

Minería de datos educativa para identificar la relación entre cociente intelectual, estilos de aprendizaje, inteligencia emocional e inteligencias múltiples de estudiantes de ingeniería

Pedro Arevalo-Marin¹, Yonder Cabrera-Piedra¹, Miguel Cabrera-Sarango¹, Jonathan Caicedo-Rodriguez¹, Andres Camacho-Veliz¹, Sergio Cartuche-Morocho¹, Cristian Castillo-Aguilar¹, Daniel Castillo-Betancourt¹, Jason Chamba-Tigre¹, Alex Condoy-Carrion¹, Monica Coronel-Cardenas¹, Jorlan Elizalde-Cando¹, Elvis Freire-Feijoo¹, Adriana Gomez-Jara¹, Johnny Gonzalez-Guaman¹, Manuel Mora-Medina¹, Andres Morocho-Cumbicus¹, Maria-Jose Ojeda-Bazaran¹, Nelson Puchaicela-Godoy¹, Guido Quezada-Alvarez¹, Nayo Salinas-Minga¹, Javier Sarango-Espinoza¹, Luis Chamba-Eras¹, Milton Labanda-Jaramillo¹, Edison Coronel-Romero¹, Jose-Luis Granda¹ y Maria Roman-Sanchez²

{pdarevalom, jycabrerap, macabrerap, jicaicedor, dacamachov, sdcartuchem, cecastillo, adcastillo, jachambat, arcondoyc, mncoronelc, jielizalde, ecfreiref, acgomezj, jfgonzalezg, mamoram, admorochoc, mjojedab, nrouchaicelag, ggquezadaa, nfsalinasm, jasarangoe, lachamba, miltonlab, edisoncor, jose.l.granda}@unl.edu.ec, elizabeth.roman@educacion.gob.ec

¹ Grupo de Investigación en Tecnologías de la Información y Comunicación (GITIC), Carrera de Ingeniería en Sistemas, Facultad de Energía, Universidad Nacional de Loja, Av. Pío Jaramillo Alvarado y Reinaldo Espinosa, EC110110, Loja, Ecuador.

² Unidad Educativa Fiscomisional "Nuestra Señora del Rosario", Ministerio de Educación, EC110350, Catamayo, Ecuador.

Pages: 48–63

Resumen: El objetivo principal de este trabajo es identificar por medio de la minería de datos educativa (MDE), la relación que existe entre el cociente intelectual (CI), inteligencias múltiples (IM), inteligencia emocional (IE) y estilos de aprendizaje (EA) de 282 estudiantes universitarios de ingeniería, que será un instrumento objetivo para la toma de decisiones en el contexto educativo. Esta investigación fue exploratoria y descriptiva. La investigación exploratoria permitió el acercamiento al fenómeno objeto de estudio, en cambio, la investigación descriptiva por medio de la MDE permitió identificar la relación entre el CI, IM, IE y EA. La población estudiada tiene un CI normal (media=108.7), encontrándose además que, la IM verbal (79.1 %) y visual espacial (64.2 %) deben desarrollarse o potenciarse, mientras que, la IM lógico matemática (64.9 %) predomina. Además, la IE claridad (46.5 %) en conjunto con el EA activo-reflexivo (68.8 %) sobresalen en el grupo de estudio.

Palabras-clave: Minería de Datos Educativa; Inteligencia Artificial; Inteligencias Múltiples; Estilos de Aprendizaje; Inteligencia Emocional

Educational data mining to identify the relationship between IQ, learning styles, emotional intelligence and multiple intelligences of engineering students

Abstract: The aim of this work is to identify through the educational data mining (EDM), the relationship that exists between the intellectual quotient (IQ), learning styles (LS), emotional intelligence (EI) and multiple intelligences (MI) of 282 engineering university students, which will be an objective instrument for decision-making in the educational context. The research was exploratory and descriptive. The exploratory investigation allowed the approach to the phenomenon object of study, however, the descriptive investigation by means of the EDM allowed to identify the relationship between the IQ, MI, EI and LS. The population studied has a normal IQ (mean = 108.7), and it is also found that verbal MI (79.1%) and visual spatial MI (64.2%) must be developed or enhanced, while mathematical logical MI (64.9%) predominates. In addition, the IE clarity (46.5%) in conjunction with the active-reflexive EA (68.8%) stand out in the study group.

Keywords: educational data mining; artificial intelligence; multiple intelligences; learning styles; emotional intelligence

1. Introducción

Alan Turing en el año de 1950 planteó la pregunta “Can machines think?”, cuyo objetivo fue proponer a la comunidad científica la teoría de que algún día las máquinas podrían imitar la inteligencia humana y que sea indistinguible por el hombre (Aliseda, 2013; Gershenson, 2013; Turing, 1950). Partiendo de esa teoría, nace la inteligencia artificial (IA), un área de investigación multidisciplinaria dentro de las ciencias de la computación (CC) y con diversos campos de aplicación como la medicina, geología, economía, educación, entre otros. Actualmente, en la educación, la IA cumple un papel preponderante para mejorar o potenciar los procesos de enseñanza-aprendizaje en los diversos escenarios, que van desde la educación presencial, mixta o virtual y que se ven beneficiados por el valor agregado que la IA le brinda a la educación en todos sus niveles. Muchos artefactos a nivel de software y/o hardware se construyen con el objetivo de apoyar a la educación y con ello brindar apoyo personalizado y adaptado a las necesidades individuales o grupales en el proceso de aprendizaje. Desde los sistemas tutores inteligentes (STI) (Machin Torres, 2018) hasta los salones de clases inteligentes (SaCI) (Aguilar et al., 2016; Chamba-Eras & Aguilar, 2017), la aplicación práctica de la IA es una muestra fehaciente de que los resultados en el aprendizaje son favorables y pueden ser usados como herramientas de apoyo al profesor y directivos. Por otro lado, tomando como base la estadística, las bases de datos, sistemas de información y las CC, se encuentra la minería de datos (MD), cuyo objetivo general es extraer información de un conjunto de datos y transformarla en una estructura comprensible para su uso posterior. El comprender y aplicar los conceptos de la MD en el contexto educativo se le denomina minería de datos educativa (MDE) (Montoya Lince, Vargas Bonilla, & Contreras Olivares, 2015; Sin & Muthu, 2015) y que actualmente es una línea de investigación con mucho futuro y que muchos grupos de investigación a nivel mundial apuestan todos sus esfuerzos (Agudo-Peregrina et al., 2017; Lemos dos Santos, Cechinel, Carvalho Nunes,

& Ochoa, 2017). En algunos países en vías de desarrollo como el Ecuador, encontramos algunos escenarios de aprendizaje en la educación superior, donde el profesor al trabajar con una asignatura no considera características individuales de sus alumnos, sino que preparan actividades o recursos generales, que son impartidas como clases magistrales o planificadas como actividades autónomas personales o en grupo, donde se asume que todos deberán aprender de la misma forma y ritmo, pero que en la realidad y está demostrado científicamente, que cada individuo aprende, siente, construye modelos de la realidad y se emociona de manera diferente (Ortiz Torres, E; Aguilera, E.; González Pérez, 2010).

El objetivo principal de este trabajo es identificar la relación entre las variables cociente intelectual, estilo de aprendizaje, inteligencia emocional e inteligencias múltiples, y con ello, obtener un primer modelo para la toma de decisiones en la adecuación de escenarios de aprendizaje para cada alumno por parte del profesorado de Carreras de ingeniería.

2. Revisión de literatura

2.1. Cociente intelectual (CI)

En la investigación psicológica científica, Galton utilizó medidas en términos de aptitudes psicofísicas y determinó la distribución normal de la inteligencia, que sigue un modelo de curva normal en el que el mayor porcentaje de la población se sitúa en torno a la media y porcentajes sensiblemente inferiores en los extremos superior e inferior. Por tal motivo, se trata de identificar las conductas inteligentes mediante test de inteligencias (Galway, 2014) que se aplican a una muestra muy grande de personas, con el fin de obtener los patrones “normales” o baremos en que esas conductas o capacidades se adquieren. A este tipo de inteligencia se le denomina inteligencia psicométrica. El CI es el índice habitual empleado para clasificar intelectualmente a las personas; consiste en el cociente, multiplicado por cien, entre la edad mental y la edad cronológica de la persona (Benavides, Maz, Castro, & Blanco, 2004; Molero, Sáiz, & Esteban, 1998).

2.2. Inteligencias múltiples (IM)

Gardner manifiesta que no existen los métodos precisos para medir la inteligencia pura de los individuos, por lo tanto, propone su teoría donde cada individuo posee múltiples inteligencias, las cuales se constituyen como herramientas que se desarrollan en espacios vivos y estimulantes para el aprendizaje. Las IM propuestas por Gardner son: lingüísticas, matemáticas, kinestésicas, musicales, naturalistas, espaciales, interpersonales e intrapersonales (Gardner, 1998).

2.3. Inteligencia emocional (IE)

Las relaciones que se tiene en el ámbito personal y social, está ligada al nivel de IE, mientras mayor sea el grado de IE, el individuo presenta un mejor rendimiento académico, mayor grado de relación familiar y social, disminuye los niveles de depresión y conflictos intrapersonales. La inteligencia emocional implica la habilidad de percibir,

valorar y expresar emociones con precisión, acceder y generar sentimientos para facilitar el pensamiento, comprender emociones y conocimiento emocional y para regular emociones que promuevan el crecimiento intelectual y emocional (Mayer & Salovey, 1997).

2.4. Estilos de aprendizajes (EA)

Los EA son los rasgos cognitivos, afectivos y fisiológicos que sirven como indicadores relativamente estables, de cómo los alumnos perciben interacciones y responden a sus ambientes de aprendizaje (Sternberg, 1999). Los EA en estudiantes universitarios constituyen características muy importantes que deben estar presentes por el profesorado cuando se vayan a elaborar y ejecutar estrategias didácticas, ya que representan fenómenos complejos de comunicación inter e intrapersonal en cada uno de los estudiantes (Aguilera Pupo & Ortiz Torres, 2009). Aunque los estudiantes posean uno o más EA, se reconoce la flexibilidad y las posibilidades de poder cambiar o reajustar el estilo para el logro de un aprendizaje más eficiente (Sternberg, 1999), por lo que es importante hacer un seguimiento del progreso que se ha obtenido luego de aplicar las estrategias didácticas a los estudiantes (Ortiz Torres & Aguilera Pupo, 2005).

2.5. Minería de datos educativa (MDE)

La minería de datos (MD) es un campo de las CC, cuyo objetivo es descubrir patrones en grandes volúmenes de conjuntos de datos. Usa técnicas de la IA, aprendizaje automático, estadística y sistemas de bases de datos. El proceso de MD consiste en extraer información de un conjunto de datos y transformarla en una estructura comprensible para su uso posterior (Núñez Cardenas, Hernández Palacios, Tomás Mariano, & Felipe Redondo, 2013). Dentro de la MD se emplean tareas predictivas y descriptivas, las primeras, se orientan a predecir valores de salida de una variable objetivo, que se realiza a partir de un conjunto de variables predictoras y existen tareas de clasificación y regresión, las segundas, se orientan a acciones descriptivas como describir patrones o datos, se aplican cuando el conjunto de datos no es robusto para aplicar tareas predictivas, y encontramos tareas de clustering/segmentación y asociación (Almendrales Jiménez, 2016). En el contexto educativo, encontramos a la MDE que permite responder preguntas sobre ¿qué sabe realmente un estudiante? y ¿cómo está aprendiendo? De esta forma, la MDE permite descubrir información útil que ayuda a los profesores y autoridades de las instituciones interesadas en determinar la manera más pertinente para guiar a sus estudiantes, maximizando su aprendizaje (Montoya Lince et al., 2015) y también, clasificar a los mismos en grupos en función de sus necesidades de orientación y seguimiento (Bogarín Vega, Romero Morales, & Cerezo Menéndez, 2015; Del Río & Pineda, 2016).

3. Trabajos relacionados

En la Tabla 1, se mencionan los 22 trabajos relacionados con el objeto de estudio y que permiten sustentar académicamente la investigación en la sección 6, al identificar por medio de la MDE la relación entre las variables.

Trabajo	Objeto de estudio	Hallazgo
(Maureira, Flores, & Ravanal, 2015)	CI	No existe diferencia del CI entre varones y mujeres
(González-Arias & Alucema, 2015)	CI	Universitarios con mayor CI que particulares, y posiblemente varía entre carreras
(Oliveira Rosseti, Sant'Ana Rabelo, F. Almeida de Sá Leme, Pacanaro, & Bernd Guntert, 2009)	CI	Los varones tienen mayor CI
(Ariza-Hernández, 2017)	IE	Existe relación significativa entre rendimiento académico y la IE
(Enríquez Anchondo, 2011)	IE	Conocer los índices de IE y la influencia en un contexto cultural
(Adorjan, 2014)	IM	Evitar deserción, planificando actividades vinculadas a las IM
(Paredes Barragán, 2008)	EA	Personas con diferentes EA permiten resolver problemas más complejos
(Felder & Silverman, 1988)	EA	La mayoría de estudiantes de ingeniería son visuales, sensoriales, inductivos y activos
(Ramírez León & Rosas Espín, 2014)	EA	Existen características de EA que permiten agrupar estudiantes
(Durán & Costaguta, 2007)	MDE	Se identificaron los EA por medio de algoritmos de agrupamiento
(Almendrales Jiménez, 2016)	MDE	Se identificaron los EA que influyen en el rendimiento académico
(Olague Sánchez & Torres Ovalle, 2009)	MDE	Patrones de aprendizaje de los EA en un LMS
(Bogarín Vega et al., 2015)	MDE	Identificar la ruta de aprendizaje en un LMS
(Montoya Lince et al., 2015)	MDE	Patrones de interacción en un LMS
(Núñez Cardenas et al., 2013)	MDE	Descubrir los EA dominantes
(Coello Blanco, 2016)	MDE	Descubrir los EA dominantes en estudiantes de informática
(Gabino & Salguero, 2017)	MDE	Detección de EA por medio de reglas de decisión
(Machin Torres, 2018)	MDE	Se desarrolla un software combinando IM y EA
(Aldás Jarrín, 2010)	IE e IM	Relación entre la IE y la personalidad
(Gusqui Cayo, 2017)	IE	Los varones expresan los sentimientos, las mujeres regulan sus emociones
(Aldás Salazar, 2017)	IM	Las IM más desarrolladas en ingeniería son: lógica matemática, interpersonal y lingüística
(Bravo Mancero & Urquiza Alcivar, 2016)	IE e IM	No existe relación entre el razonamiento lógico y los factores de la IE

Tabla 1 – Trabajos relacionados al objeto de estudio y sus hallazgos.

4. Metodología

4.1. Objetivo

Identificar la relación entre el cociente intelectual, estilo de aprendizaje, inteligencia emocional e inteligencias múltiples de estudiantes de ingeniería.

4.2. Proceso y métodos

La investigación fue de tipo exploratoria y descriptiva. La investigación exploratoria permitió el acercamiento al fenómeno objeto de estudio (búsqueda bibliográfica, identificación, selección de cuestionarios, planificación de la experimentación), en cambio, la investigación descriptiva permitió describir la realidad del objeto de estudio. Los investigadores responsables del estudio fueron técnicos y profesores del Laboratorio de Inteligencia Artificial, en conjunto, con una experta en pedagogía.

4.3. Participantes

La población matriculada en la Carrera de Ingeniería en Sistemas (CIS) de la Universidad Nacional de Loja (Ecuador), según el reporte del sistema de gestión académico¹ en el período abril – septiembre del 2018 es 325 estudiantes, distribuidos en primero, segundo, tercero, cuarto, quinto, sexto y noveno ciclo. Se usó un muestreo no probabilístico por conveniencia, es decir se trató de involucrar a la mayor cantidad de matriculados que asistieron en la semana de aplicación de los instrumentos (04-08/06/2018), obteniendo 282 observaciones (86.8 %).

4.4. Instrumentos y procedimientos

Los instrumentos fueron²:

- Consentimiento informado: permitió registrar la participación voluntaria en la investigación.
- Cuestionario demográfico: permitió obtener la edad, género, lugar de nacimiento, ciclo y paralelo.
- Cuestionario para el CI: se usó el propuesto por RAVEN, compuesto por 39 preguntas (Galway, 2014).
- Cuestionario para las IM: se usó el propuesto por Howard Gardner, compuesto por 35 preguntas (Fernández González & Mihura de Rosa, 2015).
- Cuestionario para el EA: se usó el propuesto por Felder y Silverman, compuesto por 44 preguntas (Paredes Barragán, 2008).
- Cuestionario para la IE: se usó la Escala Rasgo de Metaconocimientos sobre Estados Emocionales en su versión para español, compuesto por 24 preguntas (Oliva, Antolín, Pertegal, Ríos, & Parra, 2004).
- Metodología para la MDE: CRISP-DM (Hernández Cedano, 2015; Montoya Lince et al., 2015).

¹ <https://docentes.unl.edu.ec/> [Fecha de acceso: 03 de junio del 2018]

² Los instrumentos en formato PDF se encuentran en el repositorio: <https://github.com/lachamba/IALab18>

- Tarea descriptiva de la MDE: se usaron las reglas de asociación (Apriori) y el agrupamiento SimpleKmeans (Coello Blanco, 2016; Funes, 2008).
- Software para MDE: Weka (Hall et al., 2009).

Para alcanzar el objetivo planteado, se planificó el siguiente procedimiento:

1. Fase 1: aplicación manual de los instrumentos (5 cuestionarios en un cuadernillo) para recoger la información en un banco de datos (dataset).
2. Fase 2: ejecución de CRISP-DM.

5. Resultados

5.1. Fase 1

Se obtuvo 286 cuadernillos de la recolección manual, que fueron procesados usando hojas de cálculo dinámicas para obtener el dataset de 286x20 en formato CSV, posteriormente, se transformó el dataset en formato Weka (ARFF)³. En la Tabla 2 se resume los estadísticos del dataset usando Weka.

Variable	Tipo	Estadísticos
Edad	Numeric	Min: 16; Max: 33; Mean: 21.365; StdDev:2.804
Genero	Nominal	Count (Femenino): 65 Count (Masculino): 217
Lugar	Nominal	Count (Loja): 160 Count (Zamora): 16
Ciclo	Nominal	Count (Noveno): 67 Count (Tercero): 48
Paralelo	Nominal	Count (A): 157 Count (B): 106 Count (C): 19
Cociente intelectual	Numeric	Min: 87; Max: 135; Mean: 108.734; StdDev:9.1
InteligenciaMultipleVerbal	Nominal	Count (No tiene): 223 Count (Tiene): 53 Count (Sobresaliente): 6
InteligenciaMultipleLogicoMatematica	Nominal	Count (No tiene): 99 Count (Tiene): 86 Count (Sobresaliente): 97
InteligenciaMultipleVisualEspacial	Nominal	Count (No tiene): 181 Count (Tiene): 77 Count (Sobresaliente): 24
InteligenciaMultipleKinestesicaCorporal	Nominal	Count (No tiene): 210 Count (Tiene): 58 Count (Sobresaliente): 14

³ El dataset en formato CSV, ARFF, así como las hojas de cálculo dinámicas se encuentran en el repositorio: <https://github.com/lachamba/IALab18>

Variable	Tipo	Estadísticos
InteligenciaMultipleMusicalRitmica	Nominal	Count (No tiene): 128 Count (Tiene): 94 Count (Sobresaliente): 60
InteligenciaMultipleIntrapersonal	Nominal	Count (No tiene): 134 Count (Tiene): 83 Count (Sobresaliente): 65
InteligenciaMultipleInterpersonal	Nominal	Count (No tiene): 157 Count (No tiene): 75 Count (Sobresaliente): 50
InteligenciaEmocionalAtencion	Nominal	Count (Adecuado): 139 Count (Excelente): 24 Count (Mejorar): 119
InteligenciaEmocionalClaridad	Nominal	Count (Adecuado): 29 Count (Excelente): 131 Count (Mejorar): 122
InteligenciaEmocionalReparacion	Nominal	Count (Adecuado): 43 Count (Excelente): 64 Count (Mejorar): 175
EstiloAprendizajeActivoReflexivo	Nominal	Count > (Equilibrio entre AR): 109 Count > (Equilibrio entre RA): 85
EstiloAprendizajeSensitivoIntuitivo	Nominal	Count > (Equilibrio entre SI): 107 Count > (Más SI): 101
EstiloAprendizajeVisualVerbal	Nominal	Count > (Más VV): 102 Count > (Equilibrio entre VV): 80
EstiloAprendizajeSecuencialGlobal	Nominal	Count > (Equilibrio entre SG): 110 Count > (Más SG): 73

Tabla 2 – Resumen estadístico de las variables del objeto de estudio.

5.2. Fase 2

De acuerdo a CRISP-DM se muestran los resultados:

Paso A. Entendimiento del modelo de datos: de acuerdo al dataset obtenido en la fase 1, conformado de 20 variables, se seleccionaron en Weka las variables para la aplicación de la técnica de agrupamiento y las reglas de asociación.

Paso B. Preparación de datos: se procedió a transformar las variables cuantitativas (edad y cociente intelectual) a variables cualitativas, para ello se usó el filtro (*Discretize*) para atributos no supervisados en Weka, configurando 4 rangos (*bins*) y el *useEqualFrequency* en *True* para obtener rangos con el mismo número de frecuencias.

Paso C. Modelado (reglas de asociación y agrupamiento): con las variables estandarizadas, se procedió a identificar las reglas de asociación usando el algoritmo “*A priori*” con las configuraciones por defecto de Weka, posteriormente, se realizó el agrupamiento usando el algoritmo *SimpleKmeans*. Las Tablas 3 y 4 muestran los resultados obtenidos.

Reglas de asociación (Apriori)	
1. CocienteIntelectual='(106.5-112.5]' InteligenciaMultipleInterpersonal=0 47 ==> InteligenciaMultipleVerbal=0 44 <conf:(0.94)> lift:(1.18) lev:(0.02) [6] conv:(2.46)	
2. CocienteIntelectual='(106.5-112.5]' InteligenciaMultipleVisualEspacial=0 InteligenciaMultipleKinestesicaCorporal=0 46 ==> InteligenciaMultipleVerbal=0 43 <conf:(0.93)> lift:(1.18) lev:(0.02) [6] conv:(2.41)	
3. InteligenciaMultipleIntrapersonal=0 InteligenciaMultipleInterpersonal=0 InteligenciaEmocionalAtencion=Adecuado 46 ==> InteligenciaMultipleVerbal=0 43 <conf:(0.93)> lift:(1.18) lev:(0.02) [6] conv:(2.41)	
4. InteligenciaMultipleLogicoMatematica=0 InteligenciaMultipleInterpersonal=0 62 ==> InteligenciaMultipleKinestesicaCorporal=0 57 <conf:(0.92)> lift:(1.23) lev:(0.04) [10] conv:(2.64)	
5. InteligenciaMultipleLogicoMatematica=0 InteligenciaMultipleVisualEspacial=0 InteligenciaMultipleInterpersonal=0 46 ==> InteligenciaMultipleKinestesicaCorporal=0 42 <conf:(0.91)> lift:(1.23) lev:(0.03) [7] conv:(2.35)	
6. InteligenciaMultipleVisualEspacial=0 InteligenciaMultipleKinestesicaCorporal=0 InteligenciaMultipleInterpersonal=0 InteligenciaEmocionalAtencion=Adecuado 46 ==> InteligenciaMultipleVerbal=0 42 <conf:(0.91)> lift:(1.15) lev:(0.02) [5] conv:(1.92)	
7. InteligenciaMultipleKinestesicaCorporal=0 InteligenciaMultipleIntrapersonal=0 InteligenciaMultipleInterpersonal=0 InteligenciaEmocionalReparacion=Adecuado 46 ==> InteligenciaMultipleVerbal=0 42 <conf:(0.91)> lift:(1.15) lev:(0.02) [5] conv:(1.92)	
8. CocienteIntelectual='(106.5-112.5]' InteligenciaMultipleVisualEspacial=0 56 ==> InteligenciaMultipleVerbal=0 51 <conf:(0.91)> lift:(1.15) lev:(0.02) [6] conv:(1.95)	
9. InteligenciaMultipleVerbal=0 InteligenciaMultipleLogicoMatematica=0 InteligenciaMultipleInterpersonal=0 56 ==> InteligenciaMultipleKinestesicaCorporal=0 51 <conf:(0.91)> lift:(1.22) lev:(0.03) [9] conv:(2.38)	
10. InteligenciaMultipleKinestesicaCorporal=0 InteligenciaMultipleMusicalRitmica=0 InteligenciaMultipleInterpersonal=0 55 ==> InteligenciaMultipleVerbal=0 50 <conf:(0.91)> lift:(1.15) lev:(0.02) [6] conv:(1.92)	

Tabla 3 – Ejecución del algoritmo de reglas de asociación.

6. Discusión

Dentro de la información demográfica, el rango de edad de los estudiantes de CIS se encuentra entre 16-33 años, y las ciudades de Loja (56.7 %) y Zamora (5.7 %), son los lugares de nacimiento más frecuentes de los estudiantes. El género masculino representa el 76 % y el femenino el 24 % de los estudiantes de la CIS que participaron del estudio. Tomando como base los estadísticos de la Tabla 2, y considerando la escala de Raven (González-Arias & Alucema, 2015), se identifica que la media del *cociente intelectual (CI)* es 108.7, valor que se encuentra en el intervalo 85–115, por lo tanto, los estudiantes de la CIS tienen un *CI normal* corroborando lo manifestado en los trabajos relacionados en la Tabla 1 (González-Arias & Alucema, 2015; Oliveira Rosseti et al., 2009). Además, En las inteligencias *múltiples verbal y visual espacial*, el valor “No tiene” se presenta en 223 (79.1 %) y 181 (64.2 %) casos respectivamente; siendo estas dos IM las que necesitan ser desarrolladas, a través de actividades académicas adecuadas (para la *verbal*: reforzar la lectura y escritura de artículos/libros científicos/técnicos; para la *visual espacial*: reforzar el modelado en 3D, crear mapas conceptuales y juegos serios) (Secretaría de Educación, 2004). Por otro lado, la *inteligencia emocional claridad* presenta 131 (46.5

Agrupamiento (SimpleKMeans)

Initial starting points (random):

Cluster 0:

\'(19.5-21.5]\' , \'(106.5-112.5]\' , 0,0,0,0,2,0,0,Mejorar,Mejorar,Adecuado,13BAR,13BSI,57AVV,13ASG

Cluster 1: \'(21.5-23.5]\' , \'(106.5-112.5]\' , 0,0,0,0,0,2,2,Adecuado,Adecuado,Excelente,13AAR,57ASI,911A

VV,13BSG

Cluster 2:

\'(19.5-21.5]\' , \'(102.5-106.5]\' , 0,0,0,0,1,1,2,Mejorar,Adecuado,Adecuado,57AAR,13ASI,57AVV,13ASG

Final cluster centroids:

Attribute	Cluster#			
	Full Data (282.0)	0 (137.0)	1 (89.0)	2 (56.0)
Edad	\'(-inf-19.5]\'	\'(-inf-19.5]\'	\'(23.5-inf)\'	\'(19.5-21.5]\'
CocienteIntelectual	\'(106.5-112.5]\'	\'(106.5-112.5]\'	\'(106.5-112.5]\'	\'(102.5-106.5]\'
InteligenciaMultipleVerbal	0	0	0	0
InteligenciaMultipleLogicoMatematica	0	0	2	2
InteligenciaMultipleVisualEspacial	0	0	0	0
InteligenciaMultipleKinestesicaCorporal	0	0	0	0
InteligenciaMultipleMusicalRitmica	0	0	0	1
InteligenciaMultipleIntrapersonal	0	0	2	1
InteligenciaMultipleInterpersonal	0	0	1	0
InteligenciaEmocionalAtencion	Adecuado	Mejorar	Adecuado	Adecuado
InteligenciaEmocionalClaridad	Mejorar	Mejorar	Adecuado	Adecuado
InteligenciaEmocionalReparacion	Adecuado	Adecuado	Adecuado	Adecuado
EstiloAprendizajeActivoReflexivo	13AAR	13BAR	13AAR	57AAR
EstiloAprendizajeSensitivoIntuitivo	13ASI	13ASI	57ASI	13ASI
EstiloAprendizajeVisualVerbal	57AVV	13AVV	57AVV	57AVV
EstiloAprendizajeSecuencialGlobal	13ASG	13ASG	13ASG	13ASG
Clustered Instances:				
0	137 (48%)			
1	89 (32%)			
2	56 (20%)			

Tabla 4 – Ejecución del algoritmo de agrupamiento.

%) casos en el valor “Excelente”, siendo la IE que más predomina en los estudiantes (saben comprender sus estados emocionales). La *inteligencia emocional reparación* presenta 175 (62.1 %) casos en el valor “Mejorar”, con ello, es la IE que más se debe desarrollar o potenciar en los estudiantes de la CIS (deben aprender a regular sus estados emocionales), coincidiendo con los trabajos relacionados (Ariza-Hernández, 2017; Gusqui Cayo, 2017). La *inteligencia emocional atención* presenta 139 (49.3 %) casos en el valor “Adecuado”, es decir que los estudiantes de la CIS pueden sentir y expresar sus sentimientos de manera adecuada. Así mismo, se identifica que el EA que más predomina en 194 estudiantes (68.8 %) de la CIS es el “equilibrio entre el activo y reflexivo” corroborando lo manifestado en el trabajo de (Felder & Silverman, 1988), por lo tanto, en los estudiantes de la CIS existen preferencias de trabajos en equipo y de afrontar nuevos desafíos, y a la vez, existen estudiantes que les gusta trabajar en base a la experiencia y analizar con detenimiento las acciones a realizar (Secretaría de Educación, 2004).

Para identificar el primer conjunto de relaciones entre las variables, se consideró las tres primeras reglas de asociación obtenidas por medio de Weka (ver Tabla 3): **R1**) si el

CI de los estudiantes se encuentra en el rango de 106.5 a 112.5 (CI normal) y no tienen desarrollada la *inteligencia múltiple interpersonal*, entonces los estudiantes no tienen desarrollada la *inteligencia múltiple verbal*; **R2**) si el CI de los estudiantes se encuentra en el rango de 106.5 a 112.5 (CI normal) y no tienen desarrollada la *inteligencia múltiple visual espacial* y tampoco la *kinestésica corporal*, entonces los estudiantes no tienen desarrollada la *inteligencia múltiple verbal*; y **R3**) si los estudiantes no tienen desarrollada la *inteligencia múltiple intrapersonal e interpersonal* y la *inteligencia emocional atención* es adecuado, entonces los estudiantes no tienen desarrollada la *inteligencia múltiple verbal*. Con las reglas descritas, se puede observar que existen variables relacionadas como las IM, IE y CI que permiten identificar que la *inteligencia múltiple verbal* es la que se encuentra menos desarrollada en los estudiantes de la CIS. Si se potenciarán las inteligencias vinculadas, posiblemente se activaría o desarrollaría la *inteligencia múltiple verbal*.

Por otro lado, para identificar el segundo conjunto de relaciones entre las variables, se consideró los tres clústeres obtenidos por medio de Weka (ver Tabla 4), así: **clúster 0** (48 %), la edad de los estudiantes es hasta los 19 años, cuyo CI se encuentra en el rango de 106 a 112, no tienen desarrolladas ninguna de las IM, la *inteligencia emocional atención y claridad* deben mejorar, la *inteligencia emocional reparación* es adecuado, tienen equilibrio entre el *estilo de aprendizaje reflexivo-activo, sensitivo-intuitivo, visual-verbal, secuencial-global*; **clúster 1** (32 %), la edad de los estudiantes es mayor de los 23 años, cuyo CI se encuentra en el rango hasta 102, no tienen desarrolladas las *inteligencias múltiples verbal, visual espacial, kinestésica corporal, musical rítmica*, son sobresalientes en la *inteligencia múltiple lógico matemática e intrapersonal*, tienen la *inteligencia múltiple interpersonal*, la *inteligencia emocional atención, claridad y reparación* es adecuado, tienen equilibrio entre el *estilo de aprendizaje activo-reflexivo y secuencial-global*, son más *sensitivo-intuitivo y visual-verbal*; y **clúster 2** (20 %), la edad de los estudiantes se encuentra en el rango de 19 a 21 años, cuyo CI se encuentra en el rango de 102 a 106, no tienen desarrolladas las *inteligencias múltiples verbal, visual espacial, kinestésica corporal, interpersonal*, son sobresalientes en la *inteligencia múltiple lógico matemática* y tienen la *inteligencia múltiple musical rítmica e intrapersonal*, la *inteligencia emocional atención, claridad y reparación* es adecuado, tienen equilibrio entre el *estilo de aprendizaje sensitivo-intuitivo y secuencial-global*, son más *activo-reflexivo y visual-verbal*.

Por destacar, que los estudiantes de la CIS (dos de los clústeres), tienen la *inteligencia múltiple lógico matemática* característica de los ingenieros (Aldás Salazar, 2017), en contraste, en los tres clústeres se evidencia que la *inteligencia múltiple verbal* es la que requiere ser potenciada y desarrollada (ver Tabla 2); corroborando con los trabajos relacionados (Coello Blanco, 2016; Gabino & Salguero, 2017).

7. Conclusiones y trabajos futuros

Podemos concluir como una de las principales contribuciones del trabajo es que mediante el uso de las técnicas de reglas de asociación y agrupamiento se ha identificado dos conjuntos de relaciones entre las variables, cociente intelectual, inteligencias múltiples, inteligencia emocional y estilos de aprendizaje de los estudiantes de ingeniería. Por otro lado, una de las limitantes del trabajo es que la experimentación no se realizó con

toda la población de estudiantes (325) de la CIS, además, para validar los hallazgos de este trabajo, se podría usar otros cuestionarios existentes en la literatura científica por cada una de las variables. Este trabajo es una primera aproximación para identificar la relación entre las variables del objeto de estudio, y al ser un sistema muy dinámico, si se repitiera el experimento, los resultados pueden variar, por tal motivo, se recomienda realizar más experimentos en otros estudiantes de ingenierías vinculadas al estudio y así poder tener valores más aproximados. Todo el material usado en la investigación se encuentra de acceso libre, disponible para la comunidad científica en <https://github.com/lachamba/IALab18>.

Como líneas futuras, se tiene planificado por medio de la teoría de agentes inteligentes, construir en su primera versión la arquitectura del Agente *EstudianteCIS* que puede interactuar en una arquitectura de SMA en el contexto de un salón de clases inteligente (SaCI) (Aguilar et al., 2016). Además, se requiere aplicar técnicas didácticas y pedagógicas para reforzar las inteligencias múltiples con falencias, por ejemplo, construyendo un agente conversacional basado en PLN para potenciar la inteligencia lingüística. Así mismo, se está trabajando en obtener modelos básicos académicos de aprendizaje automático para resolver problemas de regresión, clasificación y agrupamiento usando las 286 observaciones o agregando más datos de otras ramas de la ingeniería u otras ciencias (Zhu, 2015). Finalmente, se pretende a corto plazo usar la computación emergente para identificar nuevos agrupamientos presentes en la población de estudio y trabajar de forma multidisciplinar, involucrando a profesionales de la psicología, educación e IA, esto permitirá dar una base teórica y metodológica a toda la investigación (Barba-Guamán, Valdiviezo-Díaz, & Aguilar, 2018).

Agradecimientos

Este trabajo forma parte de las actividades académicas y de investigación del Grupo de Investigación GITIC, agradecemos al profesorado, autoridades y alumnado de la Carrera de Ingeniería en Sistemas de la Universidad Nacional de Loja (UNL).

Contribuciones de autoría

Luis Chamba-Eras y Jose-Luis Granda concibieron el estudio, la minería de datos educativa y redactaron la versión inicial y final del artículo. Pedro Arevalo-Marin, Yonder Cabrera-Piedra, Miguel Cabrera-Sarango, Jonathan Caicedo-Rodriguez, Andres Camacho-Veliz, Sergio Cartuche-Morocho, Cristian Castillo-Aguilar, Daniel Castillo-Betancourt, Jason Chamba-Tigre, Alex Condoy-Carrion, Monica Coronel-Cardenas, Jorlan Elizalde-Cando, Elvis Freire-Feijoo, Adriana Gomez-Jara, Johnny Gonzalez-Guaman, Manuel Mora-Medina, Andres Morocho-Cumbicus, Maria-Jose Ojeda-Bazaran, Nelson Puchaicela-Godoy, Guido Quezada-Alvarez, Nayo Salinas-Minga, Javier Sarango-Espinoza han realizado conjuntamente distribuidos en equipos de tres personas la argumentación teórica y científica del objeto de estudio (estilos de aprendizaje, inteligencias múltiples, inteligencia emocional y cociente intelectual), la recolección de los datos, y la descripción de datos. Así mismo, Milton Labanda-Jaramillo, Edison Coronel-Romero y Maria Roman-Sanchez revisaron la redacción del texto y aportaron comentarios en la revisión de literatura sobre el objeto de estudio,

metodología y discusión y otros elementos para la mejora el artículo y aprobaron la versión final para su publicación.

Referencias

- Adorjan, A. (2014). *Un enfoque de Inteligencias Múltiples y Competencias aplicado a la enseñanza inicial de la Programación*. Universidad ORT Uruguay.
- Agudo-Peregrina, Á. F., Caeiro-Rodríguez, M., Conde, M. Á., Cruz-Benito, J., Delgado Kloos, C., Menchaca, I., ... Robles Gómez, A. (2017). SNOLA: creando una Red sobre Analíticas de Aprendizaje en España. In *IV Congreso Internacional sobre aprendizaje, innovación y competitividad* (pp. 69–73).
- Aguilar, J., Chamba-Eras, L., & Cordero, J. (2016). *Specification of a smart classroom based on agent communities. Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 444).
- Aguilera Pupo, E., & Ortiz Torres, E. (2009). Las investigaciones sobre los estilos de aprendizaje y sus modelos explicativos. *Revista Estilos de Aprendizaje*, 4(2), 1–19.
- Aldás Jarrín, J. C. (2010). *El desarrollo de las Inteligencias múltiples y la formación por competencias en el primer nivel de la Carrera de Medicina de la Facultad de Ciencias de la Salud de la Universidad Técnica de Ambato*. Universidad Técnica de Ambato.
- Aldás Salazar, D. S. (2017). *Las Inteligencias Múltiples y su incidencia en el logro de competencias genéricas y específicas en los estudiantes de la Carrera de Ingeniería Industrial de la Universidad Técnica de Ambato, período académico Septiembre 2012-Febrero 2013*. Escuela Politécnica del Ejército.
- Aliseda, A. (2013). ¿Inteligencia mecánica? *Ciencia*, 64(4), 10–17.
- Almendrales Jiménez, G. (2016). *Estudio sobre estilos de aprendizaje mediante Minería de Datos como apoyo a la gestión directiva de la institución educativa Joaquín Cárdenas Gómez del Municipio de San Carlos*. Universidad Pontificia Bolivariana.
- Ariza-Hernández, M. L. (2017). *Influencia de la inteligencia emocional y los afectos en la relación maestro-alumno, en el rendimiento académico de estudiantes de educación superior*. *Educación y Educadores*.
- Barba-Guamán, L., Valdiviezo-Díaz, P., & Aguilar, J. (2018). Gestión emergente de espacios colaborativos de aprendizaje. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, 4(15), 271–281.
- Benavides, M., Maz, A., Castro, E., & Blanco, R. (2004). *La Educación de Niños con Talento en Iberoamérica*.
- Bogarín Vega, A., Romero Morales, C., & Cerezo Menéndez, R. (2015). Aplicando minería de datos para descubrir rutas de aprendizaje frecuentes en Moodle. *Revista de Educación Mediática y TIC*, 5(1), 73–92.

- Bravo Mancero, P., & Urquizo Alcivar, A. M. (2016). Razonamiento lógico abstracto e inteligencia emocional: trayectorias en la formación de estudiantes universitarios. *Sophía, Colección de Filosofía de La Educación*, 2(21), 179.
- Chamba-Eras, L., & Aguilar, J. (2017). Augmented Reality in a Smart Classroom - Case Study: SaCI. *Revista Iberoamericana de Tecnologías Del Aprendizaje*, 12(4), 165–172.
- Coello Blanco, L. (2016). Uso de algoritmos de agrupamiento en la determinación de los estilos de aprendizaje. *Congreso Universidad*, 5(4), 30–42.
- Del Río, C. A., & Pineda, J. A. (2016). Predicting academic performance in traditional environments at higher-education institutions using data mining : A review. *Ecos de La Academia*, 4, 1–24.
- Durán, E. B., & Costaguta, R. N. (2007). Minería de datos para descubrir estilos de aprendizaje. *Revista Iberoamericana de Educación*, 42(2), 6.
- Enríquez Anchondo, H. A. (2011). *Inteligencia Emocional Plena : Hacia un Programa de Regulación Emocional Basado en la Conciencia Plena*. Universidad de Málaga.
- Felder, R., & Silverman, L. (1988). Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering Education*, 78(7), 674–681.
- Fernández González, A., & Mihura de Rosa, D. (2015). Inteligencias Múltiples. *E-Motion. Revista de Educación, Motricidad e Investigación*, (4), 6–17.
- Funes, A. (2008). *Agrupamiento Conceptual Jerárquico Basado en Distancias. XII Workshop de* Universidad Politécnica de Valencia.
- Gabino, R., & Salguero, A. (2017). Herramienta para detección de estilos de aprendizaje en estudiantes de educación superior. *Revista Tecnológica ESPOL – RTE*, 30(3), 106–121.
- Galway, S. (2014). Test de Inteligencia. In *Historia, Definición y Teorías de los Test de Inteligencia* (pp. 135–164).
- Gardner, H. (1998). *Inteligencias múltiples*. Paidós Barcelona.
- Gershenson, C. (2013). ¿Cómo medir la inteligencia de las máquinas? *Ciencia*, 64(4), 18–23.
- González-Arias, M. I., & Alucema, L. B. (2015). Formación universitaria e inteligencia en carreras de ingeniería y pedagogía. Revisitando un antiguo debate. *Formacion Universitaria*, 8(6), 13–22.
- Gusqui Cayo, L. H. (2017). *Inteligencia Emocional en Estudiantes de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Chimborazo. Riobamba. Marzo-Julio 2017*. Universidad Nacional de Chimborazo.
- Hall, M., Holmes, G., Pfahringer, B., Witten, I., Hall, M., Frank, E., ... Witten, I. H. (2009). The WEKA data mining software: An update. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 11(1), 10–18.

- Hernández Cedano, J. Á. (2015). *Modelo de Minería de Datos para Identificación de Patrones que Influyen en el Aprovechamiento Académico*. Instituto Tecnológico de la Paz.
- Lemos dos Santos, H., Cechinel, C., Carvalho Nunes, J. B., & Ochoa, X. (2017). An Initial Review of Learning Analytics in Latin America. In *Twelfth Latin American Conference on Learning Technologies (LACLO)* (pp. 1–9).
- Machin Torres, I. T. (2018). Diseño del componente generación de tutoría para el aprendizaje de la programación orientada a objetos. *Revista ESPACIOS*, 39(10), 1–15.
- Maureira, F., Flores, E., & Ravanal, M. (2015). Capacidad intelectual de estudiantes de educación física de una universidad privada de Santiago de Chile. *Psiquiatría Universitaria*, 11(4), 395–401.
- Mayer, J. D., & Salovey, P. (1997). What is emotional intelligence? In *Emotional development and emotional intelligence: Educational Implications* (pp. 3–31). New York: Harper Collins.
- Molero, C., Sáiz, E., & Esteban, C. (1998). Revisión histórica del concepto de inteligencia: Una aproximación a la inteligencia emocional. *Revista Latinoamericana de Psicología*, 30, 11–30.
- Montoya Lince, A., Vargas Bonilla, J., & Contreras Olivares, L. Y. (2015). Educational Data Mining (EDM) para la Determinación de Comportamientos en Estudiantes de Ingeniería del Modelo UDE@. In *Encuentro Internacional de Educación en Ingeniería* (pp. 1–12).
- Núñez Cardenas, F. de J., Hernández Palacios, R., Tomás Mariano, V. T., & Felipe Redondo, A. M. (2013). Identificación de Estilos de Aprendizaje en Alumnos Universitarios de Computación de la Huasteca Hidalguense mediante Técnicas de Minería de Datos. *Ciencia Huasteca Boletín Científico de La Escuela Superior de Huejutla*, 1(2), 1–7.
- Olague Sánchez, J. R., & Torres Ovalle, S. (2009). Aplicación De Técnicas De Minería De Datos Y Sistemas De Gestión De Contenidos De Aprendizaje Para El Desarrollo De Un Sistema Informático de Aprendizaje de Programación de Computadoras. In *X Congreso Nacional de Investigación Educativa* (pp. 1–15).
- Oliva, A., Antolín, L., Pertegal, M. A., Ríos, M., & Parra, A. (2004). Escala para la Evaluación de la Expresión, Manejo y Reconocimiento de Emociones. In *Instrumentos para la Evaluación de la Salud Mental y el Desarrollo Positivo Adolescente y los Activos Que lo Promueven* (pp. 144–159).
- Oliveira Rosseti, M., Sant'Ana Rabelo, I., F. Almeida de Sá Leme, I., Pacanaro, S. V., & Bernd Guntert, I. (2009). Evidências de validade das Matrizes Progressivas Avançadas de Raven em universitários. *Psico-USF*, 14(2), 177–184.
- Ortiz Torres, E; Aguilera, E.; González Pérez, A. (2010). Los Estilos De Aprendizaje , La Superdotación Intelectual Y El Talento En Estudiantes Universitarios. *Revista Estilos de Aprendizaje*, 5(5), 1–21.

- Ortiz Torres, E., & Aguilera Pupo, E. (2005). Los estilos de aprendizaje de los estudiantes universitarios y sus implicaciones didácticas en la educación superior. *Revista Pedagogía Universitaria*, X(5), 1–9.
- Paredes Barragán, P. (2008). *Una Propuesta de Incorporación de los Estilos de Aprendizaje a los Modelos de Usuario en Sistemas de Enseñanza Adaptativos*. Universidad Autónoma de Madrid.
- Ramírez León, Y. del V., & Rosas Espín, D. (2014). Aplicación de la teoría de estilos de aprendizaje al diseño de contenidos didácticos en entornos virtuales. *Etic@net*, 2(14), 8.
- Secretaría de Educación, P. (2004). Manual de estilos de aprendizaje. *Material Autoinstruccional Para Docentes y Orientadores Educativos*.
- Sin, K., & Muthu, L. (2015). Application of Big Data in Education Data Mining and Learning Analytics – a Literature Review. *ICTACT Journal on Soft Computing*, 05(04), 1035–1049.
- Sternberg, R. J. (1999). *Thinking styles*. Cambridge university press.
- Turing, A. M. (1950). Computing Machinery and Intelligence. *MIND*, 59(236), 433–460.
- Zhu, X. (2015). Machine Teaching: An Inverse Problem to Machine Learning and an Approach Toward Optimal Education. In *Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence* (pp. 4083–4087).

© 2019. This work is published under
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>(the
“License”). Notwithstanding the ProQuest Terms and
Conditions, you may use this content in accordance with the
terms of the License.