Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), septiembre-octubre 2026,
Volumen 10, Número 5.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i5

FACTORES ASOCIADOS AL BIENESTAR ESTUDIANTIL Y AL RIESGO DE INTERRUPCIÓN ACADÉMICA MEDIANTE ANALÍTICA DE DATOS EN INSTITUTOS DE EDUCACIÓN SUPERIOR DE LA PROVINCIA DE EL ORO

FACTORS ASSOCIATED WITH STUDENT WELL-BEING AND RISK OF ACADEMIC INTERRUPTION USING DATA ANALYTICS IN HIGHER EDUCATION INSTITUTES IN THE PROVINCE OF EL ORO

Cristian Stalin Sancho López
Instituto Superior Tecnológico Huaquillas, Ecuador

Jonathan Enrique Sanmartin Pangay
Instituto Superior Tecnológico Huaquillas, Ecuador

David Xavier Chila Klinger
Instituto Superior Tecnológico Huaquillas, Ecuador

William Geovanny Cabrera Fajardo
Instituto Superior Tecnológico Huaquillas, Ecuador

DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i5.26488

Factores Asociados al Bienestar Estudiantil y al Riesgo de Interrupción Académica Mediante Analítica de Datos en Institutos de Educación Superior de la Provincia de El Oro

Cristian Stalin Sancho López[1]
csancho@isth.edu.ec
https://orcid.org/0000-0002-2974-5896
Instituto Superior Tecnológico Huaquillas
Huaquillas, Ecuador

Jonathan Enrique Sanmartin Pangay
jsanmartin@isth.edu.ec
https://orcid.org/0009-0008-3179-1518
Instituto Superior Tecnológico Huaquillas
Huaquillas, Ecuador

David Xavier Chila Klinger
dchila@isth.edu.ec
https://orcid.org/0009-0005-8306-1072
Instituto Superior Tecnológico Huaquillas
Huaquillas, Ecuador

William Geovanny Cabrera Fajardo
wcabrera@isth.edu.ec
https://orcid.org/0000-0003-3704-8510
Instituto Superior Tecnológico Huaquillas
Huaquillas, Ecuador

RESUMEN

El objetivo del estudio fue analizar factores académicos, socioeconómicos, laborales, tecnológicos y de bienestar asociados con un indicador preventivo de riesgo de interrupción académica en estudiantes de dos institutos de educación superior de la provincia de El Oro. Se desarrolló un estudio cuantitativo, no experimental y transversal con 270 registros. La variable de resultado agrupó como señal preventiva las respuestas "Sí" y "No está seguro/a" ante la intención de interrumpir los estudios. Se aplicaron estadística descriptiva, pruebas χ^2, V de Cramér, ajuste de Benjamini-Hochberg, regresión logística y validación cruzada estratificada. El 34,1 % presentó intención o incertidumbre respecto de la continuidad. Las asociaciones bivariadas de mayor magnitud correspondieron a carga laboral igual o superior a 31 horas semanales, motivación moderada/baja y presencia de personas dependientes. En el modelo ajustado, estos tres factores conservaron asociaciones significativas. El modelo alcanzó un AUC de 0,794, con sensibilidad de 54,3 % y especificidad de 89,9 %. Los resultados respaldan un enfoque multidimensional de acompañamiento estudiantil y no justifican una clasificación automática o causal del abandono

Palabras clave: bienestar estudiantil, permanencia académica, interrupción académica, analítica de datos, educación superior

[1] Autor principal
Correspondencia: csancho@isth.edu.ec

Factors Associated with Student Well-Being and Risk of Academic Interruption Using Data Analytics In Higher Education Institutes in the Province of El Oro

ABSTRACT

The study aimed to analyze academic, socioeconomic, work-related, technological, and well-being factors associated with a preventive indicator of academic interruption risk among students from two higher education institutes in the province of El Oro, Ecuador. A quantitative, non-experimental, cross-sectional study was conducted using 270 records. The outcome variable classified "Yes" and "Not sure" responses to the intention to interrupt studies as a preventive signal. Descriptive statistics, chi-square tests, Cramér's V, Benjamini-Hochberg adjustment, logistic regression, and stratified cross-validation were applied. Overall, 34.1% of students expressed either an intention to interrupt or uncertainty about continuing. The strongest bivariate associations were observed for working 31 hours or more per week, moderate/low motivation, and having dependents. These three factors remained statistically significant in the adjusted model. The model achieved an AUC of 0.794, with 54.3% sensitivity and 89.9% specificity. The findings support a multidimensional approach to student support and should not be interpreted as evidence for automatic or causal classification of dropout

Keywords: student well-being, academic persistence, academic interruption, data analytics, higher education

Artículo recibido 12 setiembre 2026
Aceptado para publicación: 22 octubre 2026

INTRODUCCIÓN

La permanencia estudiantil constituye un problema relevante para los sistemas de educación superior porque el abandono no se explica por una única condición observable, sino por la interacción de factores personales, académicos, económicos, familiares e institucionales. Las revisiones contemporáneas coinciden en que la desvinculación debe entenderse como un proceso multicausal y dinámico, en el que las circunstancias del estudiante se combinan con su integración académica y con los recursos disponibles para sostener la trayectoria formativa (Aina et al., 2022; Barragán Moreno & González Támara, 2024; Guzmán et al., 2021). Esta lectura obliga a superar las explicaciones reducidas al rendimiento o a la reprobación y a incorporar dimensiones como tiempo de trabajo, responsabilidades de cuidado, acceso tecnológico, percepción de bienestar y motivación.

En el contexto ecuatoriano, la investigación reciente también muestra que la interrupción de los estudios responde a configuraciones multifactoriales. Núñez-Naranjo (2024), en un estudio realizado en educación superior ecuatoriana, subraya la interacción de determinantes personales, familiares, económicos, académicos e institucionales. En términos prácticos, esta heterogeneidad implica que estudiantes con promedios semejantes pueden presentar condiciones muy distintas de continuidad si uno de ellos enfrenta jornadas laborales extensas, obligaciones de cuidado o inestabilidad económica. Por ello, el análisis del bienestar no puede desligarse del estudio de la permanencia.

La relación entre trabajo y trayectoria educativa merece una atención particular. La evidencia internacional ha asociado una mayor intensidad laboral durante los estudios con menor acumulación de créditos, mayor tiempo para completar la titulación y menor probabilidad de graduación (Ecton et al., 2023). De manera complementaria, Lessky y Unger (2023) señalan que el empleo intensivo durante la formación se vincula con necesidades financieras y desigualdades previas. Estas observaciones son pertinentes en territorios donde una proporción relevante del estudiantado combina formación, empleo y responsabilidades familiares.

La motivación y el compromiso académico constituyen otra dimensión central. Passeggia et al. (2023) encontraron que estilos motivacionales más autónomos se relacionan con mayor compromiso y menor intención de abandono, mientras que el bienestar subjetivo participa en las relaciones entre motivación, compromiso e intención de desvinculación.

En esa línea, la intención de abandonar no debe interpretarse como una decisión irrevocable, sino como una señal susceptible de intervención, especialmente cuando aparece junto con sobrecarga laboral, tensiones económicas o dificultades de conciliación entre estudio y vida familiar.

El desarrollo de la analítica educativa amplía las posibilidades para estudiar estas configuraciones. La literatura reciente describe un tránsito desde la simple visualización de indicadores hacia enfoques que integran datos, estadística, minería de datos y aprendizaje automático para apoyar el seguimiento de trayectorias y la toma de decisiones (Stojanov & Daniel, 2024). Sin embargo, Bergdahl et al. (2024) advierten que muchos estudios de learning analytics privilegian indicadores conductuales observables y no siempre capturan adecuadamente la naturaleza multidimensional del compromiso estudiantil.

La capacidad predictiva, por sí sola, tampoco debe convertirse en el criterio principal de utilidad institucional. Vaarma y Li (2024) muestran que variables académicas y de actividad digital pueden aportar información valiosa para modelos de abandono, pero la utilidad de estos sistemas depende del momento de medición, la calidad de los datos y la posibilidad de interpretar los predictores. A su vez, Alfredo et al. (2024) destacan que los sistemas de analítica e inteligencia artificial aplicados a educación deben preservar el control humano, la privacidad, la confiabilidad y la participación de los actores educativos. Una alerta debería conducir a una conversación o intervención de apoyo, no a una etiqueta automática.

En América Latina, Gutierrez-Pachas et al. (2023) han mostrado la conveniencia de combinar información académica, socioeconómica y de equidad con métodos estadísticos y computacionales para estudiar el abandono. No obstante, la generalización de modelos desarrollados en universidades de gran escala hacia institutos tecnológicos o contextos provinciales debe realizarse con cautela, porque la composición de la población, las modalidades de estudio y las condiciones laborales locales pueden modificar la relevancia de cada factor.

Con base en estas consideraciones, el presente estudio analiza una muestra de estudiantes pertenecientes a dos institutos de educación superior de la provincia de El Oro, cuyas identidades se mantienen anonimizadas. La pregunta de investigación fue: ¿qué factores académicos, socioeconómicos, laborales, tecnológicos y de bienestar se asocian con un indicador preventivo de riesgo de interrupción académica en estudiantes de institutos de educación superior de la provincia de El Oro?

El objetivo general fue analizar dichos factores mediante técnicas estadísticas y de analítica de datos para generar evidencia orientada a estrategias institucionales de acompañamiento y permanencia. Como principio interpretativo, se distingue entre asociación, predicción y causalidad: el diseño transversal permite identificar relaciones estadísticas, pero no establecer causalidad directa.

METODOLOGÍA

Diseño del estudio

Se realizó un estudio cuantitativo, no experimental y transversal, con componentes descriptivo, comparativo y analítico. Las variables fueron observadas sin manipulación y la base analizada corresponde a un único periodo de levantamiento. El componente analítico se desarrolló mediante pruebas de asociación, regresión logística y una evaluación exploratoria de capacidad discriminativa.

Población y muestra

La población de referencia estuvo integrada por 900 estudiantes distribuidos entre dos instituciones de educación superior de la provincia de El Oro. El diseño muestral del proyecto estableció un tamaño de 270 estudiantes mediante el cálculo para población finita, con un nivel de confianza del 95 %, una proporción esperada de 0,50 y un error máximo de 5 %. La asignación proporcional prevista fue de 30 observaciones para el estrato de 100 estudiantes y 240 para el estrato de 800 estudiantes; la base final conserva exactamente esa distribución.

El proyecto plantea un procedimiento probabilístico que combina selección aleatoria y estratificación proporcional. No obstante, los archivos disponibles no contienen un registro operativo que permita auditar el mecanismo exacto de selección de cada participante dentro de los estratos. Por esta razón, el artículo conserva la descripción del diseño previsto y reconoce esta limitación de trazabilidad. Las instituciones se anonimizaron como Institución A e Institución B.

Instrumento y variables

La información se obtuvo mediante una encuesta digital estructurada. La base procesada contiene 270 registros y 24 variables relacionadas con institución, carrera, ciclo, modalidad, edad, estado civil, convivencia, dependientes, situación laboral, horas de trabajo, ingreso del hogar, dificultad económica, acceso a internet, competencia digital, promedio académico, asignaturas reprobadas, rendimiento

percibido, motivación, frecuencia de estrés, intención de interrumpir y probabilidad de continuar, además de variables derivadas de número de reprobaciones y una etiqueta previa de clúster.

La documentación del proyecto refiere procesos de validación del instrumento; sin embargo, en los archivos analizados no se identificaron coeficientes de confiabilidad, matrices de validez de contenido, resultados de pilotaje ni índices psicométricos que permitan reportar una validación cuantitativa reproducible. En consecuencia, el cuestionario se describe como instrumento estructurado y esta ausencia se reconoce como limitación.

Variable de resultado y operacionalización

La variable principal fue la intención de interrumpir los estudios, con tres categorías: "No", "No está seguro/a" y "Sí". Para fines preventivos se construyó un indicador binario que asignó valor 1 a las respuestas "Sí" y "No está seguro/a", y valor 0 a "No". Esta agrupación no pretende equiparar incertidumbre con abandono efectivo; se utiliza como proxy preventivo para identificar una señal explícita o ambivalente respecto de la continuidad.

Para los análisis bivariados se definieron factores dicotómicos con criterios interpretables: carga laboral alta (31 horas semanales o más), motivación moderada/baja, presencia de personas dependientes, rendimiento percibido regular/muy bajo, ausencia de internet domiciliario, estrés recurrente, dificultad económica al menos algunas veces, tercer ciclo o superior, competencia digital media/baja, edad de 25 años o más, institución de procedencia y presencia de al menos una asignatura reprobada.

Preparación y análisis de datos

La matriz final no presentó valores nulos en las 24 variables. Intención de interrumpir y probabilidad de continuar se mantuvieron como indicadores distintos porque sus respuestas no fueron perfectamente inversas. La etiqueta de clúster incluida en la base no se utilizó como evidencia confirmatoria, dado que los archivos disponibles no documentan de manera reproducible las variables, el escalamiento y los parámetros empleados para generar los conglomerados.

Se calcularon frecuencias absolutas y relativas para caracterizar la muestra. Las asociaciones entre factores dicotómicos y el indicador de riesgo se evaluaron mediante χ^2 de Pearson, reportando V de Cramér como medida de magnitud y aplicando el procedimiento de Benjamini-Hochberg para controlar la tasa de falsos descubrimientos.

Para el análisis multivariado se estimó una regresión logística binaria con ocho predictores sustantivos: motivación moderada/baja, carga laboral alta, personas dependientes, rendimiento percibido regular/bajo, ausencia de internet domiciliario, dificultad económica, estrés recurrente e institución de procedencia.

Se reportaron odds ratios ajustadas, intervalos de confianza del 95 % y valores p. Los VIF aproximados se situaron entre 1,12 y 1,48, sin indicios de multicolinealidad problemática.

Como evaluación exploratoria de discriminación se aplicó validación cruzada estratificada de 10 pliegues con predicciones fuera de muestra. Se calcularon AUC, exactitud, sensibilidad, especificidad, precisión y F1.

El intervalo de confianza del AUC se estimó mediante 5.000 remuestreos bootstrap. El análisis se efectuó con Python, SciPy, statsmodels y scikit-learn.

Consideraciones éticas

Se trabajó con la matriz procesada sin datos de identificación personal y los resultados se presentan de forma agregada. La documentación del proyecto establece la exclusión de datos sensibles innecesarios y la prohibición de divulgar respuestas individuales. Los archivos revisados no incluyen un número de aprobación de comité de ética ni un registro formal de consentimiento informado; estos elementos deben verificarse e incorporarse antes de un eventual envío editorial si fueron gestionados durante el levantamiento.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Caracterización de la muestra

La muestra estuvo integrada por 270 estudiantes: 30 (11,1 %) de la Institución A y 240 (88,9 %) de la Institución B. Predominaron los grupos de 21 a 24 años (32,2 %) y 17 a 20 años (25,2 %), y la modalidad presencial representó el 76,7 % de los casos. El 94,4 % declaró acceso a internet domiciliario, 78,2 % calificó su rendimiento como bueno o excelente y 73,3 % se consideró motivado o muy motivado. La Tabla 1 sintetiza las características seleccionadas de la muestra.

Tabla 1. Características seleccionadas de la muestra (n = 270)

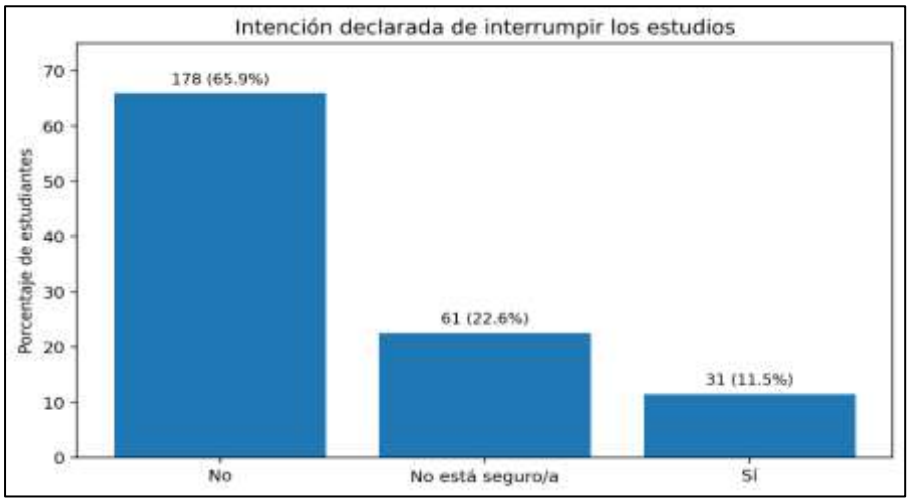
Variable	Categoría	n	%
Edad	17-20 años	68	25,2
Edad	21-24 años	87	32,2
Edad	25-29 años	59	21,9
Edad	30-34 años	25	9,3
Edad	35 años o más	31	11,5
Modalidad	Presencial	207	76,7
Modalidad	Híbrida	52	19,3
Modalidad	Virtual	11	4,1
Acceso a internet	Sí	255	94,4
Acceso a internet	No	15	5,6
Rendimiento percibido	Excelente	85	31,5
Rendimiento percibido	Bueno	126	46,7
Rendimiento percibido	Regular/Muy bajo	59	21,9
Motivación	Motivado/Muy motivado	198	73,3
Motivación	Moderada/Poca	72	26,7

Fuente**:** elaboración propia

Indicador preventivo de riesgo de interrupción

Ante la pregunta sobre intención de interrumpir los estudios, 178 estudiantes (65,9 %) respondieron "No", 61 (22,6 %) "No está seguro/a" y 31 (11,5 %) "Sí". Con la definición preventiva del estudio, 92 estudiantes (34,1 %; IC 95 %: 28,7-39,9) presentaron intención o incertidumbre respecto de la continuidad. La proporción fue 36,7 % en la Institución A y 33,8 % en la Institución B, sin diferencia estadísticamente significativa, $\chi^2(1)=0,10$; $p=0,751$; $V=0,019$.

Figura 1. Distribución de la intención declarada de interrumpir los estudios.



Fuente: elaboración propia a partir de la base analizada.

La intención de interrupción debe interpretarse como una señal temprana y no como abandono confirmado. Esta distinción es consistente con la literatura que describe la permanencia como un proceso dinámico en el que motivación, condiciones económicas, integración académica y responsabilidades externas interactúan antes de una decisión final de desvinculación (Aina et al., 2022; Passeggia et al., 2023).

Factores asociados con el indicador preventivo

Las asociaciones bivariadas de mayor magnitud correspondieron a carga laboral igual o superior a 31 horas semanales (V=0,424), motivación moderada/baja (V=0,379) y presencia de personas dependientes (V=0,309). También se observaron asociaciones con rendimiento percibido regular/bajo, ausencia de internet domiciliario, estrés recurrente, dificultad económica, ciclo académico y competencia digital. La Tabla 2 presenta las estimaciones principales y los valores p ajustados por Benjamini-Hochberg.

Tabla 2. Factores asociados con el indicador preventivo de riesgo de interrupción

Factor	Riesgo con factor	Riesgo sin factor	χ^2	p	p ajustada	V
Carga laboral ≥31 h/semana	71,7 %	23,3 %	48,53	<0,001	<0,001	0,424
Motivación moderada/baja	63,9 %	23,2 %	38,85	<0,001	<0,001	0,379
Personas dependientes	49,6 %	20,3 %	25,75	<0,001	<0,001	0,309
Rendimiento percibido regular/bajo	59,3 %	27,0 %	21,42	<0,001	<0,001	0,282
Sin internet domiciliario	86,7 %	31,0 %	19,56	<0,001	<0,001	0,269
Estrés recurrente	44,4 %	19,1 %	18,55	<0,001	<0,001	0,262
Dificultad económica al menos algunas veces	42,3 %	22,8 %	11,15	<0,001	0,001	0,203
Tercer ciclo o superior	51,0 %	30,1 %	8,00	0,005	0,007	0,172
Competencia digital media/baja	43,2 %	27,7 %	7,05	0,008	0,011	0,162
Edad ≥25 años	40,9 %	29,0 %	4,12	0,042	0,051	0,123
Institución de procedencia	33,8 %	36,7 %	0,10	0,751	0,819	0,019
Alguna asignatura reprobada	33,3 %	34,2 %	0,01	0,912	0,912	0,007

Nota. La p ajustada corresponde al procedimiento de Benjamini-Hochberg. La variable dificultad económica se considera presente cuando la respuesta fue “Algunas veces”, “Frecuentemente” o “Siempre”.

La carga laboral fue el factor bivariado de mayor magnitud y su dirección coincide con estudios que relacionan una elevada intensidad de trabajo con trayectorias académicas más exigentes y menor probabilidad de graduación (Ecton et al., 2023; Lessky & Unger, 2023). En esta muestra, la necesidad de compatibilizar estudio y empleo parece constituir una dimensión más informativa que la pertenencia institucional por sí sola.

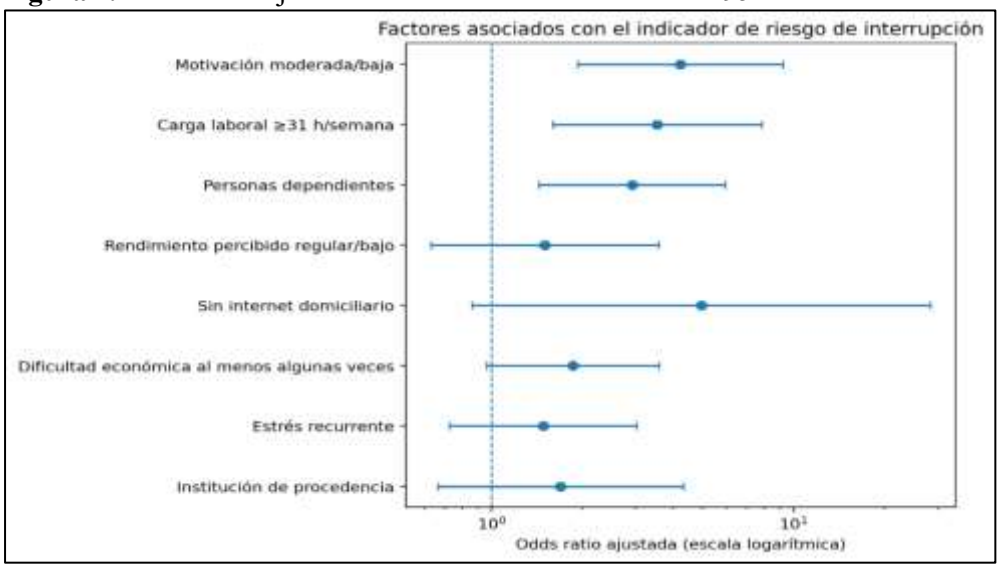
La motivación moderada o baja también mostró una asociación marcada. Este patrón converge con Passeggia et al. (2023), quienes vinculan motivación, compromiso académico, bienestar subjetivo e intención de abandono. Del mismo modo, la presencia de personas dependientes sugiere que las responsabilidades de cuidado deben incorporarse al análisis de permanencia; Holmes y Nikiforidou (2023) documentan cargas de tiempo, estrés e incompatibilidades académicas entre estudiantes con responsabilidades parentales.

La ausencia de internet domiciliario presentó una asociación bivariada alta, aunque solo 15 estudiantes pertenecían a esta categoría. Por ello, la magnitud descriptiva debe leerse junto con la precisión estadística. El rendimiento percibido sí mostró asociación, mientras que haber reprobado al menos una asignatura no la mostró. La diferencia puede explicarse porque este estudio analiza intención o incertidumbre de interrupción y no abandono efectivamente observado; los modelos basados en registros longitudinales pueden captar etapas posteriores del proceso (Vaarma & Li, 2024).

Modelo multivariado y capacidad discriminativa

El modelo logístico global fue significativo ($p<0,001$) y alcanzó un pseudo-R^2 de McFadden de 0,273. Tres factores conservaron asociaciones ajustadas: motivación moderada/baja (OR=4,22; IC 95 %: 1,93-9,25), carga laboral igual o superior a 31 horas semanales (OR=3,54; IC 95 %: 1,60-7,84) y presencia de personas dependientes (OR=2,92; IC 95 %: 1,44-5,93). La Figura 2 muestra los OR ajustados e intervalos de confianza del conjunto de predictores.

Figura 2. Odds ratios ajustadas e intervalos de confianza del 95 % del modelo multivariado.



Fuente: elaboración propia a partir de la base analizada.

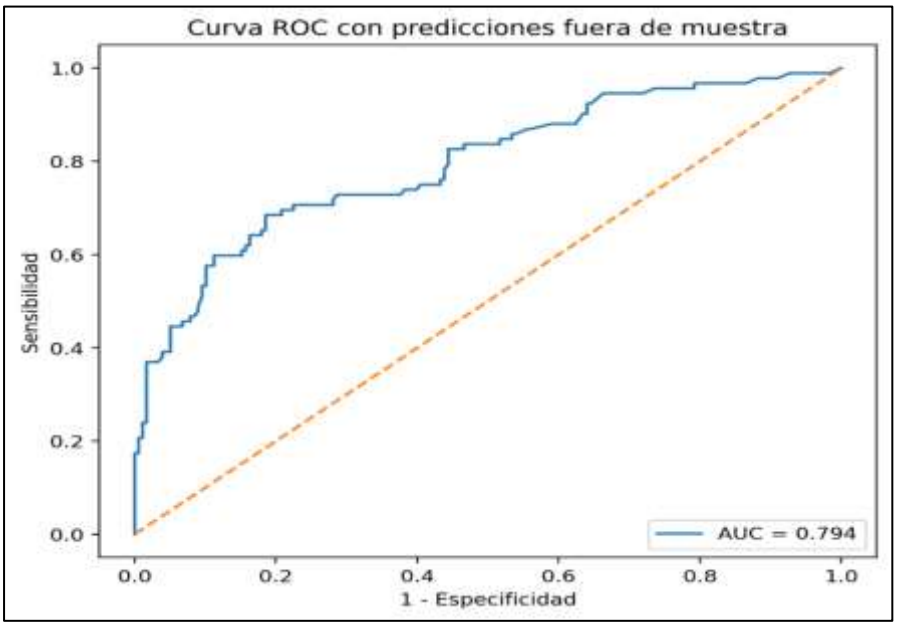
Las dificultades económicas, el estrés recurrente y el rendimiento percibido perdieron significación al incorporarse simultáneamente en la regresión. Esto no implica ausencia de relevancia, sino que parte de su información puede estar compartida con otros factores. La literatura socioeconómica y los estudios multidimensionales de abandono enfatizan precisamente que las condiciones operan de manera interrelacionada y no como determinantes aislados (Aina et al., 2022; Barragán Moreno & González Támara, 2024; Núñez-Naranjo, 2024).

La ausencia de internet mantuvo una OR elevada, pero con un intervalo amplio debido al pequeño tamaño del subgrupo. En futuras investigaciones convendría incorporar medidas más finas de conectividad, estabilidad del servicio y disponibilidad de dispositivos. La institución de procedencia no mostró asociación significativa en el modelo, lo cual no demuestra equivalencia institucional, sino que dentro de esta muestra la variación individual en motivación, carga laboral y responsabilidades familiares resultó más informativa que la etiqueta institucional.

Desempeño exploratorio fuera de muestra

La validación cruzada estratificada de 10 pliegues produjo un AUC de 0,794 (IC 95 % bootstrap: 0,735-0,851). Con un umbral de 0,50, la exactitud fue 77,8 %, la sensibilidad 54,3 %, la especificidad 89,9 %, la precisión 73,5 % y el F1 0,625. La Figura 3 presenta la curva ROC construida con predicciones fuera de muestra.

Figura 3. Curva ROC obtenida mediante validación cruzada estratificada.



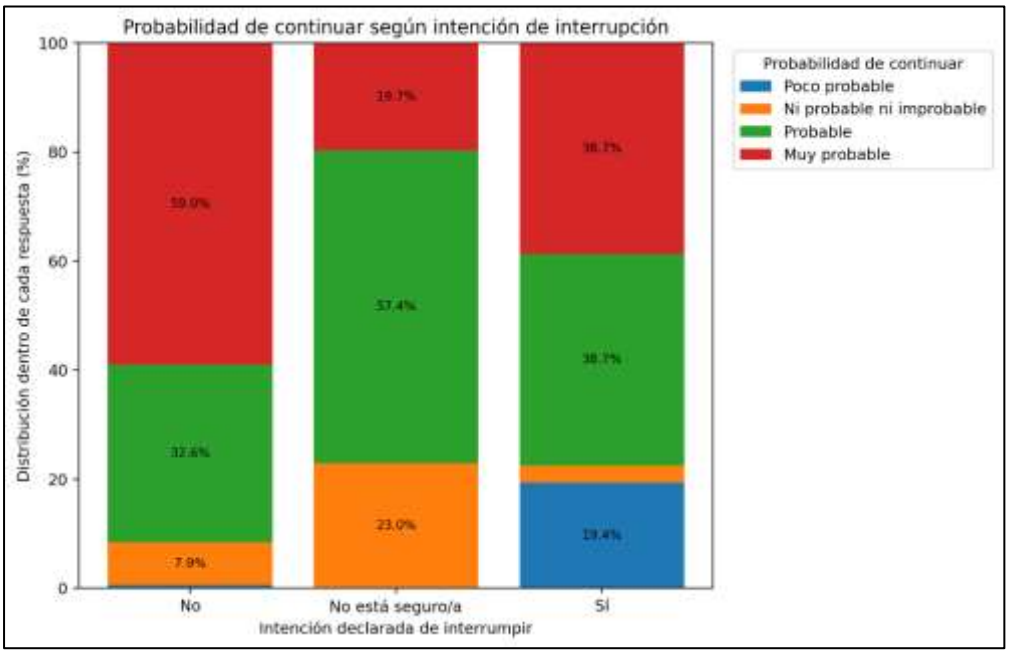
Fuente: elaboración propia a partir de la base analizada.

El AUC indica una discriminación moderada a buena en esta muestra, pero la sensibilidad de 54,3 % muestra que un uso operativo con el umbral convencional dejaría sin detectar una proporción relevante de estudiantes incluidos en el indicador preventivo. Por ello, el modelo no debe utilizarse como mecanismo automático de decisión. Gutierrez-Pachas et al. (2023) muestran el potencial de combinar variables académicas y socioeconómicas en contextos latinoamericanos, mientras que Alfredo et al. (2024) insisten en que los sistemas de analítica e inteligencia artificial educativa deben conservar control humano, transparencia y participación de los usuarios.

Relación entre intención de interrupción y expectativa de continuidad

La pregunta complementaria sobre probabilidad de continuar mostró una expectativa globalmente favorable. No obstante, entre quienes respondieron que consideraban interrumpir sus estudios o no estaban seguros también se observaron respuestas de continuidad probable o muy probable. Esto indica que ambas variables no son equivalentes y pueden captar dimensiones distintas de incertidumbre, expectativa y condiciones de permanencia.

Figura 4. Probabilidad de continuar según intención declarada de interrumpir los estudios.



Fuente: elaboración propia. Porcentajes calculados dentro de cada categoría de intención de interrupción.

Este hallazgo respalda el uso de la intención de interrupción como señal preventiva y no como decisión consumada. Desde una perspectiva institucional, la ambivalencia puede constituir precisamente una ventana para el acompañamiento. Un tablero o sistema de alerta tendría mayor utilidad si permite

identificar combinaciones de condiciones —carga laboral, responsabilidades familiares, motivación y barreras económicas o tecnológicas— y conduce a una revisión humana contextualizada, en lugar de asignar una etiqueta definitiva (Paulsen & Lindsay, 2024).

Implicaciones y limitaciones

Los resultados sugieren que las estrategias de permanencia deberían combinar dimensiones académicas y extraacadémicas. Una ficha breve de seguimiento podría incorporar carga laboral, responsabilidades de cuidado, motivación, dificultades económicas, conectividad y percepción del rendimiento. El propósito sería identificar barreras susceptibles de apoyo mediante tutorías, orientación, ajustes de horario, derivación a bienestar o apoyo tecnológico, sin asumir que la asociación observada demuestra causalidad.

El estudio presenta limitaciones. El diseño transversal impide establecer temporalidad y causalidad; el desenlace corresponde a intención o incertidumbre de interrupción y no a abandono longitudinalmente confirmado; la muestra procede de dos instituciones y no debe generalizarse automáticamente a toda la provincia; no se dispone de trazabilidad completa del mecanismo operativo de selección de participantes ni de indicadores psicométricos reproducibles del instrumento; algunos subgrupos son pequeños; y la validación cruzada evalúa estabilidad interna pero no reemplaza una validación externa. La variable de clúster preexistente no se utilizó como evidencia confirmatoria por falta de documentación suficiente sobre su construcción.

CONCLUSIONES

El indicador preventivo de riesgo de interrupción académica alcanzó al 34,1 % de los estudiantes analizados al agrupar intención explícita e incertidumbre respecto de la continuidad. Los factores con asociaciones ajustadas más claras fueron motivación moderada/baja, carga laboral de 31 horas semanales o más y presencia de personas dependientes. Estos hallazgos muestran que la permanencia no puede comprenderse únicamente desde el desempeño académico y que las condiciones de vida del estudiante deben incorporarse al diagnóstico institucional.

El modelo multivariado presentó una capacidad discriminativa moderada a buena, pero su sensibilidad limita cualquier uso como sistema automatizado de alerta. La evidencia es más adecuada para apoyar mecanismos de acompañamiento que para asignar etiquetas.

Una aplicación responsable debería combinar indicadores cuantitativos con valoración humana, permitir al estudiante contextualizar su situación y evaluar prospectivamente si las intervenciones reducen efectivamente la interrupción.

La continuidad de esta línea de investigación debería incorporar seguimiento longitudinal, registro de abandono real, validación externa y documentación completa del proceso de muestreo e instrumento. Con estas mejoras sería posible avanzar desde un modelo transversal de asociación hacia un sistema de alerta temprana evaluado con mayor rigor, manteniendo como principio que la analítica educativa debe ampliar la capacidad de acompañamiento institucional y no sustituir el juicio pedagógico ni la agencia del estudiante.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aina, C., Baici, E., Casalone, G., & Pastore, F. (2022). The determinants of university dropout: A review of the socio-economic literature. *Socio-Economic Planning Sciences*, 79, Article 101102. https://doi.org/10.1016/j.seps.2021.101102

Alfredo, R., Echeverria, V., Jin, Y., Yan, L., Swiecki, Z., Gašević, D., & Martinez-Maldonado, R. (2024). Human-centred learning analytics and AI in education: A systematic literature review. Computers and Education: Artificial Intelligence, 6, Article 100215. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100215

Barragán Moreno, S. P., & González Támara, L. (2024). Complexities of student dropout in higher education: A multidimensional analysis. *Frontiers in Education*, 9, 1461650. https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1461650

Bergdahl, N., Bond, M., Sjöberg, J., Dougherty, M., & Oxley, E. (2024). Unpacking student engagement in higher education learning analytics: A systematic review. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 21, Article 63. https://doi.org/10.1186/s41239-024-00493-y

Ecton, W. G., Heinrich, C. J., & Carruthers, C. K. (2023). Earning to learn: Working while enrolled in Tennessee colleges and universities. AERA Open, 9(1), 1-16. https://doi.org/10.1177/23328584221140410

Gutierrez-Pachas, D. A., Garcia-Zanabria, G., Cuadros-Vargas, E., Camara-Chavez, G., & Gomez-Nieto, E. (2023). Supporting decision-making process on higher education dropout by analyzing academic, socioeconomic, and equity factors through machine learning and survival analysis methods in the Latin American context. *Education Sciences*, 13(2), Article 154. https://doi.org/10.3390/educsci13020154

Guzmán, A., Barragán, S., & Cala Vitery, F. (2021). Dropout in rural higher education: A systematic review. *Frontiers in Education*, 6, 727833. https://doi.org/10.3389/feduc.2021.727833

Holmes, S. E., & Nikiforidou, Z. (2023). "They don't realise how hard it is": Investigating the lived experiences of higher education students with parental responsibilities during the COVID-19 pandemic. *Higher Education Quarterly*, 77, 638-654. https://doi.org/10.1111/hequ.12423

Lessky, F., & Unger, M. (2023). Working long hours while studying: A higher risk for First-in-Family students and students of particular fields of study? European Journal of Higher Education, 13(3), 347-366. https://doi.org/10.1080/21568235.2022.2047084

Núñez-Naranjo, A. F. (2024). Analysis of the determinant factors in university dropout: A case study of Ecuador. Frontiers in Education, 9, 1444534. https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1444534

Passeggia, R., Testa, I., Esposito, G., De Luca Picione, R., Ragozini, G., & Freda, M. F. (2023). Examining the relation between first-year university students' intention to drop-out and academic engagement: The role of motivation, subjective well-being and retrospective judgements of school experience. Innovative *Higher Education*, 48, 837-859. https://doi.org/10.1007/s10755-023-09674-5

Paulsen, L., & Lindsay, E. (2024). Learning analytics dashboards are increasingly becoming about learning and not just analytics: A systematic review. *Education and Information Technologies*, 29, 14279-14308. https://doi.org/10.1007/s10639-023-12401-4

Stojanov, A., & Daniel, B. K. (2024). A decade of research into the application of big data and analytics in higher education: A systematic review of the literature. *Education and Information Technologies*, 29, 5807-5831. https://doi.org/10.1007/s10639-023-12033-8

Vaarma, M., & Li, H. (2024). Predicting student dropouts with machine learning: An empirical study in Finnish higher education. Technology in Society, 76, Article 102474. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102474