




MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICO EN EL PROCESO DE HABILITACIÓN PROFESIONAL

Logistic regression model in the professional qualification process

 Alexander Expósito Lara ⁽¹⁾
expositolaraalexander@yahoo.com

 María Teresa Díaz Armas ⁽¹⁾ *
maria.diaz@esPOCH.edu.ec

 Montero López Izaida Lis ⁽¹⁾
izaida.montero@esPOCH.edu.ec

⁽¹⁾ Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba, Ecuador.EC060155. www.esPOCH.edu.ec.Facultad de Salud Pública, Carrera de Medicina.

Autor de correspondencia:

Dr. Alexander Expósito Lara; Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Panamericana Sur Km 1 1/2 Riobamba, Ecuador, EC060155, Correo electrónico: expositolaraalexander@yahoo.com, Teléfono: 0998753813

RESUMEN

Introducción: La educación moderna enfrenta desafíos importantes, como identificar variables que influyen en el rendimiento académico. **Objetivo:** Determinar variables predictivas en el proceso de habilitación profesional mediante un modelo de regresión logística binaria. **Metodología:** Investigación con diseño mixto de cohorte prospectivo con una muestra de 119 estudiantes de la Escuela Superior Politécnica del Chimborazo. Se aplicó un examen de Prehabilitación con 80 preguntas, considerando 70 puntos o más como variable dependiente, y una encuesta online para explorar variables independientes. El análisis de datos se realizó con IBM SPSS Statistics versión 26.0. **Resultados:** Solo el 6.72% de los estudiantes aprobaron el examen de Prehabilitación. La variable predictiva principal fue "Horas de estudio" ($p = 0.003$), indicando que se requieren 13 horas de estudio para alcanzar 70 puntos. El 96% de los estudiantes consideró útiles las capacitaciones, y el 86% aprobó el examen final de habilitación profesional. **Discusión:** El modelo de regresión logística binaria permitió evaluar la influencia de diversas variables en el rendimiento académico. Los resultados mostraron significancia estadística, destacando la importancia de las horas de estudio como factor clave en el desempeño estudiantil. **Conclusiones:** El modelo de regresión logística binaria es una herramienta eficaz para identificar y medir el impacto de variables predictivas, permitiendo diseñar estrategias de intervención para mejorar los resultados en el proceso del ejercicio de Habilidad Profesional.

Palabras claves. *Modelo de regresión logística binaria, Prehabilitación, Habilidad.*

ABSTRACT

Introduction: Modern education faces significant challenges. These include identifying variables that influence academic performance. **Objective:** To determine predictive variables in the professional qualification process using a binary logistic regression model. **Methodology:** A mixed-methods prospective cohort study was conducted with a sample of 119 students from the Escuela Superior Politécnica del Chimborazo. The students were given a prehabilitation exam consisting of 80 multiple-choice questions, with 70 points or more considered the dependent variable. An online survey was used to explore the independent variables. Data analysis was performed using IBM SPSS Statistics version 26.0. **Results:** Only 6.72% of the students passed the Prehabilitation exam. The main predictive variable was "Study hours" ($p = 0.003$), indicating that 13 hours of study are required to achieve 70 points. Furthermore, 96% of the students found the training sessions useful, and 86% passed the final professional qualification exam. **Discussion:** The binary logistic regression model enabled the influence of various variables on academic performance to be evaluated. The results were statistically significant (ANOVA, $p = 0.003$), emphasising the importance of study hours as a key factor in student performance. **Conclusions:** The binary logistic regression model is an effective tool for identifying and measuring the impact of predictive variables. This allows intervention strategies to be designed to improve outcomes in the professional qualification process.

Keywords: *Binary logistic regression model, Prehabilitation, Qualification.*

1. Introducción

La educación moderna enfrenta múltiples desafíos, y uno de los más cruciales es identificar las variables que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes. Este aspecto resulta especialmente relevante en evaluaciones de alta importancia, como el Examen de Habilitación Profesional, cuyo desempeño puede ser determinante para el futuro profesional de los aspirantes. En este sentido, el uso de modelos estadísticos como la regresión logística binaria permite no solo predecir el resultado de estas evaluaciones, sino también identificar los factores clave que los afectan. Estudios previos han demostrado que variables como las horas de estudio, la cantidad y calidad del sueño, y la motivación pueden influir significativamente en el rendimiento académico (1,3).

El presente estudio adopta un diseño de cohorte prospectiva para analizar una muestra de 119 estudiantes de la Escuela Superior Politécnica del Chimborazo. Se aplicó un examen de Prehabilitación y una encuesta para explorar cinco variables independientes: horas de estudio, horas de sueño, sueño reparador, mapas conceptuales y motivación. Este enfoque ha sido respaldado por investigaciones que confirman la efectividad de los modelos de regresión logística en la educación para identificar factores predictivos clave (18,19), estos estudios han mostrado que estas herramientas pueden aportar información valiosa para mejorar la intervención educativa y apoyar el éxito académico de los estudiantes.

Además, la regresión logística es particularmente útil cuando se trabaja con variables dependientes categóricas, como la aprobación o desaprobación de un examen, y ha sido aplicada en diversas investigaciones para analizar factores asociados con el éxito académico. Autores han empleado este modelo (8,9) en sus estudios para analizar el rendimiento académico de estudiantes en contextos educativos específicos, llegando a conclusiones útiles sobre la relación entre el esfuerzo académico y los resultados obtenidos. En la misma línea, otros estudios (2,4,5), destacan que la calidad de los recursos educativos y el tiempo dedicado al estudio son predictores fuertes del éxito académico.

Finalmente, el uso de herramientas como IBM SPSS para procesar y analizar los datos facilita la identificación de los coeficientes de correlación y los Odds Ratios, lo que nos permite extraer conclusiones significativas de las variables que

impactan el rendimiento académico. Estos análisis no solo sirven para predecir resultados, sino que también proporcionan una base sólida para la intervención pedagógica, mejorando así los futuros resultados del Examen de Habilitación Profesional. La identificación de estas variables permitirá implementar capacitaciones y estrategias educativas focalizadas, incrementando así las posibilidades de éxito académico (6,7).

¿Ayudará el Modelo de regresión logística binario en identificar las variables independientes que pudieran estar influenciando en el resultado del examen de Habilitación Profesional?

Es la intención de este estudio demostrar la aplicación del modelo y su utilización como instrumento para mejorar la toma de decisiones y calidad en el proceso de Habilitación Profesional. Evaluar las variables de alto impacto en el proceso de rendimiento académico, así como ajustar las probabilidades de éxito.

2. Metodo

Investigación de diseño mixto con análisis cuantitativo y cualitativo, de cohorte prospectivo, basada en la aplicación del modelo de regresión logística binario en el proceso educativo. El objetivo consistió en identificar las variables que pudieran influir en el resultado final del examen de Habilitación Profesional.

El presente estudio se llevó a cabo con la cohorte correspondiente al período mayo 2023-abril 2024 de la Escuela Superior Politécnica del Chimborazo (ESPOCH), conformada por un total de 172 estudiantes. De este grupo, se seleccionó una muestra representativa compuesta por 119 estudiantes internos, cumpliendo con los criterios de inclusión definidos para el análisis. La muestra fue determinada considerando la población objetivo y asegurando la representatividad de los datos en relación con las variables estudiadas.

2.1 Criterios de inclusión.

- Pertenecer a la Cohorte de mayo 2023-abril 2024.
- Haber aprobado el Internado Rotativo.
- Haber aceptado el consentimiento informado
- Llenado correcto de la encuesta de identificación de variables independientes.

e) Haber asistido a la prueba de Prehabilitación.

2.2 Criterios de exclusión

a) Estudiantes que continuaban en las rotaciones del Internado Rotativo y no brindaron su consentimiento informado para participar en la investigación.

Se aplicó un examen de Prehabilitación de ochenta preguntas de opciones múltiple a través de la plataforma Elearning considerándose un puntaje de 70 puntos o más para determinar la variable dependiente (Aprobados) y con la aplicación de una encuesta online, previo consentimiento informado, exploramos las cinco variables independientes: Horas de estudios, horas de sueño, sueño reparador, mapas conceptuales y motivación en el Internado rotativo. Se aplicó un modelo de regresión logístico binario con intervalos de confianza de un 95% y un margen de error del 5% para valor p de significancia menor a 0,05, utilizando programa de acceso IBM SPSS Satisfice versión 26,0 para Windows. El modelo discriminó los datos perdidos, realizó las interacciones eliminando las variables sin significación estadística. El modelo ANOVA, reflejó los valores de las constantes, valor Beta, intervalos de confianzas y Odd Ratio representados en tablas estadísticas los cuales se utilizaron para

Calcular los valores de la variable predictiva y su probabilidad. A través de las siguientes ecuaciones:

$$Y=B0 + (B*(X))$$

Donde:

Y: Valor variable dependiente

X: Valor de la variable independiente

B0: Valor de la constante

B: Coeficiente Beta

La fórmula de cálculo de probabilidad que utiliza el modelo de regresión logística binaria es:

$$P(y=1|X) = \frac{e^{(B0+B1*X1+B2*X2+Bn*Xn)}}{(1+(e)^{\exp(\beta0+\beta1X1+\beta2X2+...+\betan X n)})}$$

Donde:

$P(y=1|X)$ es la probabilidad de que el evento (Y) ocurra (donde (Y) toma el valor 1).

$\beta0$ es el término independiente o constante.

$\beta1, \beta2... \betan$ son los coeficientes de los predictores $X1, X2..., Xn$.

(e) es la base del logaritmo natural.

El modelo ayuda a identificar la variable predictora que realmente tuvo significación estadística para poder realizar actividades de intervención (Capacitaciones) y seguimiento. Se procesó encuesta de satisfacción de dichas capacitaciones, con el objetivo de evaluar el proceso y mejorar los resultados finales del futuro Examen de Habilitación Profesional.

3. Resultados

De un total de 119 participantes, el 60.50% correspondieron a mujeres (72) y el 39.49% a hombres (47). En cuanto a los aprobados, solo 8 personas lograron aprobar, lo que representa el 6.72% del total, distribuyéndose entre 3 mujeres (2.52%) y 5 hombres (4.20%), (Tabla1).

Tabla 1. Distribución de los estudiantes Aprobados y no Aprobados en el examen de Prehabilitación, según sexo.

Variable dependiente	Femenino		Masculino		Total	
	No	%	No	%	No	%
Aprobados	3,00	2,52	5,00	4,20	8,00	6,72
No Aprobados	69,00	57,98	42,00	35,29	111,00	93,28
Total	72,00	60,50	47,00	39,49	119,00	100,00

Fuente: Base de datos

Al aplicar el modelo ANOVA, que evalúa la relación entre las horas de estudio (como variable predictora) y la nota cuantitativa (como variable dependiente), se puede observar que la suma de cuadrados de la regresión es 815.904, con un grado de libertad (gl) de 1, lo que genera una media cuadrática de 815.904. El residuo tiene una suma de cuadrados de 10,375.588 con 117 grados de libertad, lo que resulta en una media cuadrática de 88.680. El valor F de 9.201 indica la magnitud de la relación entre las horas de estudio y la nota, con un valor de significancia (Sig.) de 0.003. Este valor de significancia es menor a 0.05, lo que sugiere que existe una relación estadísticamente significativa entre las horas de estudio y la nota cuantitativa, es decir, el tiempo de estudio influye significativamente en las notas (Tabla 2)

Tabla 2. Significación del modelo ANOVA.

ANOVA ^a					
Modelo	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Regresión	815,904	1	815,904	9,201	,003 ^b
1 Residuo	10375,588	117	88,680		
Total	11191,492	118			

Nota: a. Variable dependiente: Nota Cuantitativa b. Predictores, Horas de estudio

Fuente: Resumen del análisis del modelo.

Los resultados excluyentes en el primer paso del modelo donde las variables horas de sueño, sueño reparador, motivación y uso de mapas conceptuales no tienen una relación estadísticamente significativa con la variable dependiente en este modelo de regresión. Las horas de sueño ($p = 0.627$), la motivación ($p = 0.975$) y el uso de mapas conceptuales ($p = 0.226$) no muestran ningún impacto relevante. Aunque el sueño reparador presenta una tendencia ($p = 0.112$), no alcanza significancia estadística. En general, el conjunto de estas variables no logra explicar de manera significativa la variación de la variable dependiente, como lo indica el valor global ($p = 0.388$) (Tabla 3.)

Tabla 3. Análisis de las variables en el paso 1 del modelo.

Las variables que no están en la ecuación				
Paso 1	Variables	Puntuación	gl	Sig.
	HORAS SUEÑOS	0,236	1	0,627
	SUEÑO REPARADOR(1)	2,525	1	0,112

Las variables que no están en la ecuación

MOTIVACION(1)	0,001	1	0,975
MAPA CONCEPTUAL(1)	1,465	1	0,226
Estadísticos globales	4,138	4	0,388

Fuente: Resumen del modelo en SPSS

Los coeficientes del modelo de regresión lineal que predice las notas cuantitativas (variable dependiente) en función de las horas de estudio (variable independiente). El coeficiente no estandarizado para la constante es 48.998, lo que indica el valor de la nota cuando las horas de estudio son cero. El coeficiente para las horas de estudio es 1.628, lo que significa que, por cada hora adicional de estudio, la nota aumenta en 1.628 puntos, con un valor de significancia $p = 0.003$, lo que indica que esta relación es estadísticamente significativa. El intervalo de confianza para el coeficiente de las horas de estudio está entre 0.565 y 2.692, lo que sugiere una alta certeza en la estimación del impacto de las horas de estudio en las notas (Tabla 4.)

Tabla 4. Análisis de las variables en el segundo paso del modelo con su constante, coeficiente Beta y su valor P, cálculo de la variable independiente ajustado al valor de la variable dependiente.

Coeficientes							
		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.	95,0% intervalo de confianza para B
Modelo		B	Desv. Error	Beta			Límite inferior Límite superior
1	(Constante)	48,998	3,065		15,984	0,000	42,927 55,069
	HORAS DE ESTUDIO	1,628	0,537	0,270	3,033	0,003	0,565 2,692
HORAS (x)		NOTA (y)					
13		70,16					

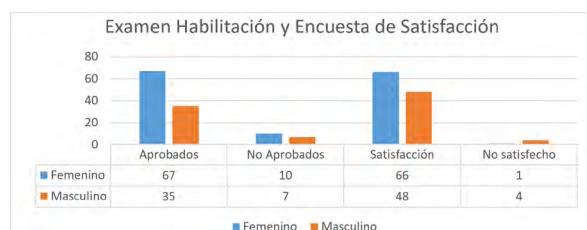
a. Variable dependiente: NOTA CUANTITATIVA

$Y = \text{Variable dependiente}$ $x = \text{Variable independiente}$ $Y = \text{Constante} + (\text{Beta} * X)$

Fuente: Resumen del modelo en SPSS

En la figura 1 se distribuyen los resultados del Examen de Habilitación (Postest) y de la encuesta de satisfacción sobre las capacitaciones recibidas. De un total de 119 estudiantes aprobaron el examen el 86% (102 estudiantes) y se obtuvo un 96% de satisfacción en la encuesta aplicada representando a 114 estudiantes.

Figura 1. Distribución los resultados del Examen de Habilitación y de la encuesta de satisfacción.



Fuente: Examen de habilitación Profesional y Encuesta de satisfacción.

4. Discusión

La utilización del Modelo de Regresión Logístico Binario en este estudio ayudó a abordar la influencia de diversas variables en el rendimiento académico de los estudiantes. El modelo ANOVA reflejó un valor de significancia de 0.003. Los resultados obtenidos reflejan que las horas de estudio son determinantes en el éxito de los estudiantes en el Examen de Habilitación Profesional. En el paso uno del modelo se descartaron las restantes variables independientes que mostraron valores p mayores de 0.05 y fueron desechadas en el análisis, sin embargo, estos hallazgos están en línea con investigaciones previas que destacan la relevancia de un adecuado tiempo de estudio (12,15).

El modelo de regresión logística utilizado permitió identificar que los estudiantes que reportaron más

horas de estudio tenían mayores probabilidades de aprobar el examen, corroborando lo indicado por otros estudios consultados (10,17,20), que evidencian que las estrategias de estudio y el manejo del tiempo son cruciales para el rendimiento académico (19). Además, el análisis de los Odds Ratios sugiere que, por cada incremento en las horas de estudio, las probabilidades de éxito aumentan significativamente, lo que se alinea con la literatura que respalda la relación positiva entre esfuerzo académico y resultados (11,21,28).

Por otro lado, es relevante considerar que otros factores, como la motivación, horas de sueño, sueño reparador y el uso de mapas conceptuales, aunque mostraron cierta influencia, no alcanzaron significación estadística en este estudio. Sin embargo, estos aspectos han sido considerados por diversos autores como elementos esenciales para el aprendizaje efectivo (13,14). La motivación es un predictor crítico del rendimiento, y su falta puede disminuir el compromiso con el estudio (24,26,27). Asimismo, el uso de mapas conceptuales ha demostrado ser una técnica eficaz para la organización del conocimiento y mejora de la comprensión en entornos educativos (16,18,22).

El estudio permitió calcular las horas necesarias que debían utilizar los estudiantes en su programa de estudio para alcanzar una nota mínima de 70 puntos. La utilización de la ecuación lineal usando la constante y el coeficiente Beta de la variable independiente nos ayudó a predecir este valor, además de las probabilidades de éxitos. Teniendo en cuenta los resultados de Aprobados (11 estudiantes) y las horas de estudios probables (13 horas diarias), se les proporcionó un plan de capacitaciones por los docentes de las principales asignaturas y un seguimiento en el autoestudio de los estudiantes, así como una encuesta de satisfacción del curso de entrenamiento donde el 96% de los encuestados consideraron de gran ayuda las capacitaciones. Los resultados definitivos del examen de Habilitación profesional, aplicado por el Consejo de Aseguramiento de la Calidad de la Educación superior (CACES), fue de un 86% de aprobados.

La identificación de las variables predictoras no solo proporciona una comprensión más profunda de los factores que afectan el desempeño académico, sino que también abre la puerta a intervenciones específicas (23,25,29). La implementación de capacitaciones que enfoquen en la gestión del tiempo de estudio y técnicas de mejora del sueño podría resultar en un impacto positivo en los resultados académicos de futuros estudiantes (30).

Por lo tanto, es crucial seguir explorando cómo estas variables interaccionan y afectan el rendimiento académico, a fin de desarrollar estrategias que fortalezcan el aprendizaje en el contexto educativo actual.

»»» 5. Conclusión

El Modelo de regresión Logístico Binario es una herramienta ideal para evaluar variables que influyen en el proceso del ejercicio de Habilitación Profesional. Estima desde el punto de vista matemático el peso de las variables predictivas sobre la variable dependiente y a través de estas condiciones se puede actuar para modificar los futuros resultados académicos en los estudiantes. En este estudio la variable horas de estudios representó el factor de impacto fundamental con significación estadística.

»»» 6. Agradecimientos

Agradecemos a todos los participantes que cooperaron en la realización del examen y la encuesta de satisfacción, además, a los docentes que impartieron el curso capacitación como actividad de intervención.

»»» 7. Conflictos de intereses

Los autores de esta investigación no reportamos conflictos de intereses.

»»» 8. Limitación de responsabilidad

Todos los puntos de vistas expresados en este artículo son de nuestra entera responsabilidad y no de las instituciones donde laboramos.

»»» 9. Fuentes de apoyo

Este trabajo es fruto de un análisis crítico de datos procesados y revisión de numerosos artículos publicados sobre Modelo de Regresión Logístico Binario aplicado en el proceso educativo.

»»» 10. Referencias Bibliográficas

1. Şirin YE, Şahin M. Investigation of factors affecting the achievement of university students with logistic regression analysis: School of Physical

- Education and Sport example. SAGE Open. 2020 Jan-Mar;1-9. doi: 10.1177/2158244020902082. Available from: <https://journals.sagepub.com/home/sgo>.
2. Prada Núñez R, Hernández Suárez C, Solano-Pinto N, Fernández-César R. Predictor variables of academic success in mathematics under a binary logistic regression model. *J Posit Psychol Wellbeing*. 2023;7(1):551-75. Available from: <http://journalppw.com>.
 3. Arias JJ, Swinton JR, Anderson K. Online vs. face-to-face: A comparison of student outcomes with random assignment. *e-Journal of Business Education & Scholarship of Teaching Rev*. 2018;12(2):1-23. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1193426>
 4. Piros S, Chaiesh T. A binary logistic regression model for entrepreneurial intention: A case study of management program at Pibulsongkram Rajabhat University. *J Manag Sci Pibulsongkram Rajabhat Univ*. 2022 May-Aug;4(2).
 5. Canales A, Maldonado L. Teacher quality and student achievement in Chile: Linking teachers' contribution and observable characteristics. *Int J Educ Dev*. 2018 May; 60:33-50. Available from: <https://www.sciencedirect.com/journal/international-journal-of-educational-development>.
 6. Pérez-Obregón JM, Romero-Díaz T. Análisis del rendimiento académico mediante regresión logística y múltiple. *Rev Electr Conocim Saberes Prácticas*. 2018 Jul-Dec;1(2):33-42. doi: 10.30698/recsp.v1i2.10. Available from: <http://recsp.org>.
 7. Calva K, Cabezas-Martínez A, Flores M, Porras H. Modelo de predicción del rendimiento académico para el curso de nivelación de la Escuela Politécnica Nacional a partir de un modelo de aprendizaje supervisado. *Latin Am J Comput*. 2021 Jul;8(2).
 8. Peng CYJ, Lee KL, Ingersoll GM. An introduction to logistic regression analysis and reporting. *J Educ Res*. 2002;96(1):3-14. doi: 10.1080/00220670209598786.
 9. Martínez-Pérez JR, Ferrás-Fernández Y, Bermúdez-Cordoví LL, Ortiz-Cabrera Y, Pérez-Leyva EH. Regresión logística y predicción del bajo rendimiento académico de estudiantes en la carrera Medicina. *Rev Electr Dr. Zoilo E. Marinello Vidaurreta*. 2020;45(4).
 10. Selim A, Ali I, Ristevski B. University information system's impact on academic performance: A comprehensive logistic regression analysis with principal component analysis and performance metrics. *TEM J*. 2024;13(2):1589-98. doi: 10.18421/TEM132-72.
 11. Sule BO, Saporu FW. A logistic regression model of students' academic performance in University of Maiduguri, Maiduguri, Nigeria. *Math Theory Model*. 2015;5(10):124. Available from: www.iiste.org.
 12. Díaz-García A, Garcés-Delgado Y, Feliciano-García L. Estrategias de aprendizaje y rendimiento académico en el alumnado universitario. *Rev Estud Investig Psicol Educ*. 2023;10(1):15-37. doi: 10.17979/reipe.2023.10.1.9499.
 13. Alkış N, Temizel TT. The impact of motivation and personality on academic performance in online and blended learning environments. *Educ Technol Soc*. 2018;21(3):35-47. Available from: https://www.j-ets.net/collection/published-issues/21_3.
 14. Barrera LF, Vales JJ, Sotelo-Castillo MA, Ramos-Estrada DY, Ocaña-Zúñiga J. Variables cognitivas de los estudiantes universitarios: su relación con dedicación al estudio y rendimiento académico. *Psicumex*. 2020;10(1):61-74. doi: 10.36793/psicumex.v10i1.342.
 15. Vizoso CM, Arias O. Estresores académicos percibidos por estudiantes universitarios y su relación con el burnout y el rendimiento académicos. *Anu Psicol*. 2016;46(2):90-7. doi: 10.1016/j.anpsic.2016.07.006.
 16. Vera LR, Acosta DE, Palacios D, Galeano G. Estilos de aprendizaje y rendimiento académico en estudiantes de enfermería de una universidad pública de Paraguay. *Nure Invest*. 2019;16(102):1-7. Available from: <https://www.nureinvestigacion.es/OJS/index.php/nure/article/view/1762>.
 17. Salinas-Rodríguez A, Pérez-Núñez R, Ávila-Burgos L. Modelos de regresión para variables expresadas como una proporción continua. *Salud Publica Mex*. 2006;48(5):395-404.

18. Vázquez AS. Estrategias de aprendizaje de estudiantes universitarios como predictores de su rendimiento académico. *Rev Complut Educ.* 2021;32(2):159-70. doi: 10.5209/rced.68203.
19. Živčić-Bećirević I, Smojver-Ažić S, Martinac T. Predictors of university students' academic achievement: a prospective study. *Društvo Istraž.* 2017;26(4):457-76. doi: 10.5559/di.26.4.01.
20. Trelles HJ, Alvarado HP, Montánchez ML. Estrategias y estilos de aprendizaje y su relación con el rendimiento académico en estudiantes universitarios de psicología educativa. *Killkana Social.* 2018;2(2):9-16. doi: 10.26871/killkana_social.v2i2.292.
21. Salazar I, Heredia Y. Estrategias de aprendizaje y desempeño académico en estudiantes de medicina. *Educ Med.* 2019;20(4):256-62. doi: 10.1016/j.edumed.2018.12.005.
22. Siddiquei NL, Khalid R. The relationship between personality traits, learning styles and academic performance of e-learners. *Open Praxis.* 2018;10(3):249-63. doi: 10.5944/openpraxis.10.3.870.
23. Stankovska G, Dimitrovski D, Angelkoska S, Ibraimi Z, Uka V. Emotional intelligence, test anxiety and academic stress among university students. *Bulg Comp Educ Soc Conf Books.* 2018; 16:157-64. Available from: <https://eric.ed.gov/?id=ED586176>.
24. Puma MI, Hurtado DR, Santos OC, Vázquez JK. Estrategias metacognitivas y rendimiento académico en estudiantes de educación de la Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios. *Repos Rev Univ Priv Pucallpa.* 2020;5(1):17-23.
25. Hendrie KN, Bastacini MC. Autorregulación en estudiantes universitarios: estrategias de aprendizaje, motivación y emociones. *Rev Educ.* 2019;44(1):327-44. doi: 10.15517/revedu.v44i1.37713.
26. Hernández L, Martín CI, Lorite G, Granados P. Rendimiento, motivación y satisfacción académica, ¿una relación de tres? *ReiDoCrea Rev Electron Investig Doc Creat.* 2018; 7:92-7. doi: 10.30827/digibug.49829.
27. Hidalgo-Fuentes S, Martínez-Álvarez I, Sospedra-Baeza MJ. Rendimiento académico en universitarios españoles: el papel de la personalidad y la procrastinación académica. *Eur J Educ Psychol.* 2021;14(1):1-13. doi: 10.32457/ejep.v14i1.1533.
28. Lanza D, Sánchez V. Estrategias de aprendizaje en Educación Secundaria: un estudio comparativo sobre su uso entre alumnos españoles e inmigrantes. *Eur J Investig Health Psychol Educ.* 2013;3(3):227-36. doi: 10.3390/ejihpe3030020.
29. Magulod G. Learning styles, study habits and academic performance of Filipino university students in applied science courses: implications for instruction. *J Technol Sci Educ.* 2019;9(2):184-98. doi: 10.3926/jotse.504.
30. Neroni J, Meijs C, Gijssels HJM, Kirschner PA, de Groot RHM. Learning strategies and academic performance in distance education. *Learn Individ Differ.* 2019; 73:1-7. doi: 10.1016/j.lindif.2019.04.007.