

Caracterización del nivel de estrés de alumnos de ingeniería mediante herramientas de Data Mining

Jonatán Rojas Polo, Mg¹, Cesar Corrales Riveros, Mg¹, Wilmer Atoche Diaz, Mg¹, Alexia Cáceres Cansaya, Ing.¹ and Miguel Rodriguez Anticona

¹Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, jrojas@pucp.pe, ccorral@pucp.edu.pe, watoche@pucp.edu.pe, alexia.caceres@pucp.pe, miguel.rodriguez@pucp.edu.pe

Abstract– *This research addresses the analysis of the level of stress faced by university students of industrial engineering located in metropolitan Lima through data mining tools. In normal situations, the daily load of the student from the eighth to the tenth cycle of a university was divided between university studies and the work of professional practices required in the curriculum, which meant an average load of 25 hours of classes, 30 hours of work in a company and 33 hours of study in the execution of academic tasks per week. This load has been affected since March 15, 2020, when the Ministry of Education established distance education - virtual and the Ministry of Health established confinement due to COVID 19, which impacted on a higher level of stress.*

The first phase of the research began with data collection, for this phase the SISCO Academic Stress Inventory proposed by Rosanna [1] was used; in the second phase the data preprocessing was carried out; In the third phase, it was identified which are the significant variables that influence a high level of stress measurement of the students, the main methods being the use of logistic regression and the classification tree; In the third phase, the level of precision of the proposed methods were validated, in the logistic regression method a model with a p_value of 95.7%, and a value of the Akaike criterion; In the classification tree method, a precision level of 78% was obtained; Finally, it was determined which are the significant variables that affect the level of stress of the students, such as the ergonomic conditions for studying and carrying out activities at home, which are on average 20 hours a week. The research concludes with the measurement and characterization of the level of stress, recommendations to teachers to be able to motivate students, and look for complementary tools to strengthen learning.

Keywords– *stress in college students, stress and COVID 19, Data Mining and stress level, logistic regression, classification tree.*

Resumen– *La presente investigación aborda el análisis del nivel de estrés que enfrentan los alumnos universitarios de ingeniería industrial ubicada en Lima metropolitana mediante herramientas de minería de datos. En situaciones normales la carga diaria del alumno de octavo a decimo ciclo de una universidad se dividía entre los estudios universitarios y el trabajo de prácticas profesionales exigidos en la malla curricular, lo cual significaba una carga promedio de 25 horas de clases, 30 horas de trabajo en empresa y 33 horas de estudio en ejecución de tareas académicas a la semana. Esta carga se ha visto afectada desde el 15 de marzo del 2020, cuando el ministerio de educación estableció la educación a distancia – virtual y el ministerio de salud estableció el confinamiento a causa del COVID 19, lo cual impactó en un mayor nivel de estrés.*

La primera fase de la investigación inició con la recolección de datos, para esta fase se utilizó el Inventario de Estrés Académico SISCO propuesta por Rosanna [1]; en la segunda fase se realizó el preprocesamiento de datos; en la tercera fase se identificó cuáles son las variables significativas que influyen en una alta medición del nivel de estrés de los alumnos, siendo los principales métodos el uso de regresión logística y árbol de clasificación; en la tercera fase se validó el nivel de precisión de los métodos propuestos, en el método de regresión logística se determinó un modelo con un p_value de 95.7%, un valor del criterio de Akaike y un AIC; en el método de árbol de clasificación se obtuvo un nivel de precisión del 78%; finalmente se determinó cuáles son las variables significativas que afectan el nivel de estrés de los alumnos, tales como las condiciones ergonómicas para el estudio y realización de actividades del hogar que en promedio son 20 horas a la semana. La investigación concluye con la medición y caracterización del nivel de estrés, recomendaciones a los docentes para poder motivar a los alumnos y buscar herramientas complementarias para fortalecer el aprendizaje.

Palabras claves– *estrés en alumnos universitarios, estrés y COVID 19, Data Mining y el nivel de estrés, regresión logística, árbol de clasificación*

I. INTRODUCCIÓN

Durante la última década la población universitaria total en el Perú, se ha incrementado en un 40%. Siendo una obligación por parte de las entidades educativas de mejorar su calidad docente [2]. Sin embargo, la búsqueda de la calidad en la educación suele generar un impacto colateral en el nivel de carga mental de los estudiantes universitarios, particularmente en las especialidades de ingeniería. Las carreras de ingeniería generan entre sus estudiantes una carga mental que puede ser excesiva. Dentro de las expresiones más visibles de esta carga mental está el estrés. El estrés suele clasificarse, según su origen, en las categorías de estrés académico y estrés laboral; el estrés académico se define como una reacción de activación fisiológica, emocional, cognitiva y conductual a estímulos y eventos académicos [3]. Selye definió el estrés como una reacción fisiológica inespecífica, a las demandas exteriores o interiores [4]. Kelloway y Day [5] indican que la configuración de un lugar de trabajo saludable ayuda a superar el estrés en un grado significativo, por lo que el estrés no sólo es causado por factores estresantes, sino también, entre otros, por la respuesta emocional del individuo. Sabiendo que el estrés se entiende como una crisis o variación del estilo de vida [6] que afecta a las personas independientemente de su etapa de desarrollo o nivel socioeconómico [7]. Los estudiantes de la universidad de ingeniería, son afectados por un estrés alto, dado que los estudiantes universitarios abarcan cada vez más situaciones

Digital Object Identifier (DOI):

<http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2021.1.1.489>

ISBN: 978-958-52071-8-9 ISSN: 2414-6390

estresantes [8], y así lo corroboran las estadísticas publicadas por la Oficina Nacional de Registros Criminales, que indican que un estudiante se suicida cada hora [9]. Sin embargo, los estudiantes tienden a pensar que esta carga mental es normal, por el mero hecho de estudiar ingeniería, sin poder detallar que esto está perjudicando su salud. Existen estadísticas que registran que el 1.8% de los estudiantes se suicidó por fallas en sus exámenes y un aumento del 80% en las tasas de suicidio de un semestre académico a otro. El estrés académico ha sido identificado como el principal síntoma de estas alarmantes cifras [10] y en general el estrés es uno de los principales causantes de la alta tasa de suicidios de la actualidad [11].

Por otro lado, los adultos jóvenes, en edad universitaria, sufren cambios fisiológicos, sociológicos y culturales, derivados del abandono del hogar familiar y las influencias de los grupos de pares en este período, que pueden estar relacionados con hábitos poco saludables que afectan la salud [12]. Algunos de los problemas reportados en estudiantes con alto estrés académico son depresión, ansiedad, problemas de conducta, irritabilidad, enfado, alteración de la dieta, soledad, entre otros [13, 14]. Aunque ciertos niveles de estrés empujan a los estudiantes hacia un desempeño óptimo, cuando no se manejan de manera eficiente debido a recursos inadecuados para enfrentar el estrés, puede tener consecuencias nefastas para el estudiante y la institución, lo que resulta, por ejemplo, en que la presión que enfrentan estos estudiantes para tener un alto desempeño, es tan severo, que se quintuplica los intentos de suicidio [10].

Algunos de los factores estresantes comunes que se presentan en el entorno académico incluyen tareas excesivas, mala gestión del tiempo y habilidades sociales, competencia entre pares, habilidades blandas, etc. [10]. Sobrecargas académicas, cursos complicados, tiempo inadecuado para estudiar, carga de trabajo cada semestre, exámenes difíciles, baja motivación y altas expectativas familiares generaron un estrés moderado entre los estudiantes y que el miedo al fracaso es la principal fuente de estrés entre los estudiantes de pregrado [15]. Por otro lado, hay investigaciones que determinaron que los niveles más altos de estrés son notorios durante las exposiciones laborales, la sobrecarga académica, la falta de tiempo y los exámenes [16]. También se puede decir que los exámenes constituyen en cierta medida uno de los estresores académicos fundamentales en la vida del estudiante, con efectos sensibles a nivel conductual, cognitivo y fisiológico-emocional [17].

Un elemento adicional a considerar es la alta proporción de estudiantes que trabajan a tiempo completo y al mismo tiempo están matriculados en la universidad, los cuales enfrentan muchos desafíos, pues si bien es cierto, un trabajo proporciona capacitación y experiencia, los estudiantes que trabajan a menudo experimentan un rendimiento académico reducido y, a veces, problemas de salud, pues trabajar muchas horas afecta la vida personal y limita el número de conexiones de amigos y

actividades de ocio [18], convirtiendo al trabajo en uno de los factores más importantes que causan estrés entre los estudiantes, aunque no hay muchos estudios al respecto [2].

II. ESTADO DEL ARTE

A. Regresión logística

La regresión logística es un tipo de análisis de regresión en el que se pueden predecir resultados categóricos en función de ciertos predictores [19]. Las probabilidades de los posibles resultados se modelan, utilizando funciones logísticas, como una función de variables independientes. La regresión logística puede ser binomial o multinomial. La regresión logística utiliza una función de enlace que transforma el rango limitado de una probabilidad $[0,1]$ en $(-\infty, +\infty)$ [20]. Aplicando regresión se pueden obtener los pesos de las variables de correlación a partir de los datos históricos mediante el uso de un algoritmo de regresión logística, por lo que se puede encontrar las variables más importantes involucradas en un evento, usando el algoritmo de regresión logística [20].

Como paradigma de cálculo y aprendizaje, el algoritmo de regresión logística se considera un puente entre la estadística y la inteligencia artificial (IA), que se aplica ampliamente en diferentes campos, como la medicina y el tráfico [21]. La combinación entre regresión logística y red neuronal artificial (ANN) se considera un camino factible hacia la IA. La regresión logística bien conocida y los otros modelos de respuesta binaria se pueden utilizar en el área de la IA [22].

Entre las aplicaciones que combinan la regresión logística y ANN, se tiene la propuesta de un modelo que se construye aplicando regresión logística y ANN, para identificar los factores que más contribuyen al deslizamiento de tierra [23]. También el algoritmo de regresión logística se aplica ampliamente no solo en la investigación médica, sino también en la predicción de accidentes de tráfico y la detección de alarmas de incendio [20][24][25].

Un modelo de regresión logística es adecuado cuando el resultado solo puede tomar un número limitado de valores. En cuanto a la detección de incidentes de tráfico, el resultado se limita a solo dos valores, la presencia o ausencia de un incidente. Un modelo de regresión logística es un modelo lineal generalizado (GLM) con una respuesta binomial y una función de enlace logit [19]. En [26] se presenta un marco para utilizar el modelo de regresión logística para la predicción de incidentes en los sistemas de transporte. Por lo tanto, el objetivo de este estudio es aplicar el algoritmo de regresión logística de manera eficaz para detectar los factores más importantes que originan un evento dado como puede ser el exceso de carga mental entre los estudiantes de ingeniería.

B. Data Mining

La minería de datos es un proceso iterativo que se define mediante el descubrimiento de conocimiento, a través de

métodos estadísticos y computacionales. Con el uso cada vez mayor de las computadoras, los sistemas generan una gran cantidad de datos. Por lo tanto, actualmente existe un cambio de paradigma, dado que surge la necesidad de comprender conjuntos de datos grandes, complejos y ricos en información para campos de los negocios, la ciencia y la ingeniería. Actualmente, los datos corporativos y de clientes son reconocidos como activos estratégicos. Siendo una necesidad el uso de la minería de datos en la búsqueda de información nueva, valiosa y no trivial [27]. En la fig.1 se detalla el proceso de minería de datos, el cual consiste en la adquisición de datos, almacenar y manipular los datos, preparar los datos mediante el preprocesamiento, buscar patrones de comportamiento en los datos los cuales nos brindaran el conocimiento oculto de los procesos.

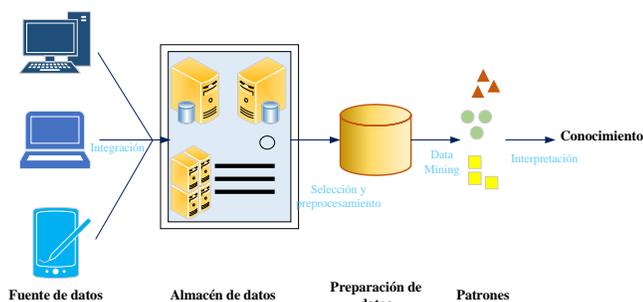


Fig. 1 Proceso de minería de datos

Los dos objetivos principales de la minería de datos tienden a ser la predicción (conjunto de datos para predecir valores desconocidos o futuros) y la descripción (encontrar patrones que describen los datos). La importancia relativa de la predicción y la descripción para aplicaciones particulares de minería de datos puede variar considerablemente. Las tareas principales de minería de datos son: la clasificación que es una función de aprendizaje que clasifica un elemento en una clase definida; la Regresión, que asigna un elemento de datos a una variable de predicción de valor real; la agrupación que busca identificar un conjunto finito de categorías para describir los datos; el modelado de dependencias que describe relaciones significativas entre variables o entre los valores de una característica en un conjunto de datos; y finalmente la detección de cambios y desviaciones [27].

C. Árbol de clasificación

Los árboles de clasificación es un caso específico de las estrategias de las pruebas de testeo por partición [28], las cuales consisten en la separación de la información en subconjuntos no necesariamente excluyentes de información con el objetivo de poder tener una representación fiel del comportamiento de la información, a través de pruebas en los subconjuntos de datos [29]. El método consiste en identificar factores relevantes para la prueba, y en función a cada uno de ellos, se hace una

clasificación excluyente, las cuales a su vez pueden ser nuevamente reclasificados en subcategorías, lo cual queda representado gráficamente en forma de un árbol. Las pruebas de testeo se generarán combinando los diferentes elementos de las diferentes clasificaciones realizadas. Dentro de las ventajas que presenta este método es que permite manejar toda la información de manera estructurada en pequeños grupos o partes, haciendo más fácil su comprensión y su documentación [28].

Así mismo, resalta por su metodología descriptiva y sistemática, así como el apoyo que brinda a la determinación del caso de testeo y sus especificaciones [30].

D. Nivel de estrés

El estrés es un estado de desequilibrio, influenciado por condiciones que amenazan la homeostasis. Para la población estudiantil, tiene un comportamiento cíclico, un excesivo nivel de estrés puede influir en un bajo rendimiento académico, y una de las principales causas de estrés puede ser el rendimiento académico [31]. El estrés experimentado por los estudiantes no es igual en cada uno de los años académicos, existe evidencia estadística que los estudiantes de último año presentan mayor nivel de estrés que los estudiantes de los primeros años, siendo una causa la elaboración de las tesis. Es importante analizar las variables relacionadas al nivel de estrés, tal como la satisfacción - motivación, carga de trabajo, respuesta a eventos de la vida, adaptación y manejo del estrés [32].

El nivel de estrés no solo esta correlacionado con la salud mental de los alumnos, existen investigaciones donde determinan que los estudiantes con un alto nivel de estrés académico comieron más que los estudiantes con bajo estrés académico, presentando una mayor frecuencia de ingesta de azúcar, por consiguiente, el exceso del nivel de estrés puede comprometer la salud integral y contribuir a su morbilidad [33]. Con respecto a la salud mental, el estrés académico es un factor de riesgo clave en el desarrollo del riesgo suicida. Existen correlaciones significativas entre el estrés académico, el riesgo de suicidio, la autoeficacia emocional regulatoria y los bienes de los jóvenes [34].

Es necesario que tanto padres y profesores analicen y se comprometan con los jóvenes para minimizar el nivel de estrés académico. Las percepciones de los estudiantes sobre las relaciones maestro-alumno y las variables de calidez emocional de los padres se correlacionaron negativamente con el estrés académico [35].

III. CASO DE ESTUDIO

El caso de estudio se divide en 4 fases, definición del tamaño de muestra, variables del cuestionario, análisis exploratorio de datos, y algoritmo de minería de datos en la generación de conocimiento.

A. Tamaño de muestra

La población de los alumnos de la presente investigación es de 1800 personas. Los datos han sido recopilados durante

enero de 2020 a febrero de 2021. El nivel de confianza usado es del 5%, el error máximo tolerable es de un alumno, la desviación estándar es de 6 alumnos. En la ecuación 1 se observa la fórmula del tamaño de muestra, con lo cual tenemos un tamaño de muestra de 129 alumnos.

$$n = \frac{Z_{1-\frac{\alpha}{2}}^2 N \sigma^2}{(N-1)E^2 + Z_{1-\frac{\alpha}{2}}^2 \sigma^2} \quad (1)$$

$\alpha = 5\%$ (nivel de confianza)

$Z_{1-\frac{\alpha}{2}} = 1.95996$

$N = 1800$ alumnos de población

$\sigma = 6$ alumnos (desviación estándar)

$E = 1$ alumno (error permisible de evaluación)

$n = 129$ alumnos

Adicionalmente se agregó un 10% de muestra de seguridad, con lo cual se obtuvo un tamaño de muestra para la investigación de 142 (los datos del nivel de precisión fueron determinados por los investigadores).

B. Variables del cuestionario

La medición del nivel de estrés académico se realizó aplicando la encuesta desarrollada por Jaimes Rosanna (2008). Esta encuesta mide variables de reacciones físicas, reacciones psicológicas, reacciones conductuales, reacciones académicas y estrategias de vida; a si también observe la Tabla I. La puntuación de estas variables, variables independientes, varían en un rango de puntaje de 1 que involucra un nivel nulo, hasta el puntaje de 5 que involucra un nivel de alta frecuencia.

Así también se obtienen 3 variables dependientes:

- Puntaje del nivel de estrés, “Y_nivel_estres” que aborda los siguientes resultados: valores menores de 39 expresan un nivel del estrés bajo, valores comprendidos entre 40 a 79 expresan un nivel de estrés medio, valores comprendidos entre 80 a 110 expresan un nivel de estrés alto, y valores superiores a 111 expresan un nivel de estrés extremo.
- Variación de peso, “Y_peso” que indica la variación del peso de los alumnos ante situaciones de estrés. Esta variable se puede correlacionar con las variables independientes o mediante la variable del puntaje del nivel de estrés. Los valores obtenidos fluctúan en un rango de pérdida de 1 kilogramo hasta un aumento de 9 kilogramos durante un intervalo de análisis de 1 año. Esta variable contiene el ruido del confinamiento del COVID19.
- Variación del coeficiente de rendimiento académico, “Y_Craest”. La variable de CRAEST esta correlacionada con las notas obtenidas durante el semestre académico. Durante los últimos ciclos los alumnos tienen como curso de la malla curricular elaborar practicas preprofesionales, los cuales, unidos a

la elaboración de proyectos de cursos como Simulación de Sistemas, Elaboración de Proyectos y Trabajo de tesis, dan como resultado en la mayoría de la muestra analizada una variación negativa del CRAEST.

TABLA I
ENCUESTA DE MEDICIÓN DEL NIVEL DE ESTRÉS (PROPUESTO POR JAIMES ROSSANA) [1]

Nombre de la variable	Identificador
Ciclo al que pertenece	Ciclo
Número de créditos cursados	Créditos
Reacciones físicas	
Trastornos en el sueño	RF_sueño
Fatiga crónica	RF_fatiga
Dolores de cabeza	RF_cabeza
Problemas de digestión, dolor abdominal	RF_dig
Rascarse, morderse las uñas, etc.	RF_rascarse
Somnolencia o mayor necesidad de dormir.	RF_somnolencia
Reacciones psicológicas	
Inquietud (incapacidad de relajarse y estar tranquilo).	RP_inquietud
Sentimientos de depresión y tristeza (decaído).	RP_depresion
Ansiedad, angustia o desesperación.	RP_ansiedad
Problemas de concentración.	RP_concentracion
Sentimiento de agresividad o aumento de irritabilidad.	RP_agresividad
Reacciones conductuales	
Conflictos o tendencia a polemizar o discutir.	R_conflictos
Aislamiento de los demás.	R_aislamiento
Desgano para realizar las labores universitarias.	R_desgano
Aumento o reducción del consumo de alimentos.	R_alimentos
Reacciones académicas en clases	
La competencia con los compañeros del grupo.	EC_competencia
Sobrecarga de tareas académicas.	EC_sobrecarga
La personalidad y el carácter del profesor.	EC_personalidad
Las evaluaciones de los profesores (exámenes, tareas en clases o para la casa, investigación, etc.).	EC_evaluaciones
El tipo de trabajo que te piden los profesores (consulta de temas, tomas de tiempos, visitas a empresas, etc.).	EC_tareas
No entender los temas que se abordan en la clase.	EC_entender
Participación en clase (responder a preguntas, exposiciones, etc.).	EC_participación
Poco tiempo para hacer los trabajos.	EC_tiempo
Estrategias de vida diaria	
Habilidad asertiva (defender nuestras preferencias ideas o sentimientos sin dañar otros).	EST_asertiva
Elaboración de un plan y ejecución de sus tareas.	EST_plan
Elogios a si mismo.	EST_elogios
La religiosidad (oraciones)	EST_religiosidad
Búsqueda de información sobre mi situación.	EST_informacion
Ventilación y confidencias (verbalización de la situación que nos preocupa).	EST_ventilacion
Variables de respuesta (variables dependientes)	
Nivel de estrés	Y_nivel_estres
Variación de peso	Y_peso
Variación del coeficiente de rendimiento académico estandarizado (CRAEST)	Y_Craest

Fuente: Jaimes, R (2008)

C. análisis exploratorio de datos de datos

En esta fase de la investigación se analizó el comportamiento de las variables dependientes de manera unitaria, posteriormente se analizó las variables independientes y se analizó la frecuencia de cada una de las respuestas.

▪ Análisis de la variable del puntaje del nivel de estrés

Luego de caracterizar el puntaje de estrés se obtuvo que el 67.57% de la muestra posee un nivel de estrés alto, el 17.57% presenta un nivel de estrés extremo y el 14.86% presenta un

nivel de estrés medio, en la Fig. 2 se observa el nivel de estrés de los alumnos.

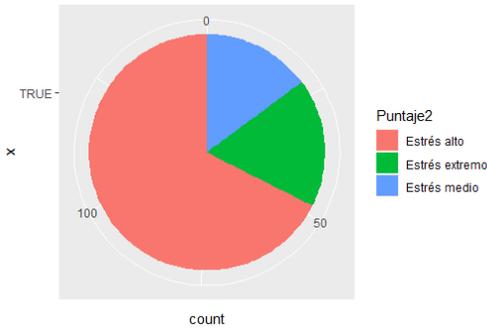


Fig. 2 Caracterización del nivel de estrés

En la Fig. 3 se observa la caracterización del nivel de estrés por cada ciclo académico comprendidos entre el séptimo al décimo.

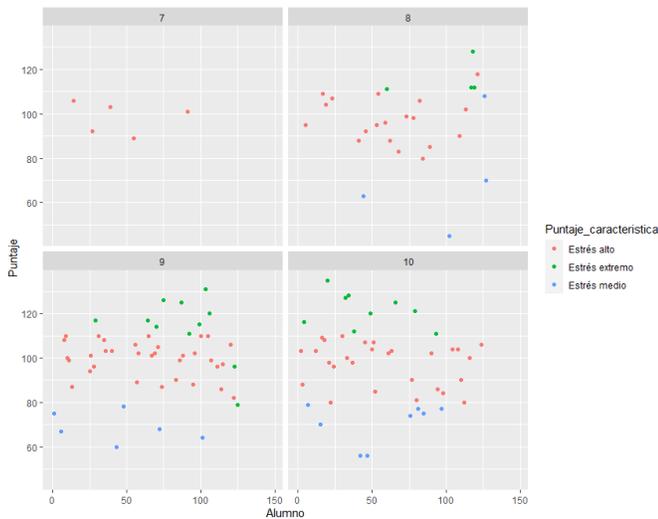


Fig. 3 Caracterización del nivel de estrés por ciclo académico

La frecuencia del nivel de estrés incrementa conforme el alumno avanza en un ciclo académico (puntos rojos). Analizando las posibles causas de la malla curricular. Es importante mencionar que, en los ciclos con mayor nivel de estrés, los alumnos tienen una mayor carga académica y laboral. En el noveno y décimo ciclo los alumnos deben desarrollar prácticas preprofesionales que les conlleva un tiempo teórico de 30 horas a la semana, y en condiciones de no pandemia se agrega un tiempo promedio de transporte hacia el centro de labores de alrededor de 10 horas semanales. Lo cual se ve reflejado en la fatiga por parte de los alumnos durante el desarrollo de la clase o un incremento en el nivel de ausentismo en los últimos semestres académicos.

▪ **Análisis de la variable Variación de peso**

La variación de peso está comprendida entre la pérdida de un kilogramo y el aumento de 9 kilogramos. En la Tabla II se detalla la frecuencia por cada intervalo de peso.

TABLA II
RANGO DE FRECUENCIAS Y PROBABILIDAD DE CADA INTERVALO DE PESO

Rangos de peso (kg)		Probabilidad	
Inferior	Superior	f(x)	F(x)
-0.99	0.12	10.81%	10.81%
0.12	1.23	12.84%	23.65%
1.23	2.34	19.59%	43.24%
2.34	3.45	18.92%	62.16%
3.45	4.56	19.59%	81.76%
4.56	5.67	10.81%	92.57%
5.67	6.78	0.68%	93.24%
6.78	7.89	4.05%	97.30%
7.89	9	2.70%	100.00%

En la Fig. 4 se observa la distribución de la variación del peso de los alumnos durante un año académico.

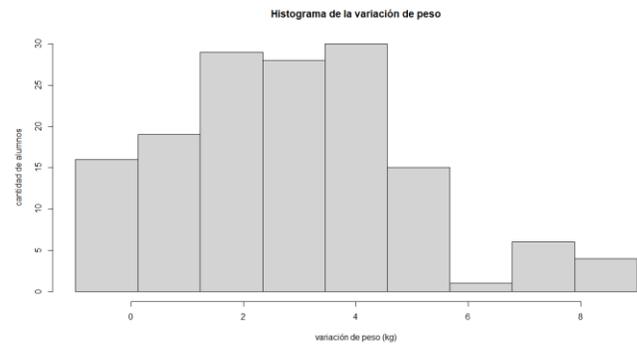


Fig. 4 Histograma de la variación del peso

▪ **Análisis de variable de variación de CRAEST**

La variación de CRAEST está correlacionada con el promedio ponderado que obtiene un alumno durante un semestre académico en referencia a los demás alumnos de dicho semestre.

En la Fig. 5 se detalla la frecuencia de la variación del rendimiento académico. El 11.49% de la muestra ha reducido en dos puntos de CRAEST, el 34.46% ha reducido en un punto de CRAEST, el 40.54% se ha mantenido en su rendimiento académico, el 11.49% incremento un punto de CRAEST, y el 2.03% incremento en dos puntos de CRAEST. Cabe resaltar que un punto de CRAEST no es un punto en el promedio ponderado de las notas durante un semestre académico.

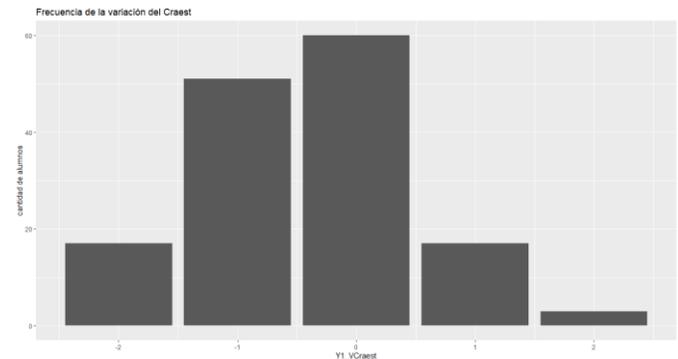


Fig. 5 Diagrama de barras en la variación de CRAEST

■ **Análisis de variable de nivel de estrés versus variación de peso**

En la Fig. 6 se observa que existe una correlación entre el comportamiento de la variable que mide el nivel de estrés con la variable que detalla la variación del peso.

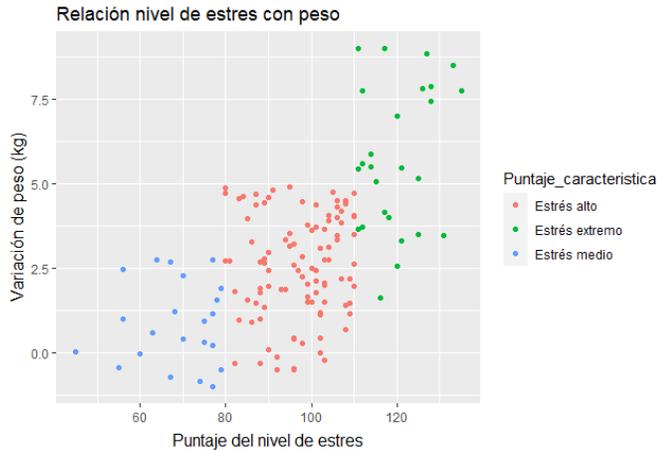


Fig. 6 Diagrama de dispersión entre puntuación de estrés y el peso

Existe una tendencia no lineal (correlación lineal 0.59) que un incremento del nivel de estrés repercute en el incremento del peso, lo cual a su vez representa un cierto nivel de morbilidad.

■ **Análisis de las variables independientes**

Para el análisis de las variables independientes se usó el barplot para medir la frecuencia de cada alternativa por cada variable, tal como se observa en la Fig. 7 y Fig. 8.

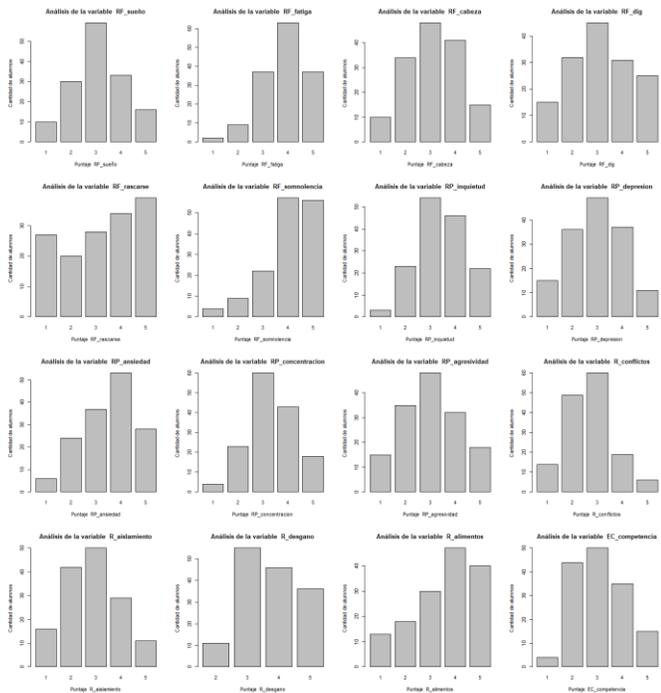


Fig. 7 Diagrama de barras de variables independientes (1)

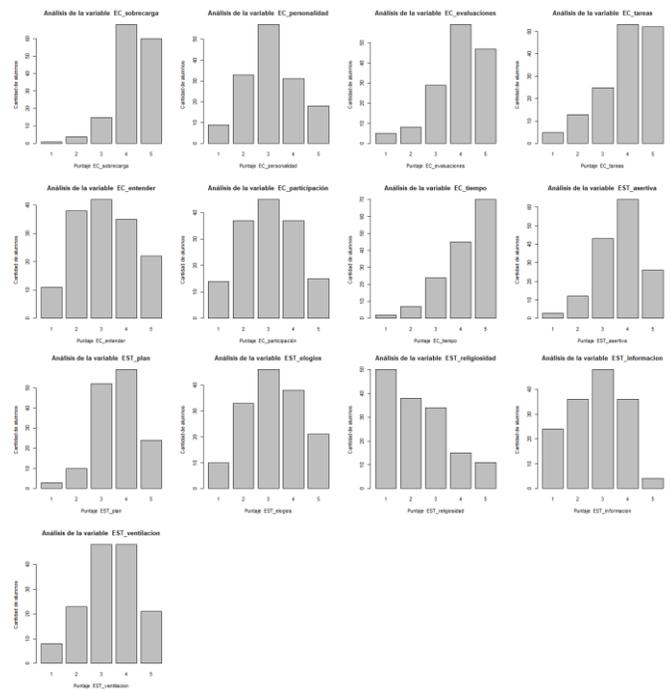


Fig. 8 Diagrama de barras de variables independientes (2)

En las puntuaciones que muestran la Fig. 7 y la Fig. 8 se detalla el “nunca” con el valor de 1, “rara vez” con el valor de 2, “a veces” con el valor de 3, “casi siempre” con el valor de 4 y “siempre” con valor 5.

Posteriormente, se realizó una matriz de correlación entre todas las variables, con los cual se determina si las variables independientes influyen entre sí. En la Fig. 9 se puede observar que las variables relacionadas con las estrategias de vida no se relacionan con las demás variables de análisis.

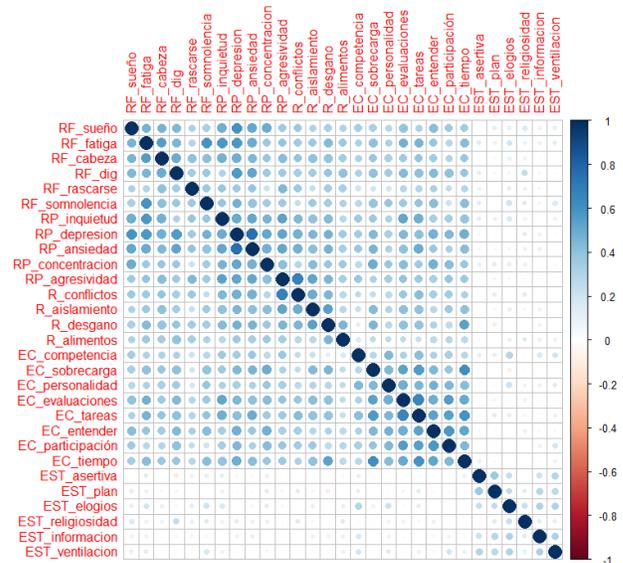


Fig. 9 Matriz de correlación entre variables independientes

D. Algoritmos de Minería de datos

En esta fase se realiza las pruebas con modelo de regresión logística y con árbol de clasificación para evaluar el nivel de precisión de cada método.

D.1. Regresión logística

- Regresión para el nivel de estrés

En el cálculo de la regresión logística se evalúa la medición de ocurrencias que un alumno se encuentre con un nivel medio a un nivel alto de estrés, “Y3_N_estress”; siendo esta la variable dependiente, y las variables independientes pertenecientes al grupo de Reacciones físicas, Reacciones psicológicas, Reacciones conductuales, Reacciones académicas en clases y Estrategias de vida diaria. A continuación, se detalla la ecuación de regresión (usando Rproject).

$$\text{glm(formula} = \text{Y3_N_estress} \sim \text{EC_competencia} + \text{EC_entender} + \text{EC_evaluaciones} + \text{EC_participación} + \text{EC_personalidad} + \text{EC_sobrecarga} + \text{EC_tareas} + \text{EC_tiempo} + \text{EST_asertiva} + \text{EST_elogios} + \text{EST_informacion} + \text{EST_plan} + \text{EST_religiosidad} + \text{EST_ventilacion} + \text{R_aislamiento} + \text{R_alimentos} + \text{R_conflictos} + \text{R_desgano} + \text{RF_cabeza} + \text{RF_dig} + \text{RF_fatiga} + \text{RF_rascarse} + \text{RF_somnolencia} + \text{RF_sueño} + \text{RP_agresividad} + \text{RP_ansiedad} + \text{RP_concentracion} + \text{RP_depresion} + \text{RP_inquietud}, \text{family} = \text{binomial(logit), data} = \text{BD21}) \quad (2)$$

En la Tabla III se detalla los valores de las variables dependientes.

TABLA III

COEFICIENTES DE LAS VARIABLES INDEPENDIENTES DEL MODELO

Coefficients:	Estimate	Std.	Coefficients:	Estimate	Std.
(Intercept)	-306.846	446541.2517	R_aislamiento	11.6775	120967.8246
EC_competencia	0.8005	72203.4121	R_alimentos	8.8027	75589.5648
EC_entender	-0.3868	82517.1932	R_conflictos	1.0083	108177.3746
EC_evaluaciones	2.7726	109460.5925	R_desgano	9.1895	71356.4889
EC_participación	-1.3407	71791.809	RF_cabeza	-8.4004	37873.665
EC_personalidad	1.1953	72815.5129	RF_dig	8.1939	67411.4811
EC_sobrecarga	20.429	89554.1522	RF_fatiga	0.2274	67121.0642
EC_tareas	-4.4383	67713.5378	RF_rascarse	5.4472	64515.3936
EC_tiempo	2.5998	148716.3352	RF_somnolencia	9.1756	68786.0531
EST_asertiva	-4.0652	79856.7215	RF_sueño	6.4969	59575.693
EST_elogios	7.3571	49562.5997	RP_agresividad	0.7807	77484.2816
EST_informacion	6.0694	123744.9527	RP_ansiedad	-1.0215	87879.3186
EST_plan	4.837	75988.8939	RP_concentracion	-1.1405	42539.1792
EST_religiosidad	0.6245	42703.532	RP_depresion	4.1826	63888.8443
EST_ventilacion	8.1863	80943.3396	RP_inquietud	5.1117	46130.2733

AIC: 60

Posteriormente se evalúa cuáles son las variables más significativas del modelo de regresión logística binaria mediante el método de *Stepwise* con el criterio de *Akaike*.

TABLA IV

COEFICIENTES DE LAS VARIABLES MAS SIGNIFICATIVAS DEL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA

Coefficients:	ID	Estimate
(Intercept)		-1282.89
EC_sobrecarga	X ₁	77.00
EST_elogios	X ₂	80.54
EST_ventilacion	X ₃	69.03
R_aislamiento	X ₄	99.50
R_alimentos	X ₅	69.87
RF_dig	X ₆	75.55

$$\frac{P(Y_3 = 1)}{1 - P(Y_3 = 1)} = e^{(-1282.9 + 77x_1 + 80.5x_2 + 69x_3 + 99.5x_4 + 69.8x_5 + 75.6x_6)} \quad (3)$$

- Regresión lineal múltiple de la variación de peso

En el cálculo de la regresión lineal múltiple la variación de peso, “Y_peso” o “Z1_Var_peso”; y las variables independientes pertenecientes al grupo de Reacciones físicas, Reacciones psicológicas, Reacciones conductuales, Reacciones académicas en clases y Estrategias de vida diaria. A continuación, se detalla la ecuación de regresión.

$$\text{glm(formula} = \text{Z1_Var_peso} \sim \text{EC_competencia} + \text{EC_entender} + \text{EC_evaluaciones} + \text{EC_participación} + \text{EC_personalidad} + \text{EC_sobrecarga} + \text{EC_tareas} + \text{EC_tiempo} + \text{EST_asertiva} + \text{EST_elogios} + \text{EST_informacion} + \text{EST_plan} + \text{EST_religiosidad} + \text{EST_ventilacion} + \text{R_aislamiento} + \text{R_alimentos} + \text{R_conflictos} + \text{R_desgano} + \text{RF_cabeza} + \text{RF_dig} + \text{RF_fatiga} + \text{RF_rascarse} + \text{RF_somnolencia} + \text{RF_sueño} + \text{RP_agresividad} + \text{RP_ansiedad} + \text{RP_concentracion} + \text{RP_depresion} + \text{RP_inquietud}, \text{family} = \text{binomial(logit), data} = \text{BD21}) \quad (4)$$

En la Tabla V se detalla los valores de las variables dependientes.

TABLA V

COEFICIENTES DE LAS VARIABLES INDEPENDIENTES DEL MODELO

	Estimate	Std. Error	P_value
(Intercept)	-2.886033	1.154561	0.0138
EC_competencia	-0.154125	0.180078	0.3457
EC_entender	0.077857	0.186504	0.629
EC_evaluaciones	-0.201151	0.233837	0.3433
EC_participación	0.124463	0.19774	0.4822
EC_personalidad	0.086966	0.184435	0.59
EC_sobrecarga	-0.454178	0.299862	0.0844
EC_tareas	0.110016	0.235111	0.5926
EC_tiempo	0.02445	0.252503	0.8749
EST_asertiva	0.001555	0.192926	0.9455
EST_elogios	0.121462	0.162168	0.4073
EST_informacion	-0.157467	0.160204	0.2796
EST_plan	0.02777	0.205938	0.8449
EST_religiosidad	0.081673	0.133701	0.4944
EST_ventilacion	0.088635	0.158396	0.5287
R_aislamiento	0.321998	0.194276	0.052
R_alimentos	0.059563	0.143142	0.63
R_conflictos	-0.443043	0.263208	0.0469
R_desgano	0.476878	0.243053	0.004
RF_cabeza	0.071715	0.189437	0.6576
RF_dig	0.282164	0.169242	0.05
RF_fatiga	0.114086	0.258527	0.6117
RF_rascarse	0.048654	0.130319	0.6615
RF_somnolencia	0.155888	0.20881	0.4087
RF_sueño	0.102616	0.198928	0.5588
RP_agresividad	0.324845	0.21833	0.0914
RP_ansiedad	0.148045	0.227627	0.4686
RP_concentracion	0.435988	0.23092	0.0134
RP_depresion	0.079763	0.248929	0.7011
RP_inquietud	-0.173454	0.21606	0.3756

Mediante el análisis del P_value se determinó que las variables más significativas; R_conflictos, Conflictos o tendencia a polemizar o discutir; R_desgano, Desgano para realizar las labores universitarias; RF_dig, Problemas de digestión, dolor abdominal; y RP_concentracion, Problemas de concentración. No obstante, con el método de *Stepwise* con el criterio de *Bayesiano* se obtuvo 3 variables significativas.

$$Y_{Peso} = -3.1741 + 0.6485x_{R_desgano} + 0.4639x_{RF_dig} + 0.6496x_{RP_concentracion} \quad (5)$$

El modelo presenta un P_value global de 6.4e-16.

- Regresión lineal múltiple de la variación de CRAEST

En el cálculo de la regresión lineal múltiple la variación de CRAEST, “Y_Craest”; y las variables independientes pertenecientes al grupo de Reacciones físicas, Reacciones psicológicas, Reacciones conductuales, Reacciones académicas en clases y Estrategias de vida diaria. A continuación, se detalla la ecuación de regresión.

$$\begin{aligned}
 \text{glm(formula = Y_Craest ~ EC_competencia + EC_entender + EC_evaluaciones} \\
 + \text{EC_participación + EC_personalidad + EC_sobrecarga + EC_tareas +} \\
 + \text{EC_tiempo + EST_asertiva + EST_elogios + EST_informacion + EST_plan} \\
 + \text{EST_religiosidad + EST_ventilacion + R_aislamiento + R_alimentos +} \\
 + \text{R_conflictos + R_desgano + RF_cabeza + RF_dig + RF_fatiga + RF_rascarse} \\
 + \text{RF_sommolencia + RF_sueño + RP_agresividad + RP_ansiedad +} \\
 + \text{RP_concentracion + RP_depresion + RP_inquietud,} \\
 \text{family = binomial(logit, data = BD21)}
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

En la Tabla VI se detalla los valores de las variables dependientes.

TABLA VI
COEFICIENTES DE LAS VARIABLES INDEPENDIENTES DEL
MODELO DE CRAEST

	Estimate	Std. Error	P. value
(Intercept)	0.208951	0.595551	0.72632
EC_competencia	0.022211	0.092889	0.81143
EC_entender	-0.259442	0.096203	0.00803
EC_evaluaciones	-0.16671	0.120619	0.16954
EC_participación	0.067364	0.101999	0.51026
EC_personalidad	0.269932	0.095136	0.00536
EC_sobrecarga	-0.239018	0.154676	0.12496
EC_tareas	0.183149	0.121276	0.13367
EC_tiempo	-0.07455	0.130247	0.56816
EST_asertiva	0.099218	0.099516	0.3208
EST elogios	-0.129613	0.08365	0.12395
EST_informacion	-0.022445	0.082637	0.7864
EST_plan	0.062105	0.106228	0.55991
EST_religiosidad	0.094088	0.068966	0.17508
EST_ventilacion	-0.003828	0.081704	0.96271
R_aislamiento	-0.018828	0.100212	0.85129
R_alimentos	-0.071566	0.073836	0.3344
R_conflictos	0.03238	0.135769	0.81191
R_desgano	-0.023395	0.125372	0.85229
RF_cabeza	0.038526	0.097716	0.6941
RF_dig	-0.061487	0.087299	0.48262
RF_fatiga	-0.024242	0.133355	0.85606
RF_rascarse	0.072028	0.067222	0.28613
RF_sommolencia	0.002	0.107709	0.98521
RF_sueño	-0.027709	0.102612	0.7876
RP_agresividad	-0.07309	0.11262	0.5176
RP_ansiedad	0.175933	0.117416	0.1367
RP_concentracion	0.007713	0.119114	0.94848
RP_depresion	-0.035605	0.128403	0.78204
RP_inquietud	0.004637	0.111449	0.96688

Mediante el análisis del P_value se determinó que las variables más significativas; EC_entender, no entender los temas que se abordan en la clase; y EC_personalidad, la personalidad y el carácter del profesor. Estas variables coinciden con el método de Stepwise con el criterio de Bayesiano.

$$Y_{Craest} = -0.1730 - 0.2508x_{EC_entender} + 0.1733x_{EC_personalidad}
 \tag{7}$$

El modelo presenta un P_value global de 0.002098.

D. Árbol de clasificación

- Árbol de clasificación para el nivel de estrés

Se utilizan las 29 variables independientes para clasificar la variable respuesta, nivel de estrés, que tiene 3 clases: estrés alto, estrés medio y estrés extremo. Con este método se evaluó la variable respuesta con 3 clases categóricas ordinales.

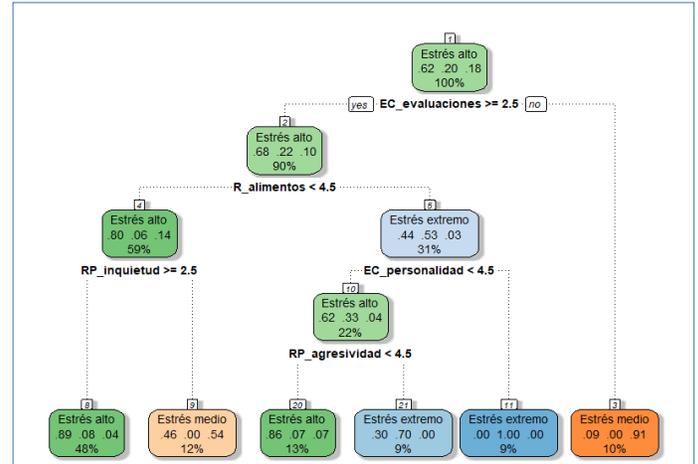


Fig. 10 - Árbol de clasificación del nivel de estrés

En la Fig. 10 se detalla el árbol de clasificación del nivel de estrés, donde se determinó que las variables significativas son EC_evaluaciones, R_alimentos, RP_inquietud, EC_personalidad, y RP_agresividad. Con estas variables se determina el nivel de estrés de un alumno.

- Árbol de clasificación para la medición de la variación del peso

En la Fig. 11 se detalla el árbol de clasificación del nivel de estrés, donde se determina que las variables significativas son R_alimentos, EST_ventilación y RP_ansiedad. Con estas variables se determina el rango de variación de peso de un alumno. La variable de variación del peso presenta 5 variables que indican el rango de variación del peso.

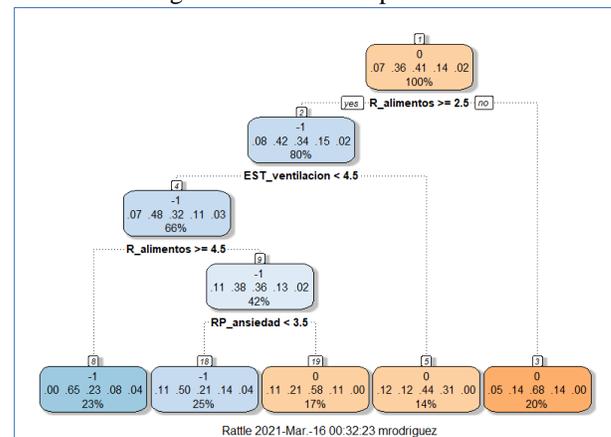


Fig. 11 - Árbol de clasificación de la variación del peso

IV. RESULTADOS

A) Análisis de regresión

Mediante el análisis de las variables significativas se determinó que la institución docente debe primar su enfoque en las variables: Sobrecarga de tareas académicas, Elogios a sí mismo, Ventilación y confidencias (verbalización de la situación que nos preocupa), Aislamiento de los demás, Aumento o reducción del consumo de alimentos, y Problemas de digestión, dolor abdominal; las cuales influyen en mayor cuantía con la probabilidad de que un alumno muestre un síntoma de alto nivel de estrés.

En el análisis de la medición de la variación del Peso las variables significativas pertenecen al grupo de Reacciones físicas, Reacciones psicológicas, y Reacciones conductuales: Problemas de digestión, dolor abdominal; Problemas de concentración; y Desgano para realizar las labores universitarias.

En el análisis de la medición de la variación del CRAEST las variables significativas pertenecen al grupo de Reacciones académicas en clases: No entender los temas que se abordan en la clase, y La personalidad y el carácter del profesor.

B) Análisis de árbol de clasificación

Mediante el árbol de clasificación se determinó que la variable cantidad de evaluaciones es fundamental para producir un “estrés medio” o subirlo a “alto o extremo”, si por ejemplo el nivel de cantidad de evaluaciones sería de 2 a menos el nivel de estrés que tendría sería “medio” con 91% de probabilidad, caso contrario tendría un nivel de estrés “alto” con el 68% de probabilidad. Una variación del consumo de alimentos menor a 5 kilogramos, producirá un estrés “alto” con 80% de probabilidad. Mientras que una variación a 5 kilogramos produciría un estrés “extremo” con 53% de probabilidad.

En la matriz de confusión del modelo tenemos una precisión del 78.38%. La sensibilidad para clasificar el estrés alto es del 87.10%, o sea su capacidad de detectar correctamente los verdaderos positivos, observe la Fig. 12.

```

Overall Statistics
    Accuracy : 0.7838
    95% CI : (0.6179, 0.9017)
    No Information Rate : 0.8378
    P-value [Acc > NIR] : 0.8662

    Kappa : 0.2487

McNemar's Test P-value : NA

Statistics by Class:
    Class: Estrés alto Class: Estrés extremo Class: Estrés medio
Sensitivity          0.8710          0.25000          0.50000
Specificity          0.3333          1.00000          0.88571
Pos Pred value       0.8710          1.00000          0.20000
Neg Pred value       0.3333          0.91667          0.96875
Prevalence           0.8378          0.10811          0.05405
Detection Rate       0.7297          0.02703          0.02703
Detection Prevalence 0.8378          0.02703          0.13514
Balanced Accuracy    0.6022          0.62500          0.69286
    
```

Fig. 12 – Matriz de confusión del análisis del nivel de estrés

En la matriz de confusión del modelo de predicción de la variación del peso tenemos una precisión del 37.84%.

```

Overall Statistics
    Accuracy : 0.3784
    95% CI : (0.2246, 0.5524)
    No Information Rate : 0.4054
    P-value [Acc > NIR] : 0.6891

    Kappa : 0.0218

McNemar's Test P-value : NA

Statistics by Class:
    Class: -2 Class: -1 Class: 0 Class: 1 Class: 2
Sensitivity          0.0000          0.3636          0.6667          0.00000          0.00000
Specificity          1.0000          0.6154          0.4091          1.00000          1.00000
Pos Pred value       NaN           0.2857          0.4348          NaN           NaN
Neg Pred value       0.7568          0.6957          0.6429          0.97297          0.97297
Prevalence           0.2432          0.2973          0.4054          0.02703          0.02703
Detection Rate       0.0000          0.1081          0.2703          0.00000          0.00000
Detection Prevalence 0.0000          0.3784          0.6216          0.00000          0.00000
Balanced Accuracy    0.5000          0.4895          0.5379          0.50000          0.50000
    
```

Fig. 13 – Matriz de confusión de la variación del peso

V. CONCLUSIONES

Analizar con los métodos de regresión lineal múltiple, regresión logística, y árbol de clasificación, nos sugieren tener énfasis en las variables significativas que recaen sobre las sensaciones, estímulos y vivencias que sufre un alumno.

En la Tabla VII se detallan un resumen de las variables significativas por método y por tipo de variable dependiente (variables respuesta). Los analistas de los programas académicos deben influir en estas variables para mitigar el nivel de estrés de los alumnos, y controlar la variación de peso de los alumnos por variables relacionadas con el nivel de estrés.

TABLA VII
RESUMEN DE LAS VARIABLES SIGNIFICATIVAS POR MÉTODO

variable	Regresión logística para el Nivel de estrés	Regresión para determinar la variación del peso	Regresión para determinar la variación del CRAEST	Árbol de clasificación en el Nivel de estrés	Árbol de clasificación para determinar la variación del peso
EC_entender			x		
EC_evaluaciones,				x	
EC_personalidad			x	x	
EC_sobrecarga	x				
EST_elogios	x				
EST_ventilacion	x				x
R_aislamiento	x				
R_alimentos	x			x	x
R_desgano		x			
RF_dig	x	x			
RP_agresividad				x	
RP_anasiedad					x
RP_concentracion		x			
RP_inquietud				x	

Controlando las variables indicadas es posible minimizar la morbilidad en los alumnos, disminuir el nivel de “estrés” y maximizar en nivel de “aprendizaje” en los alumnos de ingeniería industrial (el principal objetivo de la presente investigación es el aprendizaje universitario).

Cabe resaltar que una correcta alimentación disminuye la morbilidad mitiga el nivel de estrés en los alumnos, por lo cual de manera complementaria los programas educativos deben presentar un mayor nivel de énfasis en la sana alimentación de su población estudiantil, más aún en épocas de pandemia, donde el confinamiento genera un mayor nivel de estrés.

REFERENCIAS

- [1] Jaimes, R.: Validación del inventario SISCO del estrés académico en adultos jóvenes de la Universidad Pontificia Bolivariana Seccional de Bucaramanga. Tesis de Grado Universidad Pontificia Bolivariana. 2008
- [2]] C. Corrales, J. Rojas and W. Atoche, “Impact of pre-professional practices on the excessive mental workload of university engineering students,” *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1215 AISC, pp 437-444, 2020
- [3] N. Berrio, R. Mazo, “Estrés académico,” *Revista de Psicología (Universidad de Antioquía)*, vol. 3, 2, pp. 65-82, 2011
- [4] H. Selye, *The Stress of Life*, New York: McGraw- Hill, 1976
- [5] E.K. Kelloway and A.L. Day, “Building healthy workplaces: What we know so far,” *Canadian Journal of Behavioral Science*, vol. 37 (4), pp 223-249, 2005
- [6] P. Masih and N. Gulrez, “Age and gender differences on stress,” *Recent trends in human stress management*, pp. 97-104, 2006
- [7] N. Banerjee and I. Chatterjee, “Academic stress, suicidal ideation & mental wellbeing among 1st semester & 3rd semester medical, engineering & general stream students,” *Researchers World*, pp. 73-80, 2012
- [8] C. Shah, R.S. Trivedi, J. Diwan, R. Dixit and A.K. Anand, “Common stressors and coping of stress by medical students,” *Journal of Clinical and Diagnostic Research*, vol. 3 (4), pp. 1621-1626, 2009
- [9] R. Kumar, “Parenting style and adolescent suicide ideation: A review,” *International Journal of Academic Research and Development*, vol 3, 2, pp. 1245-1252, 2018
- [10] J. Reddy, K. Menon, and A. Thatil, “Academic stress and its sources among university students,” *Biomedical and Pharmacology Journal*, vol 11, 1, pp. 531-537, 2018
- [11] A. Joshi, R. Kiran and A.N. Sah, “An experimental analysis to monitor and manage stress among engineering students using Galvanic Skin Response meter.” *Work*, vol. 56 (3), pp. 409-420, 2017
- [12] J. Arnett and J. Tanner, “The emergence of emerging adulthood: The new life stage between adolescence and young adulthood,” *Routledge Handbook of Youth and Young Adulthood*, Routledge: London, pp. 50–56, 2016
- [13] S. Deb, E. Strodl and J. Sun, “Academic stress, parental pressure, anxiety and mental health among Indian high school students,” *International Journal of Psychology and Behavioral Sciences*, vol. 5(1), pp. 26-34, 2015
- [14] S. Verma, D. Sharma and R. Larson, “School stress in India: Effects on time and daily emo-tions”. *International Journal of Behavioral Development*, vol 26(6), pp. 500-508, 2002
- [15] M. Zaid, “Academic stress among undergraduate students: the case of education faculty at King Saud University,” *International Interdisciplinary Journal of Education*, vol. 2, 1, pp. 82-88, 2013
- [16] R. García-Ros, F. Pérez-González, J. Pérez-Blasco and L.A. Natividad, “Academic stress in first-year college students,” *Revista Latinoamericana de Psicología*, vol. 44, 2, pp. 143-154, 2012
- [17] I. Martín, “Estrés académico en estudiantes universitarios,” *Apuntes de Psicología*, vol. 25, 1, pp. 87-99, 2007
- [18] R. Săvescu, A.M. Stoe and M. Rotaru, “Stress among working college students Case Study: Faculty of Engineering Sibiu, Romania,” *Balkan Region Conference on Engineering and Business Education*, vol. 3 (1), pp. 399-404, 2017
- [19] G. Rodríguez, Lecture Notes on “Generalized Linear Models”. Retrieved 2021, <https://data.princeton.edu/wws509/notes/>
- [20] S. Agarwal, P. Kachroo and E. Regentova, “A hybrid model using logistic regression and wavelet transformation to detect traffic incidents,” *IATSS Research* 40, pp. 56–63, 2016
- [21] T. Li, W. Tan and Z. Liu, “A Hybrid Model Based on Logistic Regression Algorithm and Extraction Algorithm Using Reward Extremum to Real-Time Detect Blade Icing Alarm,” *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 33, 14, 2019
- [22] Q. Van Tran, J. Kukal, J. Kalčevova and J. Boštík, “Logistic regression as bridge between statistics and artificial intelligence”, *Proceedings Mendel: 16th Int. Conf. Soft Computing*, pp. 491–494, 2010
- [23] N. Ngadisih, N. P. Bhandary, R. Yatabe and R. K. Dahal, “Logistic regression and artificial neural network models for mapping of regional-scale landslide susceptibility in volcanic mountains of West Java (Indonesia)”, *AIP Conference Proceedings*, vol. 1730, 060001, 2016
- [24] S. G. Kong, D. Jin, S. Li and H. Kim, “Fast fire flame detection in surveillance video using logistic regression and temporal smoothing,” *Fire Safety Journal*. vol. 79, pp. 37–43, 2016
- [25] Q. C. Zhang, L. T. Yang, Z. K. Chen and P. Li, A survey on deep learning for big data, *Inf. Fusion* vol. 42, pp. 146–157, 2018
- [26] S. Agarwal, “Wavelets in intelligent transportation systems: data compression and incident detection,” *UNLV Theses, Dissertations, Professional Papers, and Capstones 1652*, 2012.
- [27] M. Kantardzic, “DATA MINING: Concepts, Models, Methods, and Algorithms”. The Institute of Electrical and Electronics Engineers. 2020
- [28] Grochtmann, M., Wegener, J. & Grimm, K. (1995). Test Case Design Using Classification Trees and the Classification-Tree Editor CTE. Daimler-Benz AG Research and Technology.
- [29] Weyuker, E. J., & Jeng, B. (1991). Analyzing partition testing strategies. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 17(7), 703–711. doi:10.1109/32.83906
- [30] Grochtmann, M., & Grimm, K. (1993). Classification trees for partition testing. *Software Testing, Verification and Reliability*, 3(2), 63–82. doi:10.1002/stvr.4370030203
- [31] A. Alvarez, M. Delaye and R. Sampieri, “Evaluation of the Cognitive Evoked Potential P300 in Medical Students Under Different Levels of Academic Stress”. *Biophysical journal*, Volume 118, Issue 3. 2020
- [32] M. Chraif, “Correlative Study between Academic Satisfaction, Workload and Level of Academic Stress at 3rd Grade Students at Psychology”. 2015
- [33] Y. Kim, H. Young Yang, A. Kim, and Y. Lim, “Academic stress levels were positively associated with sweet food consumption among Korean high-school students”. *Nutrition journal*. 2013
- [34] J. Ying, J. You and J. Guo, “The protective effects of youth assets on the associations among academic stress, regulatory emotional self-efficacy, and suicidal risk: A moderated mediation model”. *Children and Youth Services Review*. 2020
- [35] Y. Luoa, Y. Denga and H. Zhang, “The influences of parental emotional warmth on the association between perceived teacher–student relationships and academic stress among middle school students in China”. *Children and Youth Services Review*. 2020