
85	0.614	0.632	0.646	0.640	0.630	0.638	0.620	0.626	0.628	0.629	0.639	0.634	0.633	0.638	0.634	0.640	0.633	0.633	0.645
86	0.631	0.660	0.649	0.643	0.646	0.657	0.637	0.634	0.620	0.618	0.629	0.626	0.619	0.630	0.612	0.618	0.620	0.617	0.617
87	0.614	0.643	0.635	0.634	0.626	0.640	0.624	0.625	0.632	0.625	0.632	0.628	0.634	0.633	0.633	0.629	0.634	0.621	0.636
88	0.610	0.635	0.626	0.621	0.621	0.627	0.617	0.619	0.628	0.631	0.634	0.625	0.640	0.629	0.631	0.627	0.631	0.622	0.636
89	0.590	0.609	0.605	0.601	0.600	0.604	0.595	0.593	0.590	0.594	0.603	0.597	0.602	0.603	0.600	0.601	0.599	0.598	0.601
90	0.627	0.652	0.647	0.635	0.635	0.642	0.634	0.639	0.652	0.640	0.662	0.643	0.651	0.651	0.647	0.641	0.641	0.642	0.650
91	0.618	0.632	0.628	0.620	0.631	0.636	0.620	0.623	0.631	0.629	0.637	0.634	0.638	0.641	0.634	0.628	0.638	0.624	0.635

ANEXO G.2. DATASET DE VALORES CATEGORICOS

ID	MECANICA	ELECTRONICA	CONTROL	INFORMATICA	AUT. Y ROB	ELEC. E INF	ENERG Y MEC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	2	2	2	1	2
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	3	3	3	2	3
7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	2	2	2	2	2	1	2
9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10	1	2	1	1	1	1	1	1	2	2	2	1	2	2	2	2	2	2	2
11	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1
12	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
13	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
14	1	1	2	2	1	2	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	1	2	2	2	2	2	2	2
17	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
18	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1
20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
21	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
22	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
23	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
24	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
25	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
26	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
27	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
28	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
29	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
30	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	3	3	2	2	3
31	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
32	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
33	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
34	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	2
35	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
36	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
37	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
38	1	2	1	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
39	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
40	1	1	2	2	1	2	1	1	1	1	2	1	2	2	2	2	2	1	2
41	0	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1

42	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
43	1	2	2	2	2	2	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
44	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2
45	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
46	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
47	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
48	2	3	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
49	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
50	1	2	2	2	2	2	1	1	2	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2
51	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
52	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
53	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
54	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
55	1	2	2	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
56	1	2	1	2	1	2	1	1	1	2	2	1	2	2	2	2	2	2	2
57	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	2
58	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
59	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
60	1	2	2	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
61	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
62	1	1	2	2	2	2	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
63	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
64	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
65	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1
66	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
67	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
68	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
69	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
70	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
71	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	2	1	2
72	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
73	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
74	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
75	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
76	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
77	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
78	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
79	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
80	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
81	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
82	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
83	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
84	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
85	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
86	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
87	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

88	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
89	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	0	1
90	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
91	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

ANEXO H: EVALUACION DEL FRAMEWORK

ANEXO H.1. RESUMEN ENVIADO A LOS EXPERTOS

PARTE 1: RESUMEN FRAMEWORK BASADO EN MINERÍA DE DATOS PARA LA OBTENCIÓN DEL PERFIL DE EGRESO DE PROGRAMAS DE EDUCACIÓN SUPERIOR.

1. Generalidades y objetivos del framework

El objetivo de esta investigación es proponer y evaluar un framework basado en minería de datos para su aplicación en programas de educación superior, con la finalidad de obtener patrones dentro de los historiales de calificaciones, que puedan ser interpretados dentro del contexto del perfil de egreso de los estudiantes. En síntesis, se busca resultados que permitan establecer uno o varios diagramas semejantes al mostrado en la **figura 1**, donde el eje horizontal muestra las características específicas del perfil de egreso de un programa de educación superior y en el eje vertical las cuantifica en una escala adecuada.

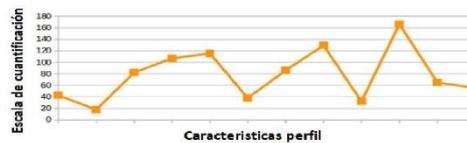


Figura 1. Resultados esperados después de la aplicación del framework de minería de datos propuesto.

El framework propuesto tiene un total de 5 etapas, las cuales se aprecian en la **figura 2**. Y debe ser ejecutado por el comité de acreditación y/o calidad, el director del programa o en su defecto por los docentes.

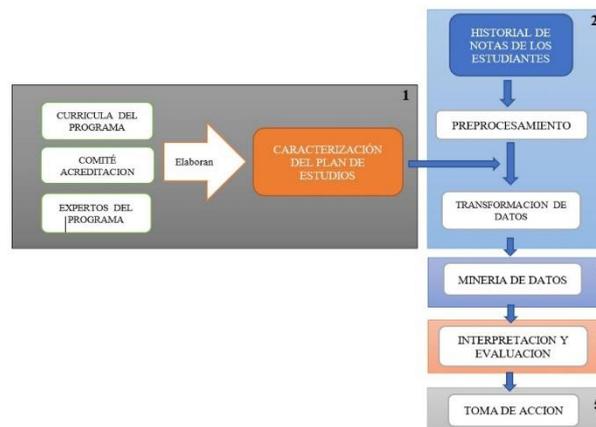


Figura 2. Framework propuesto para la obtención del perfil de egreso.

2. Resumen de las etapas y actividades del framework.

a. Etapa 1: Caracterización del plan de estudios

Inputs: Currículo de estudios del programa, opinión del comité de acreditación y de los docentes especialistas de las diferentes experiencias curriculares (EC's) del programa de estudios.

Actividades:

1. Determinación de las características que tiene un egresado de un determinado programa de estudios, bajo la cual se expresará el perfil del estudiante.
2. Elaboración y aplicación de encuesta dirigida a los docentes especialistas para ponderar las experiencias curriculares del programa (Se debe elegir una escala que se considere significativa).

Output: Valoración de todas las experiencias curriculares (EC's) del plan de estudios con referencia al aporte que estas hacen al perfil de egreso del estudiante. Se debe obtener por cada EC del programa un vector como el ejemplo mostrado en la **figura 3**, donde se aprecia el aporte que la **EC1** hace a las 19 características ficticias consideradas.

	Áreas de Conocimiento				Ejes de Investigación			Resultados del estudiante												
	Creditos	Área 1	Área 2	Área 3	Área 4	Eje 1	Eje 2	Eje 3	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12
EC1	4	3	2	0	1	3	2	0	1	2	3	2	1	1	1	2	3	1	1	0

Figura 3. Ejemplo de caracterización del aporte de la EC1 a las 19 características del perfil de egreso.

b. Etapa 2: Obtención y adecuación del dataset

Inputs: Historiales de calificaciones de los estudiantes, matriz de caracterización de EC's obtenidas en la etapa 1.

Actividades:

1. Determinación de la cantidad de historiales de calificaciones necesarios para el proceso de minería, de acuerdo a la muestra estadística.
2. Solicitud del permiso para la explotación anónima de los historiales de calificaciones de los egresados, por ser información sensible.

- Preprocesar los datos faltantes o ruidosos de historiales de calificaciones. Se debe eliminar las EC's de carácter electivo, solo se deben considerar las obligatorias.
- Ponderar cada uno de los historiales de calificaciones con la matriz de características obtenidas en la etapa 1. Utilizar la fórmula:

$$P_{C_{j,i}} = \frac{N_j * C_{a_j} * C_{C_{j,i}}}{C_{a_{max}} * C_{C_{max}}} \quad (1)$$

Donde:

j : Identificador para las diferentes EC's del plan de estudios

i : Numero identificador de las características del perfil.

$P_{C_{j,i}}$: Valor ponderado del aporte de una EC a la característica i .

N_j : Valor de la calificación (nota) del estudiante en la EC j .

C_{a_j} : Número de créditos académicos para la EC j .

$C_{C_{j,i}}$: Valoración de la EC j en la característica i .

$C_{C_{max}}$: Valor de máximo en la escala de caracterización de las EC's.

$C_{a_{max}}$: Valor máximo de créditos que tiene una EC en el plan de estudios

El resultado esperado se aprecia en la figura 4, donde el recuadro rojo expresa la formula anterior con una cantidad de créditos máximo de 4 y un valor máximo de escala de 3.

	B	C	D	E	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN	AO	AP	AQ
2	Ciclo	EC	Cred.	Estudiante 1	Area 1	Area 2	Area 3	Area 4	Eje 1	Eje 2	Eje 3	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12
49	X	EC1	4	13	8.67	8.67	8.67	4.33	13.00	8.67	13.00	8.67	8.67	8.67	13.00	8.67	13.00	13.00	13.00	8.67	8.67	8.67	8.67
50	X	EC2	3	15	0.00	7.50	11.25	3.75	7.50	7.50	7.50	7.50	7.50	11.25	7.50	7.50	7.50	7.50	7.50	11.25	7.50	11.25	7.50
51	X	EC3	4	14	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	4.67	9.33	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	14.00	9.33	14.00	9.33	14.00

Figura 4. Ejemplo de ponderación de las EC's de un programa respecto al aporte que hacen a las diversas características del perfil de egreso

- Ponderar verticalmente para convertir toda la matriz anterior en un único vector de características. Utilizar la fórmula:

$$Pfc = \frac{\text{Suma Vertical}_i}{\text{Suma Vertical maxima}_i} \quad (2)$$

Donde:

Pfc: Ponderación final de característica.

i: Numero identificador de las características del perfil.

El resultado esperado se aprecia en la **figura 5**, donde el recuadro rojo expresa la formula anterior y el recuadro naranja encierra el de vector características de un historial de calificaciones ficticio.

Figura 5. Ejemplo de la obtención del vector de características de un historial de calificaciones

- Unir los vectores característicos de cada uno de los historiales de calificaciones considerados en una sola matriz.

Output: Dataset inicial, el cual es una matriz de $n \times m$, donde n es el número de estudiantes y m es el número de características consideradas en el perfil de egreso. La forma final de la salida esperada se muestra en la **figura 6**.

Figura 6. Ejemplo de dataset inicial formado por los vectores características de los n estudiantes considerados en el estudio.

c. Etapa 3: Minería de datos

Inputs: Dataset inicial obtenido en la etapa anterior.

Actividades:

Inputs: Clusters obtenidos en la etapa anterior.

Actividades:

1. Si las características consideradas son bastante numerosas, se debe segmentar la gráfica de clusters siguiendo algún criterio, por ejemplo: En ejes de conocimiento, líneas de investigación y competencias del estudiante.
2. Se debe identificar en la forma de los cluster datos significativos del perfil egreso, por ejemplo, picos comunes en cada cluster, diferencias significativas en cada clusters, máximos y mínimos.
3. Los puntos identificados deben ser interpretados dentro del contexto del perfil egreso, tratando de encontrar fortalezas y debilidades en las capacidades y competencias de egreso de los estudiantes.
4. Se realiza una síntesis cuantitativa y cualitativa del perfil de egreso, con base en lo realizado en los pasos 2 y 3.

Outputs: Perfil de egreso cuantitativo y cualitativo de los estudiantes del programa de educación superior.

e. Etapa 5: Toma de acciones

Inputs: Perfil de egreso cualitativo y cuantitativo, fortalezas y debilidades identificadas en los pasos 2 y 3 de la etapa 4.

Actividades:

1. Identificar las EC's que están relacionadas con las debilidades encontradas, o aquellas EC's en las que una mejora pueda influir de forma positiva en el perfil de egreso.
2. Dependiendo de los fines por los cuales el programa necesitó obtener el perfil de egreso (por ejemplo, realizar un autoestudio del programa, elaborar un plan de mejora continua, o realizar un cambio curricular) se pueden plantear acciones de mejora como cambiar la metodología de enseñanza en una EC, la creación o eliminación de EC's, etc.

Outputs: Dependiendo del objetivo: Diagnóstico del estado programa necesario en el autoestudio del programa, plan de mejora continua, cambios curriculares.

PARTE 2: RESUMEN DE LOS RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DEL FRAMEWORK PROPUESTO EN EL PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA

ETAPA 1: CARACTERIZACIÓN DEL PLAN DE ESTUDIOS

Basándose en los pasos mencionados en el framework, se seleccionó 19 características agrupadas en 3 criterios, las cuales se expresan las capacidades y habilidades que deben tener los ingenieros Mecatrónicos. Estas son:

- **Criterio 1: Nivel y afinidad en los ejes de conocimiento de:**
 1. Ingeniería Mecánica
 2. Ingeniería Electrónica
 3. Ingeniería de Control
 4. Ingeniería Informática
- **Nivel y afinidad con las líneas de investigación de:**
 5. Automatización y Robótica
 6. Sistemas electrónicos e informáticos
 7. Sistemas Mecánicos y energéticos
- **Resultados del estudiante o competencias (Criterios establecidos por ICACIT)**
 8. UC1 = Resultado (a): Conocimientos de ingeniería.
 9. UC2 = Resultado (b): Experimentación.
 10. UC3 = Resultado (c): Diseño y desarrollo de soluciones.
 11. UC4 = Resultado (d): Trabajo individual y en equipo.
 12. UC5 = Resultado (e): Análisis de problemas.
 13. UC6 = Resultado (f): Ética.
 14. UC7 = Resultado (g): Comunicación.
 15. UC8 = Resultado (h): Medio ambiente y sostenibilidad.
 16. UC9 = Resultado (i): Aprendizaje permanente.
 17. UC10 = Resultado (j): El ingeniero y la sociedad.
 18. UC11 = Resultado (k): Uso de herramientas modernas.
 19. UC12 = Resultado (l): Gestión de proyectos.

Utilizando la encuesta dirigida a los docentes especialistas de las diferentes experiencias curriculares del programa, se realizó la ponderación para las primeras 7 características. El modelo de la encuesta aplicada se muestra en **figura 8**.

MATRIZ DE CATEGORIZACION DE EXPERIENCIAS CURRICULARES DE INGENIERIA MECATRONICA

Docente: _____
 Especialidad: _____
 Facultad a la que pertenece: _____

Escala			
Ningun aporte o aplicacion	Aplicacion o aportes basicos	Aplicacion o aportes medios	Aplicacion o aportes
0	1	2	3

Cod	Ciclo	Experiencia curricular	Creditos	Aporte al eje de conocimiento de:					Aporte al area de investigacion de:				
				Ingenieria Mecanica	Ingenieria Electronica	Ingenieria de Control	Ingenieria Informatica	Sistemas de automatizacion y Robotica	Sistemas Electronicos e Informaticos	Sistemas energeticos y Mecanicos			

FIRMA _____

Figura 8. Flujo de ejecución para la aplicación del algoritmo de minería al dataset categórico

La ponderación del resto de característica (Resultados del estudiante) las suministro el comité de acreditación de ingeniería Mecatrónica. La **figura 9** muestra una sección de la caracterización completa de las EC's del programa de ingeniería Mecatrónica.

	A	B	C	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W
			Áreas de Conocimiento				Ejes de investigacion				Resultados del estudiante											
	Ciclo	Experiencia curricular	Cred.	MECANICA	ELECTRONICA	CONTROL	INFORMÁTICA	AUT. Y ROB.	ELEC. E INF.	ENERG. Y MEC.	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
44	IX	DISEÑO DE SISTEMAS MECATRONICOS II	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	2	3	2	3	3	2
45	IX	CONTROL AVANZADO	4	0	0	3	2	3	2	0	2	3	2	2	2	2	2	2	3	2	3	2
46	IX	ROBOTICA	4	2	2	2	2	3	1	1	3	3	2	2	2	2	2	2	3	3	3	2
47	IX	TRABAJO DE TESIS I	3	3	3	3	3	3	3	3	2	2	3	2	2	3	2	3	2	3	2	2
48	IX	PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES	4	0	1	1	3	2	3	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
49	X	MANTENIMIENTO DE SISTEMAS MECATRONICOS	4	2	2	2	1	3	2	3	2	2	2	3	2	3	3	3	2	2	2	2
50	X	AUTOMATIZACION Y REDES INDUSTRIALES	3	0	2	3	1	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2	3	2	3	2
51	X	GESTION DE CALIDAD Y PROYECTOS	4	3	3	3	3	3	3	3	1	2	3	3	3	3	3	3	2	3	2	3
52	X	TRABAJO DE TESIS II	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3
53	X	GESTION Y ADMINISTRACION DE EMPRESAS	4	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2	3	2	3	3	2	2	3	2	3

Figura 9. Matriz de ponderaciones de las experiencias curriculares respecto a las características del perfil de egreso

ETAPA 2: OBTENCIÓN Y ADECUACIÓN DEL DATASET

Se solicitó el permiso de uso y obtuvo 91 historiales de calificaciones (muestra estadística con nivel de confianza de 90%), correspondientes a egresados de las promociones desde el año 2014 hasta el año 2019, los cuales fueron suministrados en formato pdf tal como se muestra en la **figura 10**.

HISTORIAL ACADÉMICO

Alumno: ██████████
 Escuela: Ingeniería Mecatrónica
 Curricula: 2009
 Créditos Aprobados(*): 220
 Ubicación Académica(*): 10 Ciclo
 Promedio Ponderado(*): 12.65909
 (*)Datos actualizados a la fecha: 2019-12-19 11:45:26

Curso	Cred.	Vez	1°Unid	2°Unid	3°Unid	4°Unid	5°Unid	6°Unid	Prom	Apl	Periodo
Ciclo 1											
MATEMATICA I	4	1*							10	14	2009-I
GEOMETRIA ANALITICA Y ALGEBRA LINEAL	4	1*							08	11	2009-I
QUIMICA GENERAL	4	1*							14		2009-I
PROGRAMACION I	3	1*							03	NP	2009-I
	2*		12.0	10.0	10.0				11		2010-I
INTRODUCCION A LA INGENIERIA MECATRONICA	4	1*							14		2009-I
COMUNICACION INTEGRAL	3	1*							16		2009-I
COMPUTACION BASICA	3										

Figura 10. Historial de calificaciones de un estudiante de ingeniería mecatrónica

Se realizó la digitalización de todos los historiales de calificaciones en una hoja de cálculo, la cual conformó la base de datos en bruto. Una sección de esta, se puede apreciar en la figura 11.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1				Egresados 2014									
2													
3				E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E10
4	1		MATEMATICA I	14	11	12	11	11	13	12	11	11	11
5	2		GEOMETRIA ANALITICA Y ALGEBRA LINEAL	11	15	13	11	11	14	11	11	11	11
6	3		QUIMICA GENERAL	14	15	12	14	15	13	13	15	15	15
7	4		PROGRAMACION I	11	12	13	11	11	11	11	11	11	13
8	5		INTRODUCCION A LA INGENIERIA MECATRONICA	14	14	11	12	14	16	14	14	14	14

Figura 11. Dataset obtenido después de la digitalización de los 91 historiales de calificaciones

Utilizando la matriz de ponderación de experiencias curriculares de la figura 9, se transformó el dataset de la figura 11 en el dataset mostrado en la figura 12 (mostrado con un mapa de colores). Este dataset muestra el ID del estudiante (desde el 1 al 91) versus el valor ponderado en cada una de las 19 características del perfil de egreso.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
1	ID	MECANICA	ELECTRONICA	CONTROL	INFORMATICA	AUT. Y ROB.	ELEC. E INF.	ENERG. Y MEC.	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
3	1	0.623	0.645	0.645	0.644	0.633	0.642	0.632	0.634	0.651	0.646	0.660	0.642	0.670	0.663	0.663	0.652	0.657	0.642	0.664
4	2	0.691	0.694	0.692	0.707	0.685	0.697	0.689	0.688	0.706	0.690	0.705	0.698	0.718	0.705	0.721	0.705	0.718	0.698	0.718
5	3	0.632	0.649	0.643	0.646	0.644	0.655	0.634	0.635	0.635	0.651	0.650	0.640	0.640	0.651	0.647	0.655	0.644	0.644	0.646
6	4	0.630	0.657	0.663	0.660	0.650	0.655	0.636	0.651	0.662	0.665	0.674	0.664	0.678	0.673	0.680	0.678	0.683	0.665	0.681
7	5	0.620	0.614	0.616	0.622	0.607	0.610	0.619	0.615	0.618	0.617	0.616	0.613	0.619	0.622	0.620	0.622	0.628	0.617	0.621
8	6	0.716	0.720	0.726	0.739	0.722	0.723	0.713	0.732	0.769	0.766	0.772	0.756	0.792	0.772	0.798	0.775	0.794	0.760	0.795

Figura 12. Dataset de valores reales, obtenido al unir los vectores característicos de los 91 egresados

Haciendo uso de la escala mostrada en la **tabla 2**, se transformó el dataset de la figura 12, en un dataset categórico, el cual se muestra parcialmente en la **figura 13**.

Tabla 2. Escala para pasar el dataset de datos reales a categóricos

Escala normalizada	Etiqueta categórica	Etiqueta nominal
< 0.599	0	En Desarrollo
0.6 – 0.6745	1	regular
0.675 – 0.7745	2	Logrado
0.775 - 1	3	Ejemplar

V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN	AO
ID	MECANICA	ELECTRONICA	CONTROL	INFORMATICA	AUT. Y ROB	ELEC. E INF	ENERG Y MEC	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	1
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	3	3	2
7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Figura 13. Dataset categórico elaborado utilizando la escala mostrada en la tabla 2

ETAPA 3: ETAPA DE MINERÍA DE DATOS

Se elaboró en el software RapidMiner el flujo de ejecución mostrado en la **figura 14**, donde el operador 1 se encarga de cargar el dataset de la **figura 13** al sistema, el bloque 2 corresponde al operador de clustering K-Means y el bloque 3 permite la medición del rendimiento tras la ejecución del bloque 2.

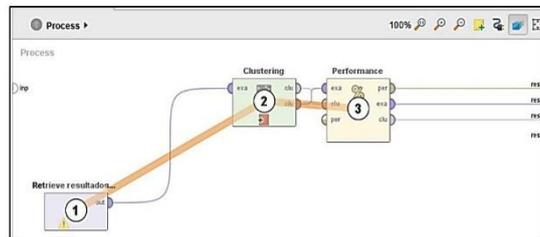


Figura 14. Flujo de ejecución elaborado en Rapid Mier

Después de ejecutar repetidas veces modificando el parámetro K del algoritmo K-Means, el cual controla el número de clusters que se deben encontrar en el dataset, se determinó que los resultados óptimos se daban para K=6. Los resultados de esta ejecución se muestran en la **figura 15**. Donde se puede apreciar en la parte izquierda, los 6 clusters

identificados en diferentes colores, mientras que en la parte derecha podemos ver el tamaño de cada cluster.

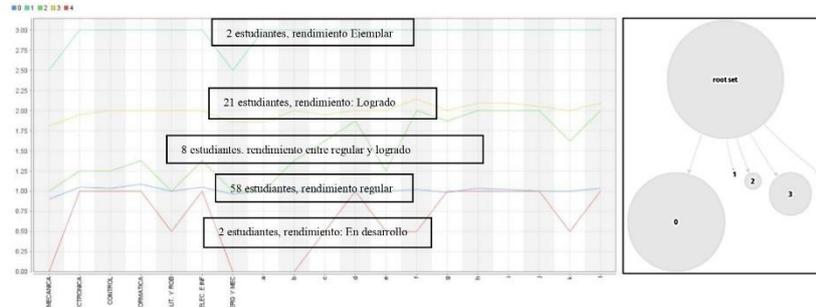


Figura 15. Clusters identificados mediante utilizando el flujo de ejecución de la figura 14 y el parámetro $K=6$

ETAPA 4: INTERPRETACIÓN Y SÍNTESIS DEL PERFIL DE EGRESO

La grafica de clusters mostrada en la **figura 15**, se dividió en los 3 criterios considerados durante la selección de características. Las divisiones realizadas se muestran en las Figuras 8, 9 y 10.

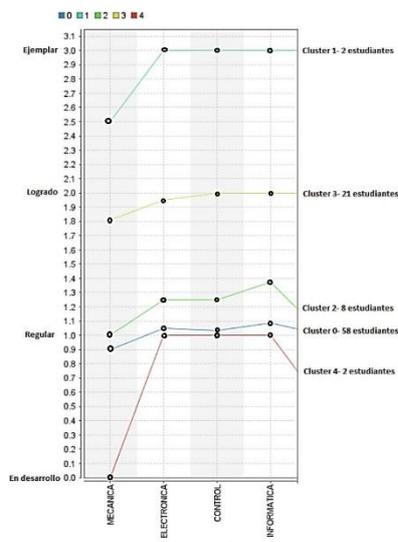


Figura 16. Nivel y afinidad con las áreas de conocimiento

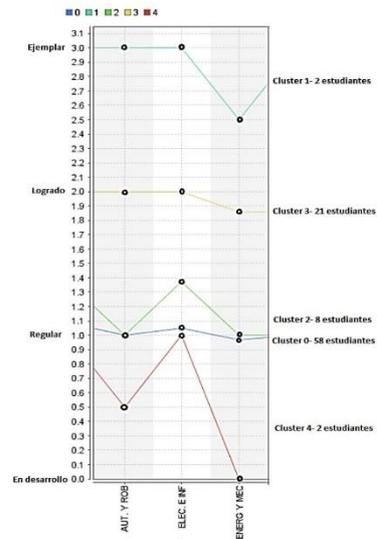


Figura 17. Afinidad con las líneas de investigación

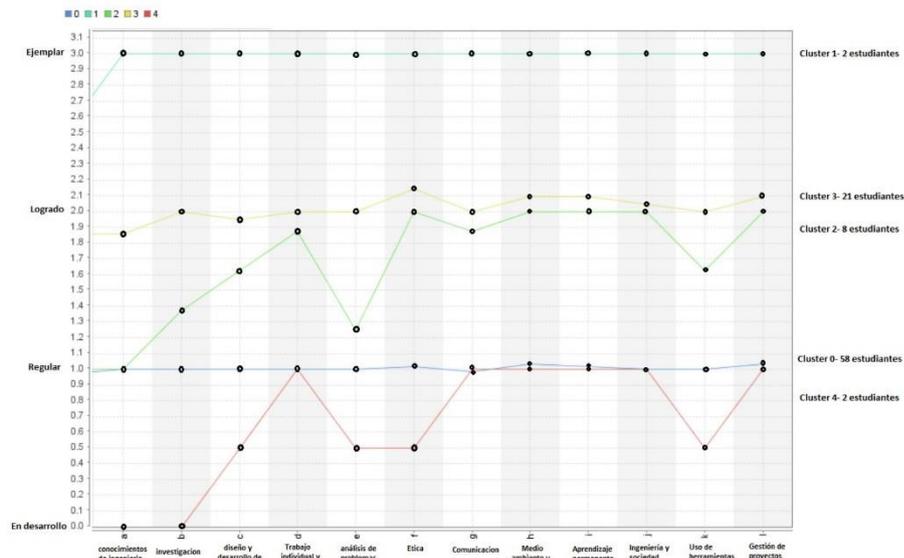


Figura 18 Resultados del estudiante o competencias

Después de analizar individualmente cada una de las gráficas mostradas en las figuras 16, 17 y 18, se sintetizó el perfil de egreso de los estudiantes de ingeniería mecatrónica, el cual es en sí, el resumen de los hallazgos durante el análisis individual de cada una de las gráficas. Los datos cuantitativos relevantes del perfil del ingeniero Mecatrónico UNT se listan a continuación:

- 1) El 100% de egresados tiene al eje de ingeniería Mecánica como el de menor afinidad y nivel de conocimientos a comparación de los otros ejes.
- 2) El 76.92% y 100% de egresados tiene una afinidad media para los ejes de electrónica y control respectivamente.
- 3) El 72.52% de los estudiantes tiene una mayor afinidad con el eje de ingeniería Informática
- 4) La línea de investigación de Mecánica y energía es la de menor afinidad con un 91.21% de los egresados clasificados en este grupo.
- 5) La línea de electrónica e informática es la de mayor afinidad con 74.7% de los egresados.
- 6) La línea de automatización y robótica muestra una dicotomía, siendo los estudiantes con un rendimiento logrado, equivalente al 25.27%, los que

muestran una afinidad por encima del promedio en esta línea, y para los estudiantes con rendimiento regular o en desarrollo muestran una afinidad por debajo del promedio.

- 7) El 100% de los egresados muestran un nivel inferior en la competencia *a*, conocimientos de ingeniería, respecto a sus otras competencias.
- 8) El 10.98% de los egresados, muestran un nivel bajo en la competencia *e*, análisis de problemas, a comparación del nivel promedio mostrado en las demás. La misma ocurrencia sucede con la competencia *K*, uso de herramientas modernas.
- 9) El 100% de los estudiantes muestra un nivel promedio en las competencias trabajo individual y en equipo(*d*), comunicación(*g*), medio ambiente y sostenibilidad(*h*), aprendizaje permanente(*i*) e ingeniería y sociedad(*j*).
- 10) El 89.01% de los estudiantes muestra un nivel sobre el promedio en las competencias de ética(*f*), medio ambiente y sostenibilidad y aprendizaje permanente.

Utilizando las características cuantitativas encontradas en el perfil de egreso, se planteó un perfil cualitativo del ingeniero Mecatrónico UNT resaltando únicamente sus fortalezas. El cual se menciona a continuación:

“El egresado del programa de Ingeniería Mecatrónica de la Universidad Nacional de Trujillo, es un profesional multidisciplinario con un amplio nivel de conocimientos en las áreas de ingeniería de electrónica, control e informática, capaz de proponer, diseñar y desarrollar de proyectos de innovación tecnológica en las líneas de la Electrónica e Informática, así como, de la Automatización y la Robótica.

Así mismo, es un profesional que demuestra una conciencia ética y de sostenibilidad tecnológica. Comprometido con el aprendizaje permanente y capaz de liderar y gestionar proyectos, a través de un trabajo en equipo y una comunicación competente.”

ETAPA 5: TOMA DE ACCION

La ejecución de esta etapa del framework excede a los objetivos de la investigación realizada, sin embargo, a partir de los resultados obtenidos en la etapa 4, es

posible plantear acciones de mejora importantes dentro de la escuela de ingeniería Mecatrónica. Por ejemplo, el hallazgo de que el eje de conocimientos de ingeniería Mecánica es en el que los estudiantes tienen el menor rendimiento y afinidad, puede llevar a plantear talleres, cursos de reforzamiento y/o reevaluar la metodología utilizada en las experiencias curriculares que aportan a este eje de conocimientos, ya que una gran parte de egresados trabajan en un área relacionada con este eje. Por otra parte, a partir de la dicotomía encontrada en la línea de automatización y robótica se infiere que reforzar y mejorar el conocimiento de los estudiantes en las experiencias curriculares que aportan a la línea de automatización y robótica, elevará el rendimiento general de todos los egresados.

La ejecución del plan de acción queda a cargo de los responsables del programa de estudios y su comité de calidad.

ANEXO H.2. ENCUESTA REALIZADA

Encuesta - Evaluación de Framework basado en minería de datos, para la obtención del perfil de egreso

ESTE CUESTIONARIO ES UN INSTRUMENTO DE VALIDACIÓN DENTRO DE LA METODOLOGÍA DE LA TESIS TITULADA: "FRAMEWORK BASADO EN MINERÍA DE DATOS PARA LA OBTENCIÓN DEL PERFIL DE EGRESO DE LOS ESTUDIANTES DEL PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE TRUJILLO AÑO 2019" DEL BACH. EMERSON MÁXIMO ASTO RODRIGUEZ

***Obligatorio**

PARTE 0 - Expertos

Llenar y/o responder los siguientes ítems. Los nombres y apellidos son para identificación interna, se mantendrán en el anonimato en la publicación de resultados.

Nombres y Apellidos *

Tu respuesta

Grado de formación *

- Post Doctor
- Doctor
- Magister
- Bachiller

Tiempo de participación en actividades de acreditación *

- Mayor a 2 años
- Entre 1 y 2 años
- menor a 1 año
- Ninguno

Conocimientos en Tecnologías de la información *

- Conocimientos de herramientas de minería de datos o machine learning
- Conocimientos de software estadístico o lenguaje de programación orientado al tratamiento de datos (Por ejemplo: SPSS, R, python, etc)
- Conocimientos de hojas de cálculo (Por ejemplo Ms Excel)
- Ninguno

Especialidad *

- Ingeniero Mecatrónico
- Ingeniero Mecánico, Electrónico, Informático o de Control.
- Otras ramas afines a la Ingeniería Mecatrónica
- No relacionado a la Mecatrónica

PARTE 1 -Medición de la reusabilidad

Después de leer el resumen del framework basado en minería propuesto, marque una opción según su criterio.

1.1. ¿Considera que la extracción de características del perfil de egreso se puede realizar de forma semejante en cualquier programa de educación superior? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

1.2. ¿Considera que el método descrito para el preprocesamiento de los historiales de calificaciones se puede aplicar en cualquier programa de educación superior? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

1.3. ¿Considera que el método de ponderación del aporte que las experiencias curriculares hacen a las características del perfil seleccionadas, es aplicable a cualquier programa de educación superior? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

1.2. ¿Considera que el método descrito para el preprocesamiento de los historiales de calificaciones se puede aplicar en cualquier programa de educación superior? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

1.4. ¿Considera que la interpretación y síntesis del perfil de egreso que el framework describe es adecuado para cualquier programa de educación superior? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

1.5. ¿Considera que el framework funcionaría de igual forma en currículos por objetivos que en currículos por competencias? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

1.6. ¿Considera que el framework funcionaría con las competencias o resultados del estudiante exigidos por diferentes entidades acreditadoras? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

PARTE 2 - Medición de la efectividad

Después de leer el resumen de la aplicación del framework de minería de datos en el programa de Ingeniería Mecatrónica, marque una opción según su criterio.

2.1. En la descripción del framework ¿Se especifican los objetivos y los criterios de éxito de la aplicación del framework? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

2.2. En la descripción del framework ¿Existe claridad en los detalles de las etapas y actividades del Framework? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

2.3. En la descripción del Framework ¿Se identifica al personal involucrado(stakeholders) en la ejecución del framework? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

2.4. ¿Considera el perfil de egreso obtenido para los egresados del programa de ingeniería Mecatrónica como coherente con la realidad? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

2.5. ¿Considera que el perfil de egreso obtenido para los egresados del programa de ingeniería Mecatrónica es de utilidad en su proceso de acreditación y o mejora continua? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

2.6. ¿Considera que el framework aplicado es adecuado y aportó al perfil de egreso del programa de ingeniería Mecatrónica más información que un método estadístico convencional? *

1 2 3 4 5

Totalmente en desacuerdo Totalmente de acuerdo

Enviar