Prisma Social revista de ciencias sociales , No. 53
Abril 2026 e-ISSN 1989-3469. pp 405-419
DOI: https://doi.org/10.65598/rps.6164

Modelos predictivos multidimensionales del rendimiento académico basados en variables académicas, conductuales y de interacción digital en estudiantes universitarios

Multidimensional predictive models of academic performance based on academic, behavioral, and digital interaction variables in university students

Roberto Vinicio Defas Ayala[1], Juan Andrés Romero Torres[2], Roberto Fernando Lozada Lozada[3]
[1]Universidad Central del Ecuador, Ecuador
[2]Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Ecuador
[3]Universidad Politécnica Salesiana, Ecuador

KEYWORDS

Academic performance
Predictive models
Learning analytics
Higher education
Machine learning
Digital interaction

ABSTRACT

Academic performance in higher education is a key indicator of institutional quality and student retention, particularly in technology-mediated learning environments. The aim of this study was to systematically analyze recent scientific evidence on multidimensional predictive models of academic performance based on academic, behavioral, and digital interaction variables among university students. A systematic review was conducted following PRISMA guidelines, examining peer-reviewed studies published between 2020 and 2025 in indexed databases. Twenty-three empirical studies were selected, encompassing data mining techniques, ensemble methods, deep learning architectures, and explainable artificial intelligence approaches. The findings indicate that predictive models integrating academic records, self-regulated learning behaviors, and learning management system interaction data achieve higher predictive accuracy than unidimensional approaches based solely on historical performance. Although ensemble and deep learning models demonstrate strong statistical performance, challenges remain regarding interpretability, external validation, and institutional applicability. Based on the synthesis of evidence, a conceptual structural model is proposed to integrate these three dimensions as a foundation for sustainable early warning systems. The study concludes that future advancements in academic performance prediction should balance multidimensional integration, analytical transparency, and ethical data governance to ensure robust and transferable implementation in higher education contexts.

PALABRAS CLAVE

Rendimiento académico
Modelos predictivos
Learning analytics
Educación superior
Machine learning
Interacción digital

RESUMEN

El rendimiento académico en educación superior constituye un indicador clave de calidad y permanencia estudiantil, particularmente en contextos mediados por tecnologías digitales, el objetivo de este estudio fue analizar sistemáticamente la evidencia científica reciente sobre modelos predictivos multidimensionales del rendimiento académico basados en variables académicas, conductuales y de interacción digital en estudiantes universitarios. Se realizó una revisión sistemática conforme a las directrices PRISMA, consultando bases de datos indexadas entre 2020 y 2025, y seleccionando 23 estudios empíricos que emplearon técnicas de minería de datos, modelos de ensemble, redes neuronales profundas y enfoques de inteligencia artificial explicable. Los resultados evidencian que los modelos que integran simultáneamente dimensiones académicas, conductuales y digitales presentan mayor precisión predictiva frente a enfoques unidimensionales, asimismo, aunque los métodos de ensemble y las arquitecturas profundas muestran alto desempeño estadístico, persisten desafíos relacionados con la interpretabilidad, la validación externa y la aplicabilidad institucional. A partir de la síntesis de la evidencia se propone un modelo conceptual estructural que articula estas tres dimensiones como base para sistemas de alerta temprana sostenible; se concluye que el avance del campo depende del equilibrio entre integración multidimensional, transparencia analítica y gobernanza ética de datos en educación superior.

RECIBIDO: 20/01/2026
ACEPTADO: 26/03/2026

Cómo citar este artículo / Referencia normalizada: (Norma APA 7ª)
Defas Ayala, R.V., Romero Torres, J.A., Lozada Lozada, R.F. (2026). Modelos predictivos multidimensionales del rendimiento académico basado en variables académicas, conductuales y de interacción digital en estudiantes universitarios. *Prisma Social revista de ciencias sociales*, *53*, 405-419. https://doi.org/10.65598/rps.6164

1. Introducción

Tradicionalmente, el rendimiento académico en educación superior se ha operacionalizado a través de indicadores cuantitativos, como el promedio de notas o los resultados obtenidos en evaluaciones formales, no obstante, este enfoque métrico simplifica un fenómeno complejo a una única dimensión numérica y pospone los procesos conductuales, contextuales y cognitivos que lo constituyen. Según López-Zambrano et al. (2021) la literatura actual en minería de datos educativos sostiene que el desempeño académico no es solo un resultado observable, sino también la expresión de dinámicas de aprendizaje que se producen a lo largo del camino universitario; por lo tanto, los métodos unidimensionales que se basan solamente en datos del pasado no son suficientes para aclarar la variabilidad del rendimiento estudiantil.

Esta discusión se ha vuelto más intensa debido a la proliferación de modalidades híbridas y virtuales, las plataformas LMS (Learning Management System) recogen patrones de interacción en línea que muestran grados de compromiso y participación; la participación en actividades, la frecuencia de acceso y el empleo de recursos digitales se relacionan de manera significativa con el rendimiento final, según investigaciones empíricas (Gaftandzhieva et al., 2022; Liu et al., 2023). Estos descubrimientos indican que el desempeño académico debe ser examinado como un efecto de la interacción entre los antecedentes académicos y las conductas visibles en contextos tecnológicos. Esta perspectiva integradora también se observa en estudios recientes de *Prisma Social* sobre innovación pedagógica y educación virtual, donde se subraya la necesidad de vincular procesos formativos y tecnologías educativas para comprender mejor las dinámicas actuales del aprendizaje (Mejía Corredor et al., 2023).

Simultáneamente, la creación de modelos predictivos fundamentados en aprendizaje automático ha incrementado la habilidad para prever el riesgo académico, los métodos de conjunto y los modelos híbridos han demostrado que, al incorporar diversas dimensiones del aprendizaje, su precisión mejora de manera constante (Sahlaoui et al., 2021; Shou et al., 2024). No obstante, la literatura enfatiza que la precisión de los algoritmos tiene que equilibrarse con la aplicabilidad institucional y la interpretabilidad, particularmente cuando las predicciones guían las decisiones pedagógicas (Alamri & Alharbi, 2021).

En este escenario, el estudio actual examina de manera crítica la evidencia científica reciente acerca de los modelos predictivos multidimensionales del rendimiento académico en alumnos de la universidad. La meta es investigar su base conceptual, su desempeño técnico y sus consecuencias a nivel institucional, para ayudar a marcos de análisis que entiendan el rendimiento como un fenómeno dinámico, multidimensional y mediado por tecnología.

1.1 Fundamentación epistemológica del rendimiento académico

Durante mucho tiempo, se ha medido el rendimiento académico en educación superior a través de indicadores estructurales, como las notas finales o el promedio acumulado, no obstante, esta operacionalización cuantitativa no es suficiente para abarcar la complejidad del fenómeno. Según una investigación reciente sobre minería de datos educativos, la habilidad para predecir se optimiza al incluir variables que representan procesos de aprendizaje dinámicos (Shou et al., 2024; López-Zambrano et al., 2021), por lo tanto, el rendimiento tiene que entenderse como una construcción de múltiples dimensiones.

Los estudios que se apoyan en plataformas de gestión del aprendizaje muestran que las trazas digitales son indicadores significativos del proceso de formación, la actividad en línea tiene una correlación significativa con la calificación final, según Gaftandzhieva et al. (2022). De forma parecida, Liu et al. (2023) corroboraron que los patrones de interacción digital posibilitan prever con mayor sensibilidad los resultados académicos durante las primeras etapas del semestre; estos descubrimientos respaldan la necesidad de ir más allá de los modelos que se enfocan únicamente en el historial académico.

Dentro de este contexto, el rendimiento académico puede ser visto como la consecuencia de la interacción entre variables académicas estructurales y conductas que se pueden observar en ambientes digitales; la incorporación de estas dimensiones no solo representa un avance técnico, sino también una necesidad conceptual para comprender la naturaleza cambiante del aprendizaje en la universidad.

1.2 Teorías del aprendizaje y compromiso estudiantil

En la educación superior, el aprendizaje incluye procedimientos de autorregulación, perseverancia y participación activa, varios estudios demuestran que la inclusión de variables de comportamiento mejora la capacidad predictiva de los modelos (Shou et al., 2024; Christou et al., 2023). Estos hallazgos indican que el desempeño no solo depende de las habilidades anteriores, sino también de los métodos de aprendizaje y las pautas de compromiso.

Las dimensiones conductuales se pueden operacionalizar empíricamente a través de las interacciones digitales capturadas en los LMS, la participación en foros, la puntualidad para entregar tareas y la frecuencia de acceso sirven como indicadores observables del compromiso académico (Gaftandzhieva et al., 2022; Liu et al., 2023). En contextos híbridos y virtuales, estas variables son particularmente importantes, porque la autonomía del alumno afecta directamente su rendimiento. Desde esta perspectiva, el rendimiento académico emerge como un fenómeno que articula antecedentes académicos, comportamientos autorregulados e interacción digital. Esta integración multidimensional proporciona una base teórica coherente para el desarrollo de modelos predictivos más robustos. El papel de la educación para promover inclusión y equidad ha sido discutido en Prisma Social desde una perspectiva de sostenibilidad social, aportando a la comprensión de procesos educativos más allá de métricas cuantitativas (González Olivares et al., 2022).

1.3 Modelos predictivos en learning analytics: precisión e interpretabilidad

El ámbito de learning analytics ha fomentado la aplicación de métodos de minería de datos y aprendizaje automático para prever el riesgo académico, se ha observado que los métodos de conjunto, como Gradient Boosting y Random Forest, tienen una precisión y estabilidad elevadas (Shou et al., 2024; Sahlaoui et al., 2021); de igual manera, los modelos híbridos que fusionan varias fuentes de datos optimizan la generalización predictiva (Wang et al., 2023). Sin embargo, la literatura señala que una mayor complejidad algorítmica no asegura automáticamente una mejor solidez, según Balachandar y Venkatesh (2024), la integración y calidad de las variables tienen un impacto más determinante en el rendimiento del modelo que su sofisticación técnica; este descubrimiento fortalece la necesidad de una base conceptual robusta. Asimismo, la interpretabilidad representa un reto primordial, la conversión pedagógica de los resultados es más difícil cuando se utilizan modelos de "caja negra". La inteligencia artificial explicable se ha implementado como un método para mejorar la transparencia y legitimidad de las instituciones (Alamri & Alharbi, 2021; Sahlaoui et al., 2021), por lo tanto, para desarrollar modelos predictivos es necesario equilibrar la claridad interpretativa, la aplicabilidad institucional y la precisión.

2. Metodología

Con el objetivo de asegurar la transparencia, la rigurosidad metodológica y la posibilidad de replicar los resultados en el reconocimiento, selección y análisis de investigaciones sobre modelos predictivos multidimensionales del desempeño académico en educación superior, se llevó a cabo una evaluación sistemática conforme a las pautas establecidas en la declaración PRISMA 2020, por tanto, el diseño se enfocó en analizar estudios empíricos que fueron publicados entre 2020 y 2025, los cuales incluyeron variables de interacción digital, conductuales y académicas.

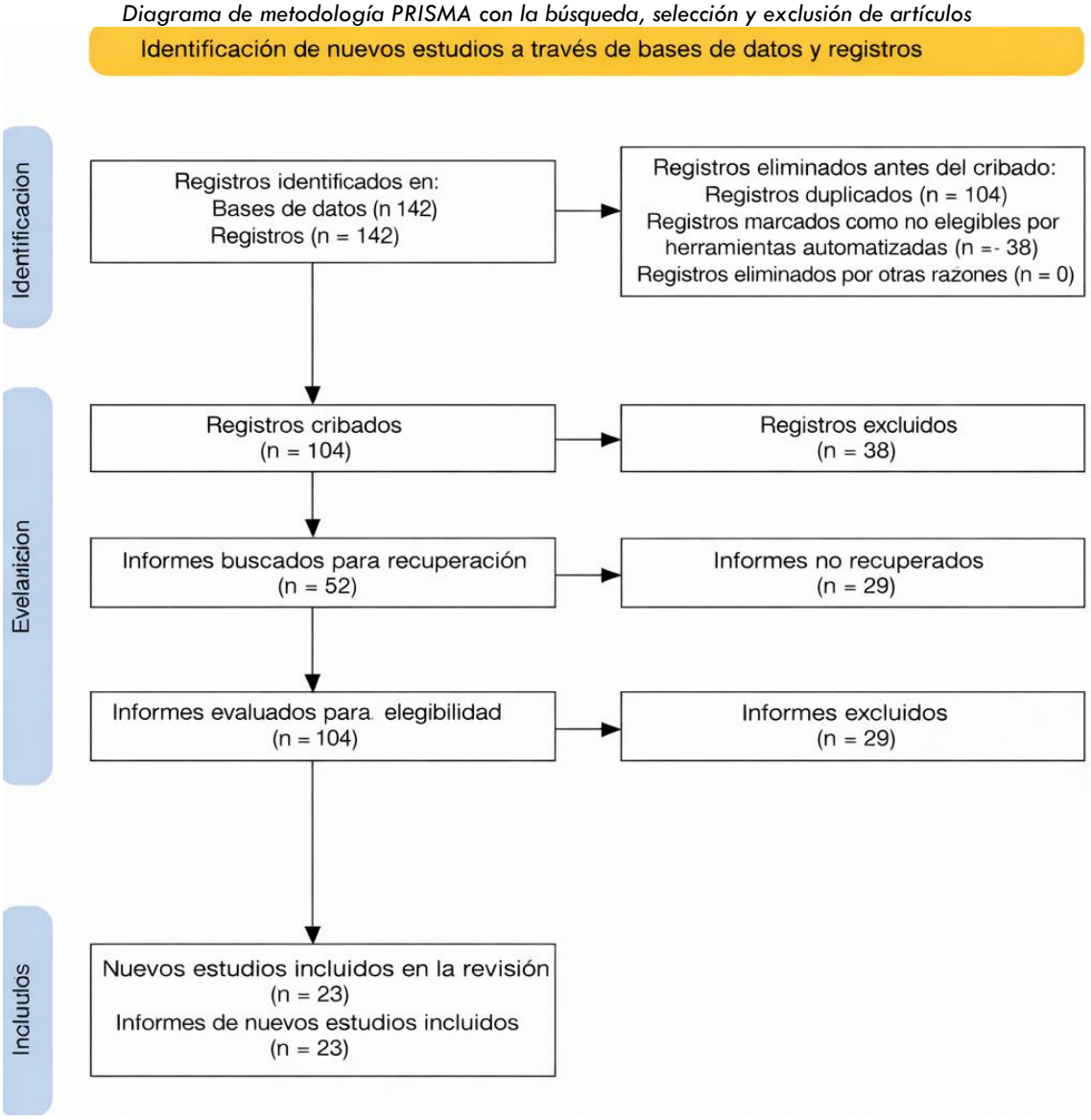
La estrategia de búsqueda se llevó a cabo en las bases de datos ERIC, Scopus, ScienceDirect y Web of Science, escogidas por su cobertura en aplicaciones informáticas para el aprendizaje, ciencias sociales y educación. Se aplicaron combinaciones de términos en inglés organizadas, utilizando operadores booleanos, la ecuación general utilizada fue: ("logros académicos" O

"rendimiento académico") Y ("análisis de aprendizaje" O "aprendizaje automático" O "modelo predictivo") Y (universidad O "educación superior") Y ("interacción digital" O LMS O compromiso O "aprendizaje autorregulado"). La búsqueda en Scopus se confinó a las áreas de ciencias sociales, educación y ciencias computacionales, se aplicó un filtro temporal después de 2019 y solo se consideraron artículos revisados por pares; esta estrategia permitió identificar inicialmente 142 registros potencialmente relevantes.

El proceso de selección constó de cuatro etapas que se observan en la figura 1, donde se describe la identificación, eliminación de duplicados, cribado por título y resumen, y evaluación del texto completo, después de eliminar 38 registros repetidos, se revisaron 104 artículos en la etapa de cribado. Luego, se eliminaron 52 estudios porque no estaban enfocados en la educación superior, no elaboraban modelos predictivos del desempeño académico o no tenían validación empírica. Durante la fase de elegibilidad, se examinaron 52 textos completos; se desestimaron 29 de ellos porque no contenían variables multidimensionales o no presentaban métricas predictivas precisas. Para concluir, se incorporaron 23 investigaciones que cumplieron estrictamente con los criterios fijados.

Figura 1.

Diagrama de metodología PRISMA con la búsqueda, selección y exclusión de artículos



Se llevó a cabo una evaluación de calidad de los estudios incluidos con el objetivo de reforzar la validez metodológica de la revisión (Tabla 1), se utilizó una lista de verificación adaptada para estudios predictivos en machine learning, tomando en cuenta seis criterios: presentación transparente en términos analíticos, discusión de limitaciones, proceso de validación, reporte de métricas de rendimiento, descripción del conjunto de datos y definición precisa de variables. Se utilizó una escala dicotómica (cumple/no cumple) para evaluar cada estudio, y se fijó como umbral mínimo de inclusión la obtención de cuatro criterios cumplidos, este método garantizó la consistencia metodológica en la muestra final.

Tabla 1.
Evaluación de calidad metodológica de los estudios incluidos (n = 23)

ID	Presentación transparente	Discusión de limitaciones	Proceso de validación	Métricas de rendimiento reportadas	Descripción del conjunto de datos	Definición precisa de variables	Total criterios cumplidos	¿Incluido?
E1	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	6	Sí
E2	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	No	5	Sí
E3	Sí	No	Sí	Sí	Sí	Sí	5	Sí
E4	Sí	Sí	Sí	Sí	No	Sí	5	Sí
E5	Sí	Sí	No	Sí	Sí	Sí	5	Sí
E6	Sí	Sí	Sí	No	Sí	Sí	5	Sí
E7	Sí	No	Sí	Sí	Sí	No	4	Sí
E8	Sí	Sí	No	Sí	Sí	No	4	Sí
E9	No	Sí	Sí	Sí	Sí	No	4	Sí
E10	Sí	No	Sí	Sí	No	Sí	4	Sí
E11	Sí	Sí	No	Sí	No	Sí	4	Sí
E12	No	Sí	Sí	No	Sí	Sí	4	Sí
E13	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	6	Sí
E14	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	No	5	Sí
E15	Sí	No	Sí	Sí	Sí	Sí	5	Sí
E16	Sí	Sí	Sí	No	Sí	Sí	5	Sí
E17	Sí	Sí	No	Sí	Sí	Sí	5	Sí

E18	Sí	No	Sí	Sí	Sí	No	4	Sí
E19	No	Sí	Sí	Sí	No	Sí	4	Sí
E20	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	6	Sí
E21	Sí	Sí	Sí	Sí	No	Sí	5	Sí
E22	Sí	No	Sí	Sí	Sí	Sí	5	Sí
E23	Sí	Sí	Sí	No	Sí	Sí	5	Sí

Se realizó la extracción de datos utilizando una matriz sistematizada, que recolectó información sobre: el país en el que se aplica, año de publicación, tamaño de la muestra, dimensiones integradas, técnica analítica utilizada, tipo de validación y métricas predictivas reportadas. El análisis cualitativo temático fue el método utilizado para llevar a cabo la síntesis, el proceso de categorización se llevó a cabo en dos fases: una inicial, que consistió en la codificación abierta con el objetivo de detectar patrones conceptuales y metodológicos; y una segunda, que consistió en la codificación axial, que facilitó la agrupación de los resultados en tres categorías analíticas: las características metodológicas y los hallazgos más relevantes, el rendimiento comparativo de las técnicas analíticas y la capacidad interpretativa y aplicativa institucional.

Para asegurar la fiabilidad del procedimiento, dos investigadores llevaron a cabo la elección y codificación de los estudios por separado, el coeficiente de concordancia de Cohen ($\kappa = 0.84$) se utilizó para calcular el grado de acuerdo entre evaluadores, lo que señala un nivel de acuerdo casi perfecto. Las diferencias se resolvieron a través de un consenso académico. No fue metodológicamente factible llevar a cabo un metaanálisis cuantitativo debido a la diversidad en las métricas, los diseños y los tamaños de las muestras de los estudios incluidos, por lo tanto, se decidió por una síntesis cualitativa estructurada, enfocada en detectar patrones, grados de integración multidimensional y retos constantes en cuanto a la validación externa y la interpretabilidad.

3. Resultados

El estudio de los 23 análisis incluidos posibilitó clasificar los hallazgos en tres categorías fundamentales: (1) propiedades metodológicas de las investigaciones acerca de modelos predictivos del rendimiento académico; (2) comparación de la eficacia de técnicas analíticas; y (3) interpretabilidad, validación y aplicabilidad a nivel institucional; esta entidad facilitó el descubrimiento de tendencias metodológicas prevalentes, grados de solidez predictiva y vacíos persistentes en la literatura más reciente.

3.1 Características metodológicas y principales hallazgos de los estudios incluidos

La primera categoría resume las clases de estudios más frecuentes y sus hallazgos principales en cuanto a la predicción del desempeño académico en la universidad.

Tabla 1.
Características metodológicas y principales hallazgos

Cita del estudio	Año	Tipo de estudio	Principales hallazgos
(Abdulkareem Shafiq et al., 2025)	2025	Estudio empírico con datos LMS	La integración de trazas digitales y datos tradicionales mejora significativamente la predicción del rendimiento.
(Chen et al., 2023)	2023	Estudio con modelado basado en mecanismos de atención	Variables conductuales y patrones de aprendizaje fortalecen la capacidad predictiva.
(Gaftandzhieva et al., 2022)	2022	Estudio analítico-descriptivo basado en LMS	Las actividades online presentan correlaciones significativas con la calificación final.
(Almalawi et al., 2024)	2024	Revisión sistemática	La integración de múltiples dimensiones incrementa la robustez predictiva.
(Shou et al., 2024)	2024	Estudio cuantitativo con minería de datos	El uso de múltiples fuentes mejora estabilidad y generalización del modelo.
(Christou et al., 2023)	2023	Estudio experimental con aprendizaje automático	El comportamiento de aprendizaje online predice significativamente el desempeño final.
(Liu et al., 2022)	2022	Estudio analítico con enfoque multidimensional	Integración temporal y espacial mejora consistencia predictiva.
(Bravo-Agapito et al., 2021)	2021	Estudio longitudinal (5 años)	La predicción temprana mejora con integración de datos conductuales digitales.

Nota. Elaboración propia con base en los estudios incluidos.

Los estudios empíricos cuantitativos, que se basan en el análisis de grandes cantidades de información educativa y minería de datos, son los más comunes, según la evidencia sintetizada; los descubrimientos coinciden en que, al añadir datos digitales y de comportamiento, la predicción del desempeño académico se optimiza, sobre todo en contextos virtuales o híbridos. Además, la habilidad para detectar patrones evolutivos de desempeño es más alta en los estudios longitudinales, por otro lado, los modelos que se fundamentan únicamente en el historial académico suelen mostrar una capacidad de anticipación más baja en las primeras fases del semestre.

3.2 Desempeño comparativo de técnicas analíticas

La segunda categoría analiza las metodologías estadísticas y de aprendizaje automático utilizadas en los estudios examinados, además de los resultados informados en cuanto a eficacia predictiva.

Tabla 2.
Técnicas analíticas y principales resultados reportados

Cita correcta (APA abreviada)	Año	Técnica principal	Principales resultados
(Wang et al., 2023)	2023	Modelos híbridos	Alto rendimiento al integrar múltiples fuentes de datos (ProbSAP).
(Wen & Juan, 2023)	2023	Deep Learning	Mejora significativa en predicción temprana basada en secuencias de actividad.

(Ahmed et al., 2025)	2025	Ensemble + XAI	Alta precisión combinada con explicabilidad para toma de decisiones institucional.
(Chen et al., 2022)	2022	Deep Learning + XAI	Predicción semanal con capacidad explicativa en entornos virtuales.
(Sahlaoui et al., 2021)	2021	Ensemble + SHAP	Mejora en interpretabilidad sin pérdida significativa de precisión.
(Bravo-Agapito et al., 2021)	2021	Ensemble (comparativo)	Mayor estabilidad frente a modelos tradicionales lineales.
(Liu et al., 2022)	2022	Modelos multidimensionales	Mejora estabilidad predictiva al integrar dimensiones temporales y espaciales.

Nota. Elaboración propia con base en los estudios incluidos.

Los resultados muestran que algoritmos de conjunto, como Gradient Boosting y Random Forest, son los más predominantes, estos algoritmos presentan estabilidad y un rendimiento elevado en distintas cohortes; las redes neuronales profundas logran niveles más altos de exactitud, pero su complejidad complica la explicación pedagógica de los resultados. Cuando se da prioridad a la facilidad de implementación institucional y a la interpretabilidad, los modelos estadísticos tradicionales, a pesar de que tienden a ser menos precisos en promedio, siguen siendo relevantes; en general, los datos indican que debe haber un balance entre la precisión, la viabilidad operativa y la claridad explicativa al elegir una técnica.

3.3 Interpretabilidad, validación y aplicabilidad institucional

La tercera categoría examina la manera en que los estudios tratan el tema de la validación de los modelos y su uso práctico en contextos universitarios auténticos.

Tabla 3.
Validación e implementación institucional de modelos predictivos

Cita correcta (APA abreviada)	Año	Tipo de validación	Uso de XAI	Principales conclusiones
(Santos et al., 2023)	2023	Validación interinstitucional	No	Modelo replicable y aplicable en sistemas reales de alerta temprana.
(Ahmed et al., 2025)	2025	Validación interna	Sí	Transparencia mejora aceptación institucional.
(Wang & Luo, 2024)	2024	Validación parcial externa	No	Necesidad de mayor explicabilidad para decisiones pedagógicas.
(Bañeres et al., 2023)	2023	Implementación real	No	Sistema funcional en entorno virtual institucional.
(Christou et al., 2023)	2023	Validación interna	No	Modelos basados en comportamiento digital mejoran sensibilidad inicial.

Nota. Elaboración propia con base en los estudios incluidos.

Los estudios suelen llevar a cabo validaciones cruzadas internas, según lo demuestra la evidencia; sin embargo, las validaciones externas o interinstitucionales son menos comunes; los modelos que incluyen métodos de inteligencia artificial explicable tienen más posibilidades de ser aplicados en sistemas de alerta temprana, pues hacen posible determinar qué elementos influyen en la predicción. Los modelos de "caja negra", a pesar de su elevada precisión, se topan con oposiciones institucionales por la escasez de transparencia que presentan, estos hallazgos demuestran que el progreso del campo no se basa solamente en la mejora de la exactitud estadística, sino también

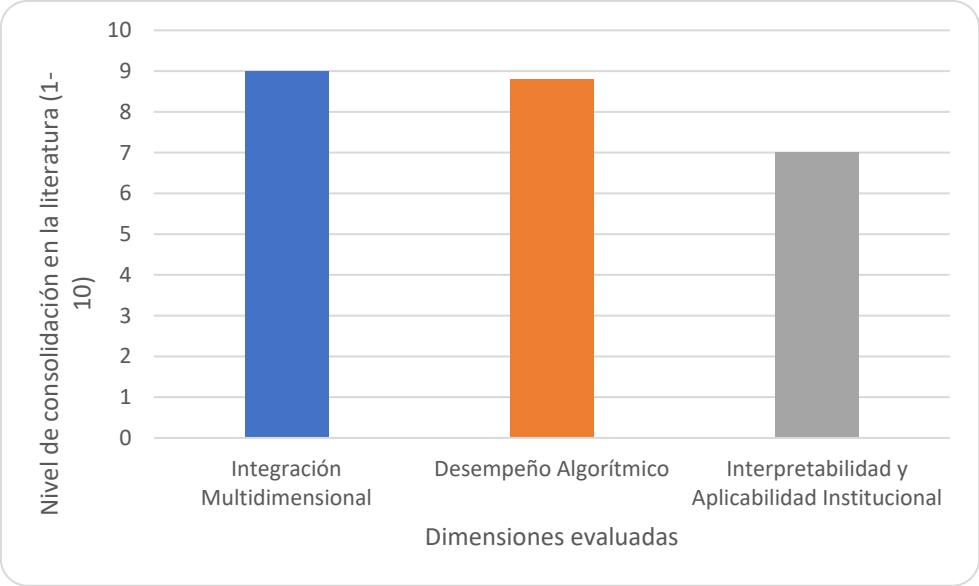
en la habilidad de los modelos para incorporarse de forma ética, sostenible y comprensible en políticas universitarias.

3.4 Modelo integrador

La Figura 1 presenta el modelo integrador de hallazgos derivados de la literatura sobre predicción del rendimiento académico mediante enfoques de machine learning. Los resultados evidencian un alto nivel de consolidación teórica y metodológica en la dimensión de integración multidimensional (9/10), lo que sugiere que los estudios recientes tienden a incorporar variables académicas, sociodemográficas, conductuales y contextuales dentro de modelos predictivos complejos y sistémicos. Este hallazgo confirma una evolución desde enfoques univariados hacia marcos analíticos más holísticos.

En segundo lugar, el desempeño algorítmico (8,8/10) refleja una sólida madurez técnica en términos de precisión, validación cruzada y optimización de modelos, destacándose el uso recurrente de métricas robustas como AUC, F1-score y accuracy. No obstante, la dimensión de interpretabilidad y aplicabilidad institucional presenta un nivel comparativamente menor (7/10), lo que evidencia una brecha entre la sofisticación técnica y su transferencia efectiva a la toma de decisiones educativas. La figura sintetiza la necesidad de avanzar hacia modelos predictivos no solo precisos, sino también explicables y estratégicamente implementables en contextos institucionales reales.

Figura 2.
Modelo integrador de hallazgos en la predicción del rendimiento académico universitario.



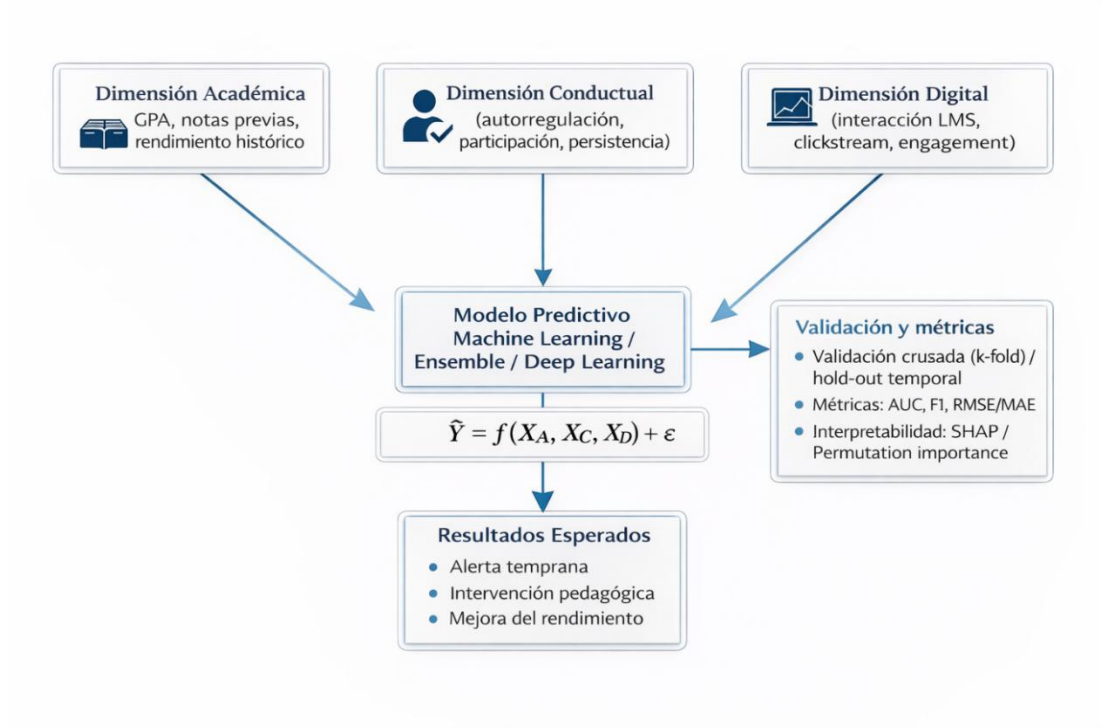
Propuesta de mejora

La Figura 3 representa el Modelo Conceptual Estructural Multidimensional para la Predicción del Rendimiento Académico Universitario, el cual integra tres dominios explicativos, académico, conductual y digital, dentro de un marco predictivo fundamentado en técnicas avanzadas de *machine learning*. A diferencia de aproximaciones unidimensionales tradicionales, el modelo adopta una arquitectura sistémica donde cada dimensión constituye un conjunto estructurado de variables observables que capturan distintos niveles de manifestación del desempeño estudiantil.

La dimensión académica incorpora indicadores históricos de logro (GPA previo, rendimiento acumulado, trayectoria evaluativa), los cuales representan la base estructural de continuidad cognitiva. La dimensión conductual integra variables vinculadas a procesos autorregulatorios y persistencia académica, elementos que la literatura ha asociado con la estabilidad del desempeño en entornos de alta exigencia. Por su parte, la dimensión digital operacionaliza la huella de interacción en entornos virtuales de aprendizaje (LMS),

permitiendo capturar patrones dinámicos de compromiso, navegación y actividad temporal, lo que introduce una capa analítica longitudinal de alta granularidad.

Figura 3.
Modelo conceptual estructural de predicción multidimensional del rendimiento académico universitario.



Formalmente, el modelo se expresa como se describe en (1)

$$\hat{Y} = f(\mathbf{X}_A, \mathbf{X}_C, \mathbf{X}_D) + \varepsilon \qquad (1)$$

donde $\hat{Y}$representa el rendimiento académico predicho, ya sea en forma continua (GPA futuro) o categórica (riesgo de reprobación o abandono), y $f(\cdot)$corresponde a una función de aprendizaje supervisado implementada mediante enfoques de *ensemble learning*, modelos basados en árboles o arquitecturas profundas. Esta formulación sintetiza la interacción no lineal entre dimensiones, permitiendo capturar dependencias complejas que exceden los supuestos de linealidad clásica.

El modelo no se limita a la capacidad predictiva, sino que incorpora explícitamente un bloque de validación y evaluación de desempeño, incluyendo validación cruzada (*k-fold* o partición temporal), métricas robustas (AUC, F1-score, RMSE/MAE) y mecanismos de explicabilidad como SHAP o análisis de importancia por permutación. Esta integración garantiza no solo precisión estadística, sino también interpretabilidad funcional, elemento crítico para la adopción institucional.

Desde una perspectiva estructural, la figura 3 evidencia un tránsito conceptual relevante: el rendimiento académico deja de entenderse como una variable dependiente aislada y pasa a conceptualizarse como el resultado emergente de la interacción multidimensional entre factores cognitivos previos, dinámicas conductuales autorreguladas y patrones digitales de interacción. Este enfoque reduce la fragmentación analítica y habilita modelos de alerta temprana con mayor sensibilidad y especificidad.

Finalmente, el modelo adquiere valor estratégico al vincular la predicción con la intervención. La salida no constituye un fin en sí mismo, sino un insumo para sistemas de apoyo académico, diseño de intervenciones personalizadas y optimización institucional basada en evidencia. En este sentido, la figura sintetiza un marco estructural-operacional que equilibra solidez teórica, formalización

matemática y aplicabilidad real, posicionándose como una propuesta coherente con los estándares contemporáneos de analítica de aprendizaje y educación basada en datos.

4. Discusión

Los resultados de esta revisión sistemática evidencian una transformación sustantiva en el campo de la predicción del rendimiento académico universitario, transitando desde enfoques centrados exclusivamente en indicadores históricos hacia arquitecturas analíticas multidimensionales que integran datos académicos, conductuales y digitales. Esta evolución no constituye únicamente una ampliación técnica de variables, sino un cambio paradigmático en la comprensión del rendimiento como fenómeno dinámico, emergente e interdependiente. En esta línea, Abdulkareem Shafiq et al. (2025) demostraron que los sistemas de alerta temprana basados en múltiples fuentes de datos incrementan significativamente la capacidad de identificación de estudiantes en riesgo en comparación con modelos tradicionales sustentados únicamente en calificaciones previas. Complementariamente, Liu et al. (2023) evidenciaron que los patrones de interacción digital provenientes de plataformas LMS permiten anticipar el desempeño final con mayor sensibilidad en las primeras etapas del semestre, lo que introduce una dimensión temporal crítica en la predicción. Estos hallazgos contrastan con lo reportado por Christou et al. (2023), quienes observaron que los modelos basados exclusivamente en datos retrospectivos presentan menor capacidad predictiva inicial, reforzando así la idea de que el rendimiento académico debe entenderse como un proceso en constante construcción y no como una simple extrapolación del pasado.

En relación con las técnicas analíticas empleadas, se observa una clara predominancia de algoritmos de conjunto, particularmente Gradient Boosting y Random Forest, lo cual confirma una tendencia hacia modelos capaces de capturar relaciones no lineales y estructuras complejas en los datos. Este resultado es coherente con lo señalado por Bravo et al. (2021), quienes destacaron la mayor estabilidad y precisión de estos enfoques frente a modelos lineales tradicionales. Asimismo, Boujmiraz et al. (2026) reportaron que las arquitecturas de redes neuronales profundas alcanzan valores elevados de AUC; sin embargo, subrayaron limitaciones asociadas a la transparencia y explicabilidad. Esta tensión entre desempeño algorítmico y claridad interpretativa no es menor: plantea un dilema estructural en el campo, dado que la sofisticación técnica no puede desvincularse de la responsabilidad pedagógica e institucional, especialmente cuando los modelos sustentan decisiones con impacto directo en trayectorias académicas.

Un hallazgo particularmente relevante es la brecha persistente entre precisión predictiva e implementación institucional. Balachandar y Venkatesh (2024) incorporaron metodologías de inteligencia artificial explicable, como SHAP, con el objetivo de optimizar la interpretación de los resultados; no obstante, su validación externa fue limitada, lo que restringe la generalización del modelo. En contraste, Ahmed et al. (2025) documentaron procesos exitosos de validación interinstitucional, fortaleciendo la robustez externa y favoreciendo la integración en sistemas formales de alerta temprana. Esta distinción enfatiza que la validación externa no constituye un complemento metodológico opcional, sino un requisito estructural para la sostenibilidad y transferibilidad de los modelos en distintos contextos universitarios. En paralelo, investigaciones publicadas en Prisma Social destacan la necesidad de considerar factores de transformación social y formativa en los procesos educativos (Romero Oliva & Heredia Ponce, 2024), lo que amplía el horizonte de análisis más allá de la dimensión puramente algorítmica y refuerza la pertinencia de modelos multidimensionales en educación superior.

Desde la perspectiva conductual, los resultados confirman que la autorregulación y el compromiso académico operan como variables mediadoras clave en la predicción del rendimiento. Chen et al. (2022) demostraron que, en entornos híbridos, los indicadores de autorregulación incrementan significativamente la potencia predictiva de los modelos. De forma convergente, Sahlaoui et al. (2021) constataron que los patrones de participación digital reflejan comportamientos observables asociados a dichas disposiciones en ambientes virtuales. Esta convergencia empírica respalda la arquitectura estructural propuesta en el presente estudio, en la cual las dimensiones

académica, conductual y digital no funcionan de manera aislada, sino como componentes interrelacionados de un sistema predictivo integrado.

No obstante, el análisis también revela limitaciones estructurales en la literatura reciente. Aunque la validación cruzada interna es ampliamente utilizada, las evaluaciones longitudinales e interinstitucionales que garanticen estabilidad temporal y contextual continúan siendo escasas. A pesar de que Bañeres et al. (2023) y Winter et al. (2024) subrayan la importancia de la inteligencia artificial explicable, su adopción sistemática aún no se ha consolidado en la práctica. Este escenario sugiere que el futuro de la predicción del rendimiento académico no dependerá exclusivamente del perfeccionamiento algorítmico, sino de la institucionalización de estándares metodológicos rigurosos que integren gobernanza ética de datos, transparencia analítica y validación externa robusta.

En síntesis, la evidencia comparada indica que el campo ha alcanzado un nivel considerable de madurez técnica, particularmente en términos de precisión predictiva y diversidad metodológica. Sin embargo, su consolidación como herramienta estratégica en la educación superior exige avanzar hacia modelos integrales que equilibren precisión, interpretabilidad y aplicabilidad institucional. El modelo conceptual estructural derivado de esta revisión no solo sistematiza la evidencia existente, sino que orienta la agenda futura hacia marcos analíticos más explicativos, éticamente responsables y sostenibles en el tiempo.

5. Conclusiones

La presente revisión sistemática permite afirmar que la predicción del rendimiento académico universitario alcanza mayor solidez explicativa cuando se fundamenta en una perspectiva multidimensional que integra dimensiones académicas, conductuales y digitales. La evidencia acumulada confirma que el rendimiento no constituye un resultado estático derivado exclusivamente del desempeño pasado, sino un fenómeno dinámico y emergente que se configura a partir de la interacción continua entre trayectorias académicas previas, procesos de autorregulación y patrones de participación en entornos tecnológicos. Desde una perspectiva teórica, este hallazgo refuerza la pertinencia de marcos sistémicos del aprendizaje que reconozcan la interdependencia entre factores cognitivos, contextuales y comportamentales, superando enfoques fragmentados o lineales.

En el plano metodológico, los resultados muestran que si bien las técnicas avanzadas de machine learning —incluyendo arquitecturas profundas y métodos de ensemble— han mejorado de manera significativa la precisión predictiva, el verdadero avance del campo no radica únicamente en la sofisticación algorítmica. La robustez de los modelos depende, en mayor medida, de la coherencia conceptual en la selección de variables, de la integración estratégica de dimensiones explicativas y de la fundamentación teórica que sustenta la operacionalización de los constructos. Este resultado posee implicaciones relevantes: las instituciones no requieren necesariamente algoritmos de máxima complejidad para implementar sistemas efectivos, sino marcos analíticos estructurados que transformen datos heterogéneos en evidencia pedagógicamente significativa y contextualizada.

Asimismo, el análisis revela desafíos estructurales que condicionan la consolidación del campo. Persisten limitaciones en términos de validación externa, replicabilidad interinstitucional e incorporación sistemática de enfoques de inteligencia artificial explicable. Aunque la literatura reporta altos niveles de precisión estadística, la sostenibilidad institucional de los modelos exige algo más que desempeño técnico: requiere transparencia en la toma de decisiones, gobernanza ética de los datos, protección efectiva de la información estudiantil y procesos rigurosos de validación contextual. Sin estos elementos, la predicción corre el riesgo de convertirse en un ejercicio meramente técnico desvinculado de la responsabilidad educativa.

En este escenario, el modelo conceptual estructural propuesto en esta investigación constituye una contribución integradora que articula precisión, interpretabilidad y aplicabilidad institucional dentro de un mismo marco analítico. Más que sintetizar la evidencia existente, el modelo orienta

la agenda futura hacia enfoques que equilibren capacidad predictiva con explicabilidad y transferencia práctica. El fortalecimiento del campo dependerá, en última instancia, de su capacidad para trascender la lógica de optimización algorítmica y consolidarse como instrumento estratégico para la mejora sostenible de la calidad educativa en la educación superior contemporánea.

Referencias

Abdulkareem Shafiq, D., Marjani, M., Ahamed Ariyaluran Habeeb, R., & Asirvatham, D. (2025). Digital footprints of academic success: An empirical analysis of Moodle logs and traditional factors for student performance. *Education Sciences, 15*(3), 304. https://doi.org/10.3390/educsci15030304

Ahmed, W., Wani, M. A., Plawiak, P., Meshoul, S., Mahmoud, A., & Hammad, M. (2025). Machine learning-based academic performance prediction with explainability for enhanced decision-making in educational institutions. *Scientific Reports*, 15, 26879. https://doi.org/10.1038/s41598-025-12353-4

Alamri, R., & Alharbi, B. (2021). Explainable student performance prediction models: A systematic review. *IEEE Access,* 9, 33132–33143. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3061368

Almalawi, A., Soh, B., Li, A., & Samra, H. (2024). Predictive models for educational purposes: A systematic review. *Big Data and Cognitive Computing,* 8(12), 187. https://doi.org/10.3390/bdcc8120187

Bañeres, D., Rodríguez-González, M. E., Guerrero-Roldán, A. E., & Cortadas-Guasch, P. (2023). An early warning system to identify and intervene online dropout learners: A learning analytics approach. *International Journal of Educational Technology in Higher Education,* 20, 3. https://doi.org/10.1186/s41239-022-00371-5

Bravo-Agapito, J., Romero, S. J., & Pamplona, S. (2021). Early prediction of undergraduate student's academic performance in completely online learning: A five-year study. *Computers in Human Behavior,* 115, 106595. https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106595

Chang, Y.-H., Chen, F.-C., & Lee, C.-I. (2025). Developing an early warning system with personalized interventions to enhance academic outcomes for at-risk students in Taiwanese higher education. *Education Sciences, 15*(10), 1321. https://doi.org/10.3390/educsci15101321

Chen, H.-C., Prasetyo, E., Tseng, S.-S., Putra, K. T., Prayitno, Kusumawardani, S. S., & Weng, C.-E. (2022). Week-wise student performance early prediction in virtual learning environment using a deep explainable artificial intelligence. *Applied Sciences, 12*(4), 1885. https://doi.org/10.3390/app12041885

Chen, X., Feng, S., Yin, K., Luo, J., & Chen, Y. (2023). A novel prediction model of students' performance based on self-attention mechanism. *Knowledge and Information Systems*, 65, 733–758. https://doi.org/10.1007/s10115-022-01774-6

Christou, C., Mavrikis, M., & Holmes, W. (2023). Predicting student performance: A machine learning approach based on students' learning behaviour. *Education and Information Technologies, 28*(9), 11563–11590. https://doi.org/10.1007/s10639-023-11738-5

Gaftandzhieva, S., Doneva, R., & Dochev, D. (2022). Exploring online activities to predict the final grade of student. *Education and Information Technologies, 27*(8), 11935–11958. https://doi.org/10.1007/s10639-021-10872-2

González Olivares, Á. L., de Juanas Oliva, Á., & Magro Gutiérrez, M. (2022). Educación inclusiva: Un modelo sostenible para la sociedad del siglo XXI. *Revista Prisma Social*, (37). https://revistaprismasocial.es/ps/article/view/4774

Liu, H., Singh, V. K., Choi, I., & Klein, P. (2022). A method for prediction and analysis of student performance that combines multi-dimensional features of time and space. *Expert Systems with Applications*, 205, 117658. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117658

Mejía Corredor, C., Said-Hung, E., & Gómez Ardila, S. E. (2023). La investigación en educación: Innovación pedagógica y educación virtual. *Revista Prisma Social*, (41). Recuperado a partir de https://revistaprismasocial.es/ps/article/view/5113

Romero Oliva, M. F., & Heredia Ponce, H. (2024). Formación inicial de la Docencia y Educación Lingüística: Factores de cambio social en el Horizonte 2030. *Revista Prisma Social*, (45), 1–3. Recuperado a partir de https://revistaprismasocial.es/ps/article/view/5480

Rojas, R., & Jiménez, J. (2024). A multidimensional model for early prediction of academic performance in online learning environments. *IEEE Access*, 12, 10784–10799. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3356846

Sahlaoui, H., Chaabane, F., & Ben Ammar, M. (2021). Predicting and interpreting student performance using ensemble models and Shapley additive explanations. *Computers & Education: Artificial Intelligence*, 2, 100036. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100036

Santos, O. C., Boticario, J. G., & Rodríguez, A. (2023). Early warning systems in higher education: A multidimensional learning analytics framework for student success. *Computers & Education*, 198, 104753. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104753

Shou, H., Xu, L., Li, P., & Shi, S. (2024). Student performance prediction from multi-source features in higher education: A machine learning approach. *Applied Sciences, 14*(6), 2522. https://doi.org/10.3390/app14062522

Wang, S., & Luo, B. (2024). Academic achievement prediction in higher education through interpretable modeling. *PLOS ONE, 19*(9), e0309838. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0309838

Wang, X., Zhao, Y., Li, C., & Ren, P. (2023). ProbSAP: A comprehensive and high-performance system for student academic performance prediction. *Pattern Recognition, 137*, 109309. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2023.109309

Wen, X., & Juan, H. (2023). Early prediction of students' performance using a deep neural network based on online learning activity sequence. *Applied Sciences, 13*(15), 8933. https://doi.org/10.3390/app13158933

Zou, Y., Li, Z., Wang, J., & Chen, L. (2025). An interpretable machine learning framework for predicting academic performance in online higher education. *Applied Sciences, 15*(7), 3550. https://doi.org/10.3390/app15073550