

Intervención académica proactiva mediante agentes inteligentes y permanencia de estudiantes universitarios en modalidad en línea: mediación serial de la participación y el desempeño académico

Proactive Academic Intervention Through Intelligent Agents and Retention of Online University

Students: Serial Mediation of Engagement and Academic Performance

Intervento accademico proattivo mediante agenti intelligenti e permanenza degli studenti universitari in modalità online: mediazione seriale della partecipazione e del rendimento accademico

Rodrigo José Pazmiño Pérez^I
E-mail: rjpazmino@uagraria.edu.ec
Orcid: <https://orcid.org/0009-0000-9507-6865>

Francisco Paolo Espinel Obregoso^{II}
E-mail: fespinelo@unemi.edu.ec
Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-7666-057X>

Yajaira Natali Luque Soriano^{III}
E-Mail: yluques@unemi.edu.ec
Orcid: <https://orcid.org/0009-0009-3665-6697>

III Cristhian León Pérez^{IV}
E-mail: cristhianleon149@gmail.com
Orcid: <https://orcid.org/0009-0000-1570-7146>

Elisa Flor Guamán Troya^V
E-mail: fguamant@unemi.edu.ec
Orcid: <https://orcid.org/0009-0005-3898-5161>

Correspondencia: Rodrigo José Pazmiño Pérez, rjpazmino@uagraria.edu.ec

Artículo de revisión integrativa y modelización conceptual

* Recibido: 05– 06-2026 * Aceptado: 28– 07-2026 * Publicado: 27-08-2026

- I. Universidad Agraria del Ecuador
- II. Universidad Estatal de Milagro
- III. Universidad Estatal de Milagro
- IV. Universidad Católica de Guayaquil
- V. Universidad Estatal de Milagro

Resumen

La permanencia en la educación superior en línea depende menos de detectar el riesgo que de convertirlo, a tiempo, en apoyo pedagógico pertinente. Este artículo analiza cómo una intervención académica proactiva mediante agentes inteligentes podría incidir en la permanencia estudiantil a través de una cadena de mediación serial: participación académica y desempeño. Se realizó una revisión integrativa crítica de 30 fuentes académicas y normativas verificadas, con énfasis en publicaciones de 2022–2026, sobre analítica del aprendizaje, agentes educativos, participación, rendimiento, retención y gobernanza de inteligencia artificial. La síntesis distingue al agente proactivo del chatbot reactivo: el primero monitorea señales autorizadas del entorno virtual, identifica cambios de trayectoria, inicia apoyos contextualizados, adapta su actuación y deriva casos sensibles a tutores humanos. Los resultados conceptuales sostienen que la oportunidad y personalización de la intervención pueden estimular conductas de participación; esa participación amplía las oportunidades de aprendizaje y favorece el desempeño; y el desempeño, junto con la integración académica, reduce la intención de abandono. Se propone un modelo contrastable $X \rightarrow M1 \rightarrow M2 \rightarrow Y$, cinco hipótesis y un esquema de implementación con supervisión humana, minimización de datos, explicabilidad y auditoría de equidad. La evidencia disponible respalda la plausibilidad del mecanismo, pero no demuestra todavía el efecto causal de la cadena completa. La contribución es una arquitectura teórica y metodológica para evaluarla longitudinalmente sin confundir predicción de riesgo con intervención efectiva.

Palabras clave: agentes inteligentes; permanencia estudiantil; educación en línea; participación académica; analítica del aprendizaje.

Abstract

Retention in online higher education depends less on detecting risk than on converting it into timely and pedagogically meaningful support. This article examines how proactive academic intervention through intelligent agents could influence student retention through a serial mediation chain: academic engagement and performance. A critical integrative review of 30 verified academic and policy sources was conducted, emphasizing 2022–2026 research on learning analytics, educational agents, engagement, achievement, retention, and artificial intelligence governance. The synthesis distinguishes a proactive agent from a reactive chatbot: the former monitors authorized learning-environment signals, detects trajectory changes, initiates contextualized support, adapts its actions, and escalates sensitive cases to human tutors. The conceptual results indicate that timely, personalized intervention can stimulate engagement behaviors; engagement expands opportunities to learn and supports performance; and performance, together with academic integration, can reduce withdrawal risk. A testable $X \rightarrow M1 \rightarrow M2 \rightarrow Y$ model, five hypotheses, and an implementation scheme based on human oversight, data minimization, explainability, and fairness auditing are proposed. Available evidence supports the mechanism's plausibility but does not yet establish the causal effect of the complete chain. The article contributes a theoretical and methodological architecture for longitudinal evaluation while avoiding the common error of equating risk prediction with effective intervention.

Keywords: intelligent agents; student retention; online education; academic engagement; learning analytics.

Riassunto

La permanenza nell'istruzione superiore online dipende meno dall'individuazione del rischio che dalla sua trasformazione tempestiva in un sostegno pedagogico pertinente. L'articolo esamina come un intervento accademico proattivo mediante agenti intelligenti possa incidere sulla permanenza attraverso una mediazione seriale: partecipazione accademica e rendimento. È stata realizzata una revisione integrativa critica di 30 fonti accademiche e normative verificate, con particolare attenzione al periodo 2022–2026, relative ad analisi dell'apprendimento, agenti educativi, partecipazione, rendimento, abbandono e governo dell'intelligenza artificiale. La sintesi distingue l'agente proattivo dal chatbot reattivo: il primo monitora segnali autorizzati dell'ambiente virtuale, rileva cambiamenti nella traiettoria, avvia un sostegno contestualizzato, adatta il proprio intervento e trasferisce i casi sensibili a tutor umani. I risultati concettuali indicano che tempestività e personalizzazione possono promuovere la partecipazione; la partecipazione amplia le opportunità di apprendimento e favorisce il rendimento; il rendimento, insieme all'integrazione accademica, può ridurre il rischio di abbandono. Si propongono un modello verificabile $X \rightarrow M1 \rightarrow M2 \rightarrow Y$, cinque ipotesi e uno schema di implementazione con supervisione umana, minimizzazione dei dati, spiegabilità e controllo dell'equità. Le evidenze sostengono la plausibilità del meccanismo, ma non dimostrano ancora la causalità dell'intera catena.

Parole chiave: agenti intelligenti; permanenza studentesca; istruzione online; partecipazione accademica; analisi dell'apprendimento.

1. Introducción

La expansión de la modalidad en línea ha ampliado el acceso a la educación superior, pero también ha hecho más visible una tensión estructural: la flexibilidad que atrae a estudiantes con responsabilidades laborales y familiares puede coexistir con aislamiento, autorregulación insuficiente y apoyos institucionales tardíos. En este entorno, la permanencia no equivale a una decisión aislada de continuar o abandonar. Es un proceso acumulativo en el que interactúan condiciones personales, integración académica, experiencia de aprendizaje, desempeño y capacidad institucional de responder antes de que una dificultad transitoria se convierta en desvinculación. Los modelos de Tinto (1975) y de Bean y Metzner (1985) siguen siendo útiles para explicar la integración y las presiones externas, aunque su traducción al ecosistema digital exige observar trayectorias de interacción que cambian semanalmente.

La analítica del aprendizaje ofrece indicios sobre esas trayectorias: ingreso al aula virtual, regularidad de estudio, visualización de recursos, entregas, participación en foros, solicitudes de ayuda y resultados de evaluación. Sin embargo, un algoritmo predictivo no retiene estudiantes por sí mismo. El valor aparece cuando la información conduce a una intervención comprensible, oportuna y accionable. La experiencia longitudinal de Herodotou et al. (2020) muestra que la implementación escalable de analítica predictiva requiere procesos organizacionales alrededor del modelo, mientras que Rotar (2022) sitúa el apoyo dentro de todo el ciclo de aprendizaje en línea. Esta diferencia entre identificar y actuar es el punto de partida del presente trabajo.

Los agentes inteligentes incorporan una posibilidad adicional. A diferencia de un chatbot que espera una consulta, un agente proactivo puede observar señales previamente autorizadas, razonar sobre el contexto, seleccionar una acción, iniciarla y verificar la respuesta. Los flujos agénticos combinan planificación, uso de herramientas, memoria acotada y adaptación (Kamalov et al., 2025), aunque su adopción universitaria continúa fragmentada y plantea desafíos de coordinación, inclusión y gobernanza (Sudarshan et al., 2026). En asesoría académica ya se han documentado prototipos con recuperación de información y orquestación de acciones (Tamascelli et al., 2025), pero todavía es débil la conexión teórica entre la iniciativa del agente y la permanencia.

La participación académica proporciona ese puente. En el marco de Kahu y Nelson (2018), la participación surge en la interfaz entre estudiante e institución y comprende dimensiones conductuales, cognitivas, afectivas y sociales. En línea, no debe reducirse al número de clics: incluye continuidad del estudio, contribuciones sustantivas, esfuerzo cognitivo, búsqueda de apoyo y percepción de pertenencia. La revisión de Bergdahl et al. (2024) advierte precisamente que los estudios de analítica suelen privilegiar indicadores observables y representar de forma desigual sus dimensiones. Si una intervención proactiva logra que el estudiante retome una actividad, organice su semana, solicite retroalimentación o restablezca contacto con el docente, el primer cambio esperable ocurre en la participación; el efecto sobre las calificaciones requiere después oportunidades efectivas de aprendizaje.

El desempeño académico constituye el segundo mecanismo. La participación sostenida aumenta exposición a contenidos, práctica deliberada y retroalimentación; estas oportunidades pueden reflejarse en entregas oportunas, dominio y aprobación. Las intervenciones basadas en analítica han mostrado mejoras de participación (Karaoğlu & Yılmaz, 2022) y, bajo ciertas condiciones, de desempeño final (Yildirim & Gülbahar, 2022). Un metaanálisis reciente encontró efectos favorables en resultados de aprendizaje, con variación según contexto, tipo de intervención y herramienta diagnóstica (Liu et al., 2025). Por tanto, asumir un efecto directo y uniforme del agente sobre la permanencia ocultaría los mecanismos pedagógicos y las condiciones de heterogeneidad.

El problema científico se formula así: ¿mediante qué secuencia una intervención proactiva basada en agentes inteligentes puede relacionarse con la permanencia de estudiantes universitarios en línea? El objetivo es proponer y fundamentar un modelo de mediación serial en el que la intervención (X) incide primero en la participación académica (M1), luego en el desempeño (M2) y finalmente en la permanencia (Y). Se busca, además, precisar los componentes del agente, traducir cada constructo a indicadores evaluables y establecer salvaguardas para una implementación responsable. La novedad reside en tratar la proactividad no como atributo técnico aislado, sino como una intervención sociotécnica cuya eficacia depende de la secuencia detectar–actuar–acompañar–escalar y de la agencia que conserva el estudiante.

2. Metodología

Se desarrolló una revisión integrativa crítica orientada a construcción teórica. Este diseño resulta pertinente cuando la pregunta exige articular evidencia heterogénea —estudios de analítica, intervenciones, chatbots, agentes, modelos de permanencia y marcos éticos— en una explicación común, sin convertirla artificialmente en un metaanálisis. La búsqueda se efectuó hasta el 27 de agosto de 2026 en repositorios académicos y páginas oficiales de editoriales, organismos internacionales y asociaciones científicas. Se combinaron términos en español e inglés equivalentes a *intelligent agent*, *proactive intervention*, *academic advising*, *learning analytics*, *online higher education*, *engagement*, *performance*, *retention*, *persistence*, *early alert* y *serial mediation*.

Se priorizaron publicaciones entre 2022 y 2026; se conservaron trabajos anteriores cuando aportaban teoría fundacional, evidencia longitudinal o instrumentos esenciales. Los criterios de inclusión fueron: pertinencia directa para educación superior o aprendizaje en línea; descripción de un mecanismo de apoyo, participación, desempeño o permanencia; trazabilidad editorial mediante DOI o repositorio oficial; y suficiente claridad metodológica para interpretar el alcance de los hallazgos. Se excluyeron textos promocionales, duplicados, sistemas sin componente pedagógico y estudios que equiparaban precisión predictiva con eficacia de intervención. El corpus analítico final quedó constituido por 30 fuentes; 24 (80 %) corresponden al período 2022–2026.

La información se organizó en una matriz con seis campos: tipo y grado de iniciativa de la intervención; señales utilizadas; mecanismo pedagógico; resultado asociado; diseño del estudio; y riesgos éticos. La síntesis siguió tres operaciones. Primero, se distinguieron funciones

reactivas, recomendadoras y proactivas. Segundo, se ordenaron los hallazgos según la secuencia participación–desempeño–permanencia. Tercero, se buscaron condiciones que podían debilitarla, como baja alfabetización en IA, sobreintervención, errores de clasificación, inequidad algorítmica y falta de coordinación humana. El modelo se formuló como una cadena de mediación serial conforme a la lógica de efectos indirectos descrita por Hayes (2022). Al no disponer de datos primarios, los resultados son una síntesis conceptual e hipótesis contrastables; no se reportan coeficientes ni efectos causales estimados.

3. Resultados

3.1. Del chatbot reactivo al agente académico proactivo

La síntesis permite definir la intervención académica proactiva como un ciclo gobernado de percepción, decisión, acción y seguimiento. El agente recibe únicamente señales autorizadas del sistema de gestión del aprendizaje; identifica un cambio relevante respecto de la trayectoria del estudiante; combina reglas pedagógicas con información contextual; inicia una acción de baja intensidad; registra la respuesta; y adapta o deriva el caso. La autonomía es gradual, no absoluta. Recordatorios de plazo, sugerencias de recursos o preguntas metacognitivas pueden automatizarse; situaciones de salud mental, conflicto, sanción, apoyo financiero o decisiones académicas de alto impacto deben transferirse a personal competente.

La diferencia frente al chatbot convencional radica en la iniciativa y en la continuidad. Los chatbots educativos pueden mejorar acceso a información y apoyo rutinario (Chen et al., 2023; Kuhail et al., 2023), y su aceptación depende de utilidad, confianza y calidad de respuesta (Bilquise et al., 2024). El agente proactivo añade temporalidad: no espera que quien está desconectándose formule una solicitud. Esta ventaja también introduce riesgo. En un experimento de apoyo a la escritura, el diseño proactivo produjo patrones de razonamiento más integrados, pero la efectividad dependió de la alfabetización en IA y no se estableció un efecto compensatorio causal (Jin et al., 2026). La iniciativa, por tanto, debe calibrarse con la competencia del usuario, la complejidad de la tarea y su preferencia de ayuda.

El agente tampoco debe sustituir la autorregulación. Los apoyos más prometedores funcionan como andamiajes temporales: hacen visible una meta, reducen fricción, proponen el siguiente paso y devuelven control. La autorregulación implica planificar, ejecutar, observar y ajustar el propio aprendizaje (Zimmerman, 2002). Si el sistema resuelve la tarea o insiste hasta obtener obediencia, puede elevar una métrica superficial y reducir agencia. Darvishi et al. (2024) mostraron que la asistencia de IA puede modificar la agencia estudiantil; Pan et al. (2025) encontraron que apoyos interactivos generativos pueden favorecer estrategias autorreguladas y participación cuando están integrados pedagógicamente. De ahí que la proactividad responsable sea orientadora y reversible.

Tabla 1. Mecanismos que conectan la intervención proactiva con la permanencia

Mecanismo	Acción del agente	Cambio próximo	Contribución esperada	Evidencia clave
Oportunidad	Detecta inactividad, atraso o caída de trayectoria y contacta en una ventana útil.	Retorno al aula y continuidad de estudio.	Evita que una dificultad breve se acumule.	Herodotou et al. (2020); Rotar (2022)
Personalización	Ajusta mensaje, recurso y canal al curso, meta y nivel de riesgo.	Mayor relevancia percibida y respuesta.	Fortalece participación conductual y cognitiva.	Pan et al. (2025); Liu et al. (2025)
Retroalimentación	Ofrece preguntas, metas breves y visualización del progreso.	Autorregulación y uso de feedback.	Mejora oportunidades de aprendizaje y desempeño.	Banihashem et al. (2022); Yildirim y Gülbahar (2022)
Vinculación	Deriva casos y mantiene el circuito con tutor o servicio institucional.	Interacción humana y pertenencia.	Reduce aislamiento y sostiene integración académica.	Rotar (2022); Rets et al. (2023)
Calibración	Limita frecuencia, explica motivos y permite posponer o rechazar.	Confianza y control del estudiante.	Previene fatiga, reactancia y dependencia.	Darvishi et al. (2024); Jin et al. (2026)

Nota. El cambio próximo es el resultado que debería observarse antes que la permanencia; la evidencia citada respalda componentes del mecanismo, no la cadena causal completa.

3.2. La cadena participación–desempeño–permanencia

El primer eslabón, $X \rightarrow M1$, se explica por la reducción de fricciones de participación. Una alerta inteligible puede ayudar a retomar una actividad; una pregunta de planificación puede convertir una intención difusa en un compromiso; una recomendación contextual puede disminuir el costo de localizar apoyo. Los tableros y las intervenciones informadas por analítica han mostrado capacidad para estimular participación, aunque no todos los indicadores representan aprendizaje de la misma manera (Karaoğlu Yılmaz & Yılmaz, 2022; Ramaswami et al., 2023). La variable M1 debe medirse como constructo multidimensional: regularidad, entregas, interacción académica, esfuerzo cognitivo y percepción de conexión; no como suma indiscriminada de clics.

El segundo eslabón, $M1 \rightarrow M2$, supone que participar genera oportunidades para aprender. La relación no es mecánica: permanecer conectado sin procesar contenidos puede inflar actividad sin mejorar dominio. Por ello, deben distinguirse participación productiva —práctica,

elaboración, búsqueda de retroalimentación— y actividad periférica. La revisión de Bergdahl et al. (2024) y el metaanálisis de Liu et al. (2025) respaldan una lectura condicional: los resultados varían con el diseño de la intervención, la disciplina, el entorno y la forma de medir el aprendizaje. La mediación propuesta exige una precedencia temporal: participación durante las primeras semanas y desempeño en evaluaciones posteriores.

El tercer eslabón, $M2 \rightarrow Y$, vincula progreso académico con continuidad. Las calificaciones ofrecen retroalimentación sobre viabilidad de la meta educativa, influyen en autoeficacia y determinan requisitos de avance. No obstante, la permanencia también depende de factores externos, económicos y familiares, particularmente en estudiantes no tradicionales (Bean & Metzner, 1985). El modelo no afirma que el desempeño explique todo abandono; sostiene que es un mecanismo institucionalmente modificable dentro de una red causal más amplia. La intervención puede conservar un efecto directo $X \rightarrow Y$ al activar apoyo humano o resolver barreras administrativas que no pasan por el desempeño.

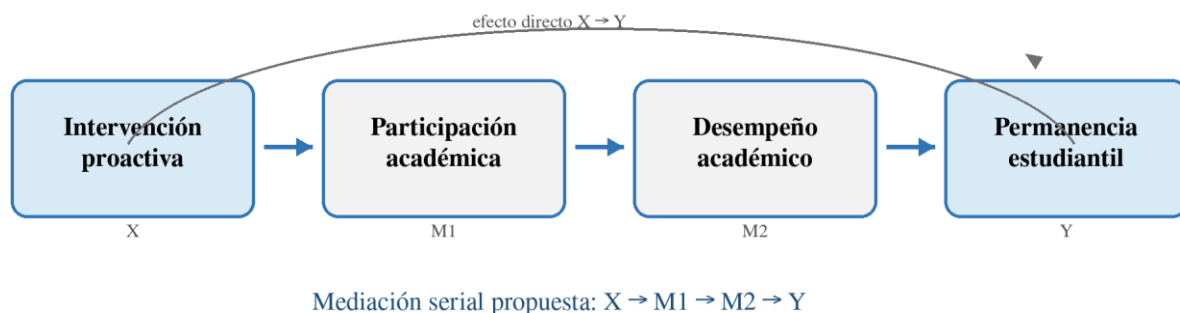


Figura 1. Modelo conceptual de mediación serial propuesto.

- H1.** La exposición a una intervención académica proactiva, frente al apoyo reactivo habitual, se asocia positivamente con la participación académica posterior.
- H2.** La participación académica se asocia positivamente con el desempeño posterior, controlando desempeño previo y carga académica.
- H3.** El desempeño académico se asocia positivamente con la permanencia en el siguiente período.
- H4.** Existe un efecto indirecto serial de la intervención sobre la permanencia a través de participación y desempeño: $X \rightarrow M1 \rightarrow M2 \rightarrow Y$.
- H5.** El efecto $X \rightarrow M1$ varía según alfabetización en IA, confianza, riesgo inicial y preferencia de iniciativa, de modo que una proactividad calibrada supera a una intensidad uniforme.

3.3. Operacionalización y prueba del modelo

La unidad de análisis recomendada es el estudiante–asignatura, con observaciones semanales y seguimiento entre períodos. La intervención debería asignarse aleatoriamente cuando sea viable; en caso contrario, puede usarse un diseño cuasiexperimental con cohortes comparables, emparejamiento por propensión y tendencias previas. El grupo de comparación debe recibir el apoyo institucional habitual, no ausencia deliberada de ayuda. Para establecer orden temporal, X se registra al inicio de cada ventana; M1 durante la semana siguiente; M2 en la evaluación posterior; y Y en matrícula o actividad del siguiente período. El efecto indirecto debe estimarse

con intervalos bootstrap o modelamiento de ecuaciones estructurales, preservando las trayectorias longitudinales (Hayes, 2022).

Tabla 2. Operacionalización mínima para un estudio longitudinal

Constructo	Definición operacional	Indicadores	Fuente	Momento
X: intervención	Apoyo iniciado por el agente ante una señal elegible.	Exposición, tipo, oportunidad, intensidad y respuesta.	Registro del agente y LMS.	Semanal
M1: participación	Inversión conductual y cognitiva en actividades con valor pedagógico.	Regularidad, entregas, contribuciones, uso de feedback y escala breve.	LMS + encuesta.	Semana t+1
M2: desempeño	Dominio demostrado después de la participación observada.	Nota de evaluación, logro de resultados y aprobación.	Sistema académico.	Unidad/curs so
Y: permanencia	Continuidad académica verificable.	Matrícula siguiente, actividad sostenida o finalización.	Registro institucional.	Fin y t+1
Controles	Condiciones previas que influyen en tratamiento y resultado.	Desempeño previo, carga, programa, riesgo, conectividad y empleo.	Institucional + encuesta.	Línea base

Nota. La permanencia debe definirse antes del análisis. Mezclar matrícula, finalización y actividad en una sola variable dificulta interpretar los efectos.

La evaluación no debe limitarse al promedio general. Debe informar efectos heterogéneos y posibles daños: quién recibe más alertas, quién responde, qué grupos son falsamente clasificados como de riesgo y si el agente amplía brechas. Nurshatayeva et al. (2021) mostraron que los chatbots no son uniformemente eficaces para todos los estudiantes; el mismo principio debe guiar la prueba de agentes proactivos. También conviene medir fatiga de mensajes, dependencia, derivaciones fallidas, satisfacción del tutor, tiempo institucional y eventos adversos de privacidad. Una intervención que eleva actividad pero deteriora autonomía o confianza no puede considerarse exitosa.

3.4. Arquitectura de intervención y salvaguardas

La arquitectura propuesta contiene cinco capas. La primera integra datos mínimos del LMS y del sistema académico mediante controles de acceso. La segunda detecta eventos con reglas auditables y modelos recalibrados; el riesgo nunca debe tratarse como identidad permanente. La tercera selecciona intervenciones desde un catálogo pedagógico aprobado —recordatorio, planificación, recurso, pregunta metacognitiva o invitación a tutoría—. La cuarta mantiene un

canal de supervisión y escalamiento humano. La quinta evalúa resultados y equidad, cerrando el ciclo sin reutilizar datos para fines no informados. Los sistemas de recomendación para asesoría muestran el potencial de combinar currículo y desempeño (Atalla et al., 2023), pero la decisión académica final debe permanecer bajo responsabilidad institucional.

La gobernanza es parte del tratamiento. Rets et al. (2023) recomiendan transparencia, participación de actores, propósito pedagógico claro y procedimientos de apelación en analítica predictiva. Las orientaciones de UNESCO (2023, 2024, 2025) añaden protección de derechos, alfabetización en IA, inclusión y supervisión humana. En consecuencia, el estudiante debe conocer qué señales se usan y para qué; recibir una explicación breve de cada contacto; poder corregir información, posponer ayuda u optar por no participar; y acceder a una persona. Se requiere minimización de datos, retención limitada, evaluación de impacto, pruebas de sesgo y prohibición de decisiones sancionatorias automáticas. Estas salvaguardas no son restricciones externas: sostienen confianza, y la confianza condiciona la participación que el modelo intenta explicar.

4. Discusión

La principal implicación teórica es que la permanencia no debería modelarse como resultado inmediato de la inteligencia del sistema. El agente actúa sobre condiciones proximales: reduce fricción, organiza el siguiente paso, ofrece retroalimentación y conecta con apoyo humano. Esas condiciones pueden modificar la participación; la participación puede mejorar el desempeño; y ambos procesos contribuyen a la continuidad. El modelo integra así la perspectiva de participación en la interfaz educativa (Kahu & Nelson, 2018) con el ciclo de apoyo en línea (Rotar, 2022) y con la lógica de intervención informada por analítica. Su ventaja frente a un modelo de efecto directo es la posibilidad de identificar dónde falla el programa.

Si la intervención no cambia M1, el problema puede estar en oportunidad, tono, canal, pertinencia o confianza. Si M1 cambia y M2 no, la actividad inducida quizá sea superficial, los recursos no estén alineados o la evaluación mida otra competencia. Si M2 mejora y Y no, las barreras dominantes pueden ser financieras, familiares, administrativas o de bienestar. Esta lectura evita atribuir el abandono a un déficit individual y orienta respuestas diferenciadas. También preserva un efecto directo plausible: una derivación oportuna a ayuda económica podría incidir en permanencia sin modificar primero la nota.

La evidencia revisada aconseja moderar expectativas. Las intervenciones de analítica y los tableros ofrecen resultados favorables, pero heterogéneos (Banihashem et al., 2022; Liu et al., 2025; Susnjak et al., 2022). Del mismo modo, los asistentes conversacionales mejoran acceso y apoyo, aunque su impacto depende del diseño y de la aceptación (Bilquise et al., 2024; Heung & Chiu, 2025). Los estudios recientes sobre proactividad muestran que la iniciativa del agente puede estructurar mejor el razonamiento, pero también que la desalineación con alfabetización y necesidades del estudiante crea una brecha de agencia (Jin et al., 2026). La hipótesis defendible no es «más proactividad es mejor», sino «la iniciativa calibrada y supervisada puede activar mecanismos pedagógicos útiles».

En el plano institucional, la intervención debe diseñarse como servicio y no como producto aislado. Requiere acuerdos sobre responsables, tiempos de respuesta, catálogo de acciones, límites, canales de derivación y seguimiento. Un agente que identifica riesgo sin capacidad humana para atenderlo puede aumentar frustración. Tampoco basta con optimizar exactitud predictiva: los umbrales deben considerar costos de falsos positivos y negativos, distribución de alertas y carga de tutores. La escalabilidad depende de reservar automatización para apoyos de bajo riesgo y concentrar trabajo humano donde aporta juicio, empatía y autoridad.

La investigación futura debería realizar un ensayo pragmático o estudio cuasiexperimental multicohorte durante al menos dos períodos. Además de la cadena principal, conviene probar moderación por riesgo inicial, modalidad sincrónica/asíncrona, disciplina, alfabetización en IA y condición laboral. Las medidas de participación han de combinar trazas con escalas breves, y la permanencia debe observarse en registros, no solo mediante intención declarada. Entrevistas a estudiantes y tutores permitirían explicar mecanismos inesperados. El análisis debería preregistrar hipótesis, diccionario de variables, plan de datos faltantes, criterios de equidad y reglas de detención ante daños.

Este artículo tiene limitaciones. La revisión fue integrativa y orientada a teoría, no exhaustiva ni metaanalítica; la literatura específicamente agéntica es reciente y parte de ella circula como prepublicación. Varios estudios usan participación y permanencia con definiciones no equivalentes, lo que restringe generalización. Finalmente, la cadena serial simplifica relaciones potencialmente recíprocas: el buen desempeño también puede aumentar participación y la intención de permanecer puede sostener el esfuerzo. Estas limitaciones justifican, más que debilitan, una prueba longitudinal con mediciones repetidas y comparación de modelos alternativos.

5. Conclusiones

La contribución central es un modelo explicativo y falsable: la intervención académica proactiva mediante agentes inteligentes puede relacionarse con la permanencia universitaria en línea porque primero reactiva o fortalece la participación y, mediante oportunidades de aprendizaje de mayor calidad, favorece el desempeño. La cadena $X \rightarrow M1 \rightarrow M2 \rightarrow Y$ especifica qué cambios deben ocurrir, en qué orden y con qué medidas, sin atribuir causalidad a la mera detección de riesgo.

Un agente pertinente no es el que contacta con mayor frecuencia, sino el que interviene en una ventana útil, explica su iniciativa, propone un siguiente paso proporcionado, aprende de la respuesta y sabe derivar a una persona. Su evaluación debe integrar permanencia, aprendizaje, autonomía, confianza, equidad y carga institucional. La evidencia disponible hace plausible el modelo, pero la cadena completa aún requiere contraste longitudinal. La prioridad para los proyectos de titulación es implementar un piloto gobernado y comparar mecanismos, no desplegar un sistema de decisión autónoma de alto impacto.

Referencias

Atalla, S., Daradkeh, M., Gawanmeh, A., Khalil, H., Mansoor, W., Miniaoui, S., & Himeur, Y. (2023). An intelligent recommendation system for automating academic advising based on

- curriculum analysis and performance modeling. *Mathematics*, 11(5), 1098. <https://doi.org/10.3390/math11051098>
- Banihashem, S. K., Noroozi, O., van Ginkel, S., Macfadyen, L. P., & Biemans, H. J. A. (2022). A systematic review of the role of learning analytics in enhancing feedback practices in higher education. *Educational Research Review*, 37, 100489. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2022.100489>
- Bean, J. P., & Metzner, B. S. (1985). A conceptual model of nontraditional undergraduate student attrition. *Review of Educational Research*, 55(4), 485–540. <https://doi.org/10.3102/00346543055004485>
- 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, 63. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00493-y>
- Bilquise, G., Ibrahim, S., & Salhie, S. M. (2024). Investigating student acceptance of an academic advising chatbot in higher education institutions. *Education and Information Technologies*, 29(5), 6357–6382. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12076-x>
- Chen, Y., Jensen, S., Albert, L. J., Gupta, S., & Lee, T. (2023). Artificial intelligence (AI) student assistants in the classroom: Designing chatbots to support student success. *Information Systems Frontiers*, 25(1), 161–182. <https://doi.org/10.1007/s10796-022-10291-4>
- Darvishi, A., Khosravi, H., Sadiq, S., Gašević, D., & Siemens, G. (2024). Impact of AI assistance on student agency. *Computers & Education*, 210, 104967. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104967>
- Hayes, A. F. (2022). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach* (3rd ed.). Guilford Press.
- Herodotou, C., Rienties, B., Hlosta, M., Boroowa, A., Mangafa, C., & Zdrahal, Z. (2020). The scalable implementation of predictive learning analytics at a distance learning university: Insights from a longitudinal case study. *The Internet and Higher Education*, 45, 100725. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2020.100725>
- Heung, Y. M. E., & Chiu, T. K. F. (2025). How ChatGPT impacts student engagement from a systematic review and meta-analysis study. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, 100361. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100361>
- Jin, Y., Yang, K., Martinez-Maldonado, R., Gašević, D., & Yan, L. (2026). The agency gap in AI-supported writing: How reactive and proactive agent designs shape multimodal reasoning. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 11, 100655. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2026.100655>
- Kahu, E. R., & Nelson, K. (2018). Student engagement in the educational interface: Understanding the mechanisms of student success. *Higher Education Research & Development*, 37(1), 58–71. <https://doi.org/10.1080/07294360.2017.1344197>
- Kamalov, F., Calonge, D. S., Smail, L., Azizov, D., Thadani, D. R., Kwong, T., & Atif, A. (2025). *Evolution of AI in education: Agentic workflows*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.20082>
- Karaoğlu Yılmaz, F. G., & Yılmaz, R. (2022). Learning analytics intervention improves students' engagement in online learning. *Technology, Knowledge and Learning*, 27, 449–460. <https://doi.org/10.1007/s10758-021-09547-w>

- Kuhail, M. A., Alturki, N., Alramlawi, S., & Alhejori, K. (2023). Interacting with educational chatbots: A systematic review. *Education and Information Technologies*, 28, 973–1018. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11177-3>
- Liu, Y., Wang, W., & Xu, E. (2025). The effectiveness of learning analytics-based interventions in enhancing students' learning effect: A meta-analysis of empirical studies. *SAGE Open*, 15(2). <https://doi.org/10.1177/21582440251336707>
- Nurshatayeva, A., Page, L. C., White, C., & Gehlbach, H. (2021). Are artificially intelligent conversational chatbots uniformly effective in reducing summer melt? Evidence from a randomized controlled trial. *Research in Higher Education*, 62, 392–402. <https://doi.org/10.1007/s11162-021-09633-z>
- Pan, M., Lai, C., & Guo, K. (2025). Effects of GenAI-empowered interactive support on university EFL students' self-regulated strategy use and engagement in reading. *The Internet and Higher Education*, 65, 100991. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2024.100991>
- Ramaswami, G., Susnjak, T., & Mathrani, A. (2023). Effectiveness of a learning analytics dashboard for increasing student engagement levels. *Journal of Learning Analytics*, 10(3), 115–134. <https://doi.org/10.18608/jla.2023.7935>
- Rets, I., Herodotou, C., & Gillespie, A. (2023). Six practical recommendations enabling ethical use of predictive learning analytics in distance education. *Journal of Learning Analytics*, 10(1), 149–167. <https://doi.org/10.18608/jla.2023.7743>
- Rotar, O. (2022). Online student support: A framework for embedding support interventions into the online learning cycle. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 17, 2. <https://doi.org/10.1186/s41039-021-00178-4>
- Sudarshan, V. K., Sisodia, A., Ramachandra, R. A., Batra, S., & Leng, J. C. L. (2026). *Agentic AI ecosystems in higher education: A perspective on AI agents to emerging inclusive, agentic multi-agent AI framework for learning, teaching and institutional intelligence*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2605.14266>
- Susnjak, T., Ramaswami, G. S., & Mathrani, A. (2022). Learning analytics dashboard: A tool for providing actionable insights to learners. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19, 12. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00313-7>
- Tamascelli, M., Bunch, O., Fowler, B., Taeb, M., & Cohen, A. (2025). Academic advising chatbot powered with AI agent. In *Proceedings of the 2025 ACM Southeast Conference* (pp. 195–202). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3696673.3723065>
- Tinto, V. (1975). Dropout from higher education: A theoretical synthesis of recent research. *Review of Educational Research*, 45(1), 89–125. <https://doi.org/10.3102/00346543045001089>
- UNESCO. (2023). *Guidance for generative AI in education and research*. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386693>
- UNESCO. (2024). *AI competency framework for students*. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000391105>
- UNESCO. (2025). *AI and education: Protecting the rights of learners*. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000395373>
- Yildirim, D., & Gülbahar, Y. (2022). Implementation of learning analytics indicators for increasing learners' final performance. *Technology, Knowledge and Learning*, 27, 479–504. <https://doi.org/10.1007/s10758-021-09583-6>

Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory Into Practice*, 41(2), 64–70. https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102_2