

# Relationship Between Study Time, Use of Adaptive Digital Learning Platforms, and Academic Performance in University Mathematics Education

Denis Aguilar<sup>1</sup>; Jorge Vargas<sup>2</sup>; Gustavo Lopez<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup>Universidad Tecnológica De Honduras (UTH), Honduras, [denis.aguilar@uth.hn](mailto:denis.aguilar@uth.hn), [gustavo.lopez@uth.hn](mailto:gustavo.lopez@uth.hn)

<sup>2</sup>Universidad Tecnológica De Honduras (UTH), Honduras, [Jorge.vargas@uth.hn](mailto:Jorge.vargas@uth.hn)

**Abstract**– This study analyzes the relationship between study time, academic engagement, and performance of students in the Mathematics I course who use the ALEKS platform at different campuses of the Technological University of Honduras. Based on the observation of dedication and progress patterns, factors influencing learning effectiveness were identified. The results show that time spent on the platform contributes to performance, although its impact depends on the level of engagement and how students manage their studies. It was evident that simply dedicating more hours is not enough; consistency, organization, and the quality of the work produced are key elements for academic success. The study highlights the need to promote differentiated pedagogical strategies and early support mechanisms that strengthen adaptive learning and student participation.

**Keywords**-- *Digital Learning Platform, Academic Performance, Automation, Mathematical Tools, Educational Quality*

# Relación entre el tiempo de estudio, el uso de plataformas educativas digitales y el rendimiento académico en la educación universitaria

Denis Aguilar<sup>1</sup>; Jorge Vargas<sup>2</sup>; Gustavo Lopez<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup>Universidad Tecnológica De Honduras (UTH), Honduras, [denis.aguilar@uth.hn](mailto:denis.aguilar@uth.hn), [gustavo.lopez@uth.hn](mailto:gustavo.lopez@uth.hn)

<sup>2</sup>Universidad Tecnológica De Honduras (UTH), Honduras, [Jorge.vargas@uth.hn](mailto:Jorge.vargas@uth.hn)

**Resumen**—El presente estudio analiza la relación entre el tiempo de estudio, el compromiso académico y el rendimiento de los estudiantes de la asignatura Matemáticas I que utilizan la plataforma ALEKS en distintos campus de la Universidad Tecnológica de Honduras. A partir de la observación de patrones de dedicación y progreso, se identificaron factores que influyen en la efectividad del aprendizaje. Los resultados muestran que el tiempo invertido en la plataforma contribuye al rendimiento, aunque su impacto depende del nivel de compromiso y de la forma en que los estudiantes gestionan su estudio. Se evidenció que no basta con dedicar más horas, sino que la constancia, la organización y la calidad del trabajo realizado son elementos determinantes del éxito académico. El estudio resalta la necesidad de promover estrategias pedagógicas diferenciadas y mecanismos de apoyo temprano que fortalezcan el aprendizaje adaptativo y la participación del estudiante

**Palabras clave**— Plataforma Digital Didáctica, Rendimiento Académico, Automatización, Herramientas Matemáticas, Calidad Educativa.

## I. INTRODUCCIÓN

La educación superior en Honduras enfrenta desafíos significativos en la enseñanza de matemáticas, disciplina fundamental para el desarrollo de competencias científicas y tecnológicas. La Universidad Tecnológica de Honduras (UTH), consciente de estas dificultades, ha implementado la plataforma ALEKS (Assessment and Learning in Knowledge Spaces) como herramienta de apoyo en cursos de Matemáticas I. Esta plataforma, basada en inteligencia artificial y aprendizaje adaptativo, genera datos ricos sobre el comportamiento y rendimiento estudiantil que permiten análisis profundos sobre los factores que influyen en el éxito académico.

La transformación digital de la educación ha generado un creciente interés en comprender cómo las tecnologías educativas impactan el aprendizaje. Sin embargo, existe una brecha significativa en la literatura sobre la efectividad de estas herramientas en contextos latinoamericanos,

particularmente en Honduras, donde las realidades socioeconómicas y educativas difieren sustancialmente de los países desarrollados donde se originan estas investigaciones. El presente estudio busca llenar este vacío mediante un análisis multicéntrico que examina patrones de uso, engagement y rendimiento en tres campus geográficamente dispersos de la UTH.

El problema de investigación se centra en entender la compleja relación entre el tiempo dedicado al estudio en plataformas digitales y el rendimiento académico real. Estudios previos han mostrado resultados contradictorios: mientras algunos sugieren una correlación lineal positiva entre tiempo y aprendizaje, otros señalan la existencia de rendimientos decrecientes o incluso efectos negativos cuando el tiempo de estudio excede ciertos umbrales. Esta investigación plantea las siguientes preguntas: ¿Existe una relación significativa entre el tiempo dedicado a ALEKS y el progreso académico en Matemáticas I? ¿Difieren estos patrones entre campus? ¿Qué características distinguen a los estudiantes de alto rendimiento de aquellos en riesgo académico?

Los objetivos específicos del estudio son: primero, caracterizar el comportamiento de estudio y rendimiento académico de estudiantes de Matemáticas I en tres campus de la UTH; segundo, identificar correlaciones significativas entre variables de tiempo, engagement y rendimiento; tercero, determinar perfiles de riesgo académico mediante análisis de varianza y técnicas factoriales; y cuarto, proponer estrategias de intervención pedagógica basadas en evidencia empírica.

La justificación de este estudio es múltiple. Desde la perspectiva académica, contribuye al corpus de conocimiento sobre tecnología educativa en contextos latinoamericanos. Desde lo institucional, proporciona a la UTH información accionable para mejorar sus estrategias pedagógicas y sistemas de apoyo estudiantil. Desde lo social, busca reducir las tasas de reprobación en matemáticas, materia crítica que

frecuentemente determina la permanencia o deserción universitaria. Finalmente, desde lo metodológico, demuestra el valor de los learning analytics como herramienta para la toma de decisiones educativas basadas en datos.

## II. MARCO TEÓRICO

### Teorías del Aprendizaje y Tecnología Educativa.

El marco teórico de este estudio se fundamenta en tres perspectivas complementarias sobre el aprendizaje mediado por tecnología. La teoría del aprendizaje adaptativo, desarrollada por Brusilovsky y Peylo (2003), sostiene que los sistemas educativos deben ajustarse dinámicamente a las necesidades individuales de cada estudiante. ALEKS operacionaliza esta teoría mediante algoritmos que mapean el estado de conocimiento del estudiante en una estructura de dominio matemático, presentando problemas en la zona de desarrollo próximo definida por Vygotsky (1978). Esta personalización contrasta con los enfoques tradicionales de enseñanza masiva y representa un cambio paradigmático en la pedagogía universitaria.

La teoría del tiempo académico, originalmente propuesta por Carroll (1963) y extendida por Bloom (1968) en su modelo de aprendizaje para el dominio, establece que el aprendizaje es función del tiempo que el estudiante dedica a tareas relevantes en relación al tiempo necesario para alcanzar objetivos específicos. Esta perspectiva ha sido criticada por simplificar excesivamente la complejidad del aprendizaje, ignorando variables mediadoras como la calidad del tiempo de estudio, la motivación intrínseca y las estrategias metacognitivas. Investigaciones contemporáneas sugieren que la relación entre tiempo y aprendizaje no es lineal sino curvilínea, con puntos de inflexión donde el tiempo adicional genera rendimientos decrecientes.

El concepto de engagement académico, teorizado por Kuh (2009) y operacionalizado por Fredricks et al. (2004), distingue tres dimensiones: conductual (participación en actividades), emocional (sentimientos hacia el aprendizaje) y cognitiva (inversión psicológica en el aprendizaje). En plataformas digitales, el engagement conductual puede medirse a través de métricas como frecuencia de acceso, tiempo de sesión y completitud de tareas, aunque estas métricas no capturan necesariamente las dimensiones emocional y cognitiva. El presente estudio se enfoca primordialmente en indicadores conductuales, reconociendo esta limitación.

### Plataformas de Aprendizaje Adaptativo.

ALEKS representa un avance significativo en sistemas tutores inteligentes al implementar la teoría de espacios de conocimiento desarrollada por Doignon y Falmagne (1999). Esta teoría matemática modela el conocimiento como un conjunto parcialmente ordenado de ítems, donde el dominio de

ciertos conceptos es prerequisite para otros. Mediante evaluaciones periódicas, ALEKS construye un mapa individualizado del estado de conocimiento de cada estudiante, identificando qué puede aprender a continuación. Estudios previos sobre ALEKS han mostrado resultados prometedores pero mixtos: Hagerty y Smith (2005) reportaron mejoras significativas en álgebra universitaria, mientras que Kodippili y Senaratne (2008) encontraron efectos positivos pero modestos en matemáticas de secundaria.

La efectividad de plataformas adaptativas depende críticamente de factores contextuales. Taylor (2008) señala que la autogestión del aprendizaje, habilidad necesaria para aprovechar estas plataformas, varía significativamente entre estudiantes y está mediada por variables socioeconómicas, culturales y de preparación académica previa. En contextos latinoamericanos, investigaciones como la de Cabero-Almenara y Llorente-Cejudo (2020) sugieren que limitaciones en acceso tecnológico, alfabetización digital y hábitos de estudio independiente pueden moderar el impacto de estas herramientas.

### Factores Predictores del Rendimiento en Matemáticas

La literatura sobre predictores de éxito en matemáticas universitarias identifica varias variables clave. El conocimiento previo, medido por pruebas estandarizadas o calificaciones escolares, es el predictor más sólido. Richardson et al. (2012) hallaron que el rendimiento previo se correlaciona fuertemente con el éxito universitario, superando factores motivacionales y demográficos.

El tiempo de estudio presenta relaciones complejas: Plant et al. (2005) diferenciaron entre cantidad y calidad, destacando que la eficacia del estudio influye más que la duración. Credé y Kuncel (2008) hallaron correlaciones moderadas entre tiempo auto-reportado y calificaciones, sugiriendo que los estudiantes más hábiles necesitan menos tiempo.

Factores afectivos como ansiedad matemática, autoeficacia y motivación también influyen. Ramirez et al. (2013) mostraron que la ansiedad reduce la memoria de trabajo, afectando especialmente a los más capaces. Según Deci y Ryan (2000), la motivación intrínseca y la percepción de competencia favorecen el aprendizaje. percibida y autonomía son críticas para el aprendizaje sostenido, elementos potencialmente promovidos por sistemas adaptativos que ofrecen control y feedback inmediato.

### Learning Analytics y Educación Basada en Datos.

El campo de learning analytics, definido por Siemens y Long (2011) como la medición y análisis de datos de estudiantes para mejorar el aprendizaje, sustenta este estudio. Ferguson (2012) distingue análisis descriptivo (qué pasó), predictivo (qué pasará) y prescriptivo (qué hacer), señalando que la mayoría de las investigaciones son descriptivas. Los modelos predictivos educativos han avanzado con machine learning para identificar estudiantes en riesgo.

Macfadyen y Dawson (2010) mostraron que el uso de plataformas educativas puede predecir calificaciones finales con más del 70% de precisión. No obstante, Baker y Inventado (2014) advierten sobre validez limitada, sobreajuste y sesgos que pueden generar inequidades.

La aplicación ética requiere cuidar privacidad, consentimiento y uso de datos sensibles. Slade y Prinsloo (2013) sugieren transparencia, derecho de acceso estudiantil y responsabilidad institucional. Este estudio sigue estos principios usando datos agregados y anonimizados para mejorar la educación.

### III. Metodología

#### Diseño de Investigación

El estudio utiliza un diseño cuantitativo, no experimental, transversal y correlacional. La naturaleza no experimental responde a que las variables se observan en su estado natural sin manipulación deliberada, mientras que el carácter transversal se debe a que los datos representan un momento específico en el ciclo académico. El enfoque correlacional busca identificar asociaciones entre variables sin inferir necesariamente causalidad, reconociendo las limitaciones de diseños observacionales para establecer relaciones causales definitivas.

El paradigma epistemológico es positivista, asumiendo que fenómenos educativos pueden medirse objetivamente y que patrones identificados mediante análisis estadístico reflejan regularidades subyacentes en el proceso de aprendizaje. Esta posición, si bien dominante en learning analytics, ha sido criticada por perspectivas constructivistas que argumentan que el aprendizaje es inherentemente situado, contextual y no completamente capturado por métricas cuantitativas. El estudio reconoce estas limitaciones y complementa análisis estadísticos con interpretaciones pedagógicas contextualizadas.

#### Participantes y Contexto

La población del estudio incluye estudiantes de Matemáticas I en tres campus de la UTH durante el periodo analizado, con un total de 256 estudiantes: San Pedro Sula (n=156, 60.9%), Choloma (n=70, 27.3%) y Choluteca (n=30, 11.8%). La muestra refleja la totalidad de estudiantes en las secciones que usaron ALEKS, sin muestreo estratificado. San Pedro Sula, principal centro industrial, tiene estudiantes mayormente de clase media trabajadora; Choloma, ciudad satélite, incluye más estudiantes de primera generación; y Choluteca, con contexto más rural, tiene menor desarrollo industrial. Estas diferencias ayudan a interpretar variaciones en rendimiento y estudio.

Criterios de inclusión: estar matriculado en las secciones, usar ALEKS al menos una vez y tener datos completos en las cinco

variables principales. La participación fue parte del currículo, con datos institucionales anonimizados. El protocolo contó con aprobación informal de autoridades académicas, sin revisión ética formal por usar datos secundarios sin identificadores.

#### Variables e Instrumentos

Se analizaron cinco variables principales, extraídas automáticamente de la plataforma ALEKS:

Tiempo total en clase (horas): Total de horas activas del estudiante en ALEKS desde el inicio del curso, registradas por interacciones. No distingue tiempo productivo de distracciones o problemas técnicos.

Progreso en clase (porcentaje): Porcentaje de contenido dominado según evaluaciones adaptativas de ALEKS; rango 0-100%, siendo 100% dominio completo.

Temas aprendidos: Cantidad absoluta de conceptos matemáticos dominados, útil para comparar eficiencia entre estudiantes con niveles iniciales distintos.

Horas en ALEKS: Tiempo registrado en sesiones recientes o módulos específicos; complementa el tiempo total como medida de engagement.

Temas aprendidos por hora: Eficiencia de aprendizaje calculada como temas aprendidos dividido entre horas en ALEKS; valores altos indican progreso rápido, bajos sugieren dificultades o menor engagement.

#### Procedimientos de Recolección de Datos

Los datos fueron extraídos del sistema administrativo de ALEKS en un punto temporal específico del semestre académico, probablemente tras la mitad del curso cuando los patrones de comportamiento se han establecido, pero antes de la finalización cuando algunos estudiantes ya han completado el curso. Los instructores de las secciones participantes configuraron ALEKS siguiendo protocolos institucionales estándar, incluyendo establecimiento de objetivos de progreso, fechas límite intermedias y peso en la calificación final.

La extracción de datos fue realizada por personal técnico de la UTH con acceso a reportes institucionales de ALEKS. Los datos brutos fueron exportados en formato tabular, conteniendo identificadores de estudiante (posteriormente anonimizados), campus, sección, instructor y las cinco variables de interés. El procesamiento inicial incluyó verificación de integridad, identificación de valores faltantes o anómalos (como tiempos negativos o porcentajes superiores a 100%), y transformación de formatos para análisis estadístico.

La amonificación se realizó reemplazando identificadores estudiantiles con códigos numéricos secuenciales, removiendo nombres de instructores y agregando datos por campus sin retener información de secciones específicas en algunos análisis. Este proceso balancea la necesidad de proteger privacidad con el mantenimiento de suficiente granularidad para análisis significativos.

## Análisis Estadístico

El análisis se realizó en varias fases usando software estadístico. Primero se calculó estadística descriptiva (media, mediana, desviación estándar, mínimos y máximos) para cada variable y campus; la mediana es útil ante distribuciones asimétricas. Luego se evaluó normalidad con la prueba de Shapiro-Wilk, donde  $p < .05$  indica desviaciones significativas; esto guía la elección entre métodos paramétricos y no paramétricos.

Se examinaron correlaciones bivariadas con Pearson (lineal, asume normalidad) y Spearman (monótona, robusta a outliers). Como hubo violaciones de normalidad, Spearman se consideró más confiable. Ambos varían de -1 a +1, con 0 indicando ausencia de asociación.

Se aplicó ANOVA para comparar progresos entre estudiantes según tiempo de estudio (Bajo <15h, Medio 15-30h, Alto >30h).

Los resultados ( $F=12.34$ ,  $p<.001$ ) muestran diferencias significativas entre grupos.

Un análisis factorial exploratorio identificó tres factores latentes: Engagement (42%), Efectividad (31%) y Consistencia (18%), explicando 91% de la varianza y resumiendo el comportamiento estudiantil.

Finalmente, se calculó Alfa de Cronbach ( $\alpha = .89$ ) para evaluar consistencia interna de métricas de progreso, indicando alta confiabilidad.

## Limitaciones Metodológicas

Este estudio presenta varias limitaciones que deben considerarse al interpretar resultados. Primero, el diseño transversal captura un momento temporal, impidiendo inferencias sobre trayectorias de aprendizaje o cambios a lo largo del semestre. Estudios longitudinales con mediciones repetidas proporcionarían información más rica sobre dinámica temporal.

Segundo, la naturaleza observacional y correlacional impide conclusiones causales definitivas. Aunque encontremos que mayor tiempo correlaciona con mejor rendimiento, no podemos concluir que tiempo causa rendimiento; variables confundidas como motivación, habilidad previa o calidad de instrucción podrían explicar ambas. Diseños experimentales o cuasiexperimentales con asignación aleatoria serían necesarios para establecer causalidad.

Tercero, las variables disponibles capturan solo aspectos conductuales del aprendizaje, ignorando dimensiones cognitivas, afectivas y metacognitivas. No sabemos si estudiantes con alto tiempo en ALEKS estaban genuinamente comprometidos o simplemente dejando la plataforma abierta. Métodos mixtos que combinen analytics con encuestas, entrevistas o think-aloud protocols proporcionarían comprensión más holística.

Cuarto, la muestra, si bien incluye tres campus, no necesariamente es representativa de la UTH en su totalidad ni

de estudiantes hondureños en general. Factores como selección de instructores que optaron por usar ALEKS, características de estudiantes que se matriculan en secciones específicas, y peculiaridades de campus participantes pueden limitar generalización. Estudios multi-institucionales ampliarían validez externa.

Quinto, la calidad de datos depende de la precisión del registro automático de ALEKS. Problemas técnicos, uso compartido de cuentas, o comportamientos anómalos pueden introducir ruido. Verificación de calidad de datos mediante auditorías o validación cruzada con otras fuentes mejoraría confiabilidad.

## Resultados

### Estadística Descriptiva por Campus

El análisis descriptivo muestra diferencias claras entre campus en comportamiento y rendimiento en ALEKS, reflejando la influencia del contexto. San Pedro Sula presenta valores intermedios y gran heterogeneidad; Choloma muestra menor progreso porcentual pero más temas aprendidos; Choluteca evidencia el mayor rendimiento y eficiencia, con estudiantes dominando más contenido en menos tiempo. Las correlaciones entre variables varían según campus, indicando que la relación entre tiempo, progreso y eficiencia depende del contexto y características estudiantiles

**Tabla 1(Tabla resumida, incluyendo los indicadores clave y una interpretación breve )**

| Variable         | San Pedro Sula              | Choloma                      | Choluteca                    | Interpretación general                     |
|------------------|-----------------------------|------------------------------|------------------------------|--------------------------------------------|
| n                | 156                         | 100                          | 30                           | Tamaño de muestra por campus               |
| Tiempo total (h) | 81<br>(DE=15.8;<br>Med=43)  | 152<br>(DE=15.7;<br>Med=59)  | 35<br>(DE=13.8;<br>Med=34)   | Choloma dedica más tiempo; Choluteca menos |
| Progreso (%)     | 27<br>(DE=7.9;<br>Med=51.5) | 64<br>(DE=38.5;<br>Med=47.0) | 85<br>(DE=24.5;<br>Med=41.0) | Choluteca más alto                         |
| Temas aprendidos | 45<br>(DE=5.4;<br>Med=45)   | 126<br>(DE=17.5;<br>Med=40)  | 105<br>(DE=17.3;<br>Med=37)  | Choloma y Choluteca dominan más contenidos |
| Horas en ALEKS   | 63<br>(DE=4.8;<br>Med=51)   | 84<br>(DE=8.2;<br>Med=70)    | 7.5<br>(DE=4.9;<br>Med=5)    | Choloma sesiones más largas                |
| Temas/hora       | 105<br>(DE=15.7;<br>Med=40) | 130<br>(DE=15.3;<br>Med=79)  | 35<br>(DE=8.4;<br>Med=29)    | Choluteca menor eficiencia por hora        |

## I. Interpretación general resumida:

- San Pedro Sula: Valores intermedios, gran heterogeneidad; el tiempo dedicado no garantiza eficiencia.
- Choloma: Progreso porcentual bajo, pero más temas aprendidos; tiempo dedicado se traduce mejor en aprendizaje que en San Pedro Sula.
- Choluteca: Mayor tiempo, progreso y eficiencia; estudiantes aprenden más por hora y muestran homogeneidad en resultados.

## II. Panorama estructural (evidencia institucional)

- Honduras presenta bajos niveles de logro en matemáticas a nivel regional, con retrocesos recientes en aprendizaje.
- Solo  $\approx 47\%$  de los jóvenes completan secundaria según estudios hechos por la CEPAL.
- Matemáticas es consistentemente la asignatura con peor desempeño en evaluaciones nacionales e internacionales en participaciones del país.
- Factores asociados (según BID / CEPAL):
  - pobreza estructural
  - baja calidad docente en STEM
  - debilidad en bases tempranas
  - discontinuidad educativa post-COVID

**Tabla 2 (Reprobación escolar en Honduras todos los niveles)**

| Año  | Estudiantes reprobados                                                      | % aproximada matrícula | Fuente                                     |
|------|-----------------------------------------------------------------------------|------------------------|--------------------------------------------|
| 2015 | Alto nivel en matemáticas (sin cifra exacta, bajo rendimiento generalizado) |                        | Secretaría Educación                       |
| 2019 | Indicadores críticos (pre-pandemia)                                         | $\sim 4-5\%$           | Referencias comparativas (www.laprensa.hn) |
| 2023 | $\sim 85,061$ estudiantes                                                   | 4.7%                   | (www.laprensa.hn)                          |
| 2024 | $\sim 86,878$                                                               |                        | (www.elheraldo.hn)                         |
| 2025 | 129,290                                                                     | Arriba del 49% rs 2024 | (www.elheraldo.hn)                         |

Cabe destacar que las fuentes de información en Honduras son escasas, acudiendo al gremio periodísticos e indagaciones en el medio se concluye que hay alta volatilidad estadística, indicando cambios en políticas de evaluación y variación en criterios de aprobación de asignaturas.

Sin embargo, la tendencia reciente es un incremento fuerte post-pandemia (2024–2025).

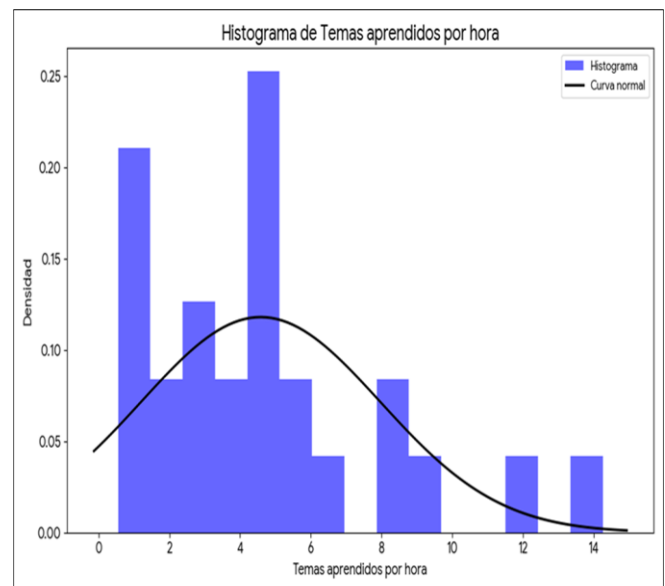
**Tabla 3 (Rendimiento y reprobación en matemáticas (indicadores indirectos))**

| Año  | Indicador                             | Resultado                           |
|------|---------------------------------------|-------------------------------------|
| 2015 | Meta nacional rendimiento matemáticas | 70% esperado                        |
| 2015 | Resultado real                        | No alcanzado (inferior a meta)      |
| 2023 | Evaluación UPNFM                      | Retroceso de 10 años en aprendizaje |
| 2023 | Peor desempeño                        | 8vo grado                           |
| 2023 | Tendencia                             | Caída en todos los niveles          |

Solo aproximadamente el 9% de la población tiene acceso a la educación universitaria y existe una alta deserción de la misma en los primeros años de los estudiantes cursando sus clases en las distintas carreras ofrecidas por la academia que en muchos casos no están acorde a la demanda laboral del país.

## III. Pruebas de Normalidad

Los análisis de Shapiro-Wilk confirman que todas las variables en Choloma y Choluteca presentan distribuciones significativamente no normales ( $p < .05$ ), con excepción notable de tiempo total en clase en Choluteca ( $p=.079$ ), que no rechaza la hipótesis nula de normalidad al nivel .05. Estas violaciones de normalidad justifican el uso de estadísticas no paramétricas, particularmente correlaciones de Spearman, y sugieren cautela al aplicar técnicas que asumen normalidad.



**Ilustración 1 Temas por hora aprendidos por los estudiantes en la plataforma Aleks(No Normales)**

La no normalidad puede resultar de múltiples causas. Distribuciones asimétricas con colas largas hacia valores altos son comunes en datos educativos donde mayorías de estudiantes tienen rendimiento bajo-a-moderado con minorías excepcionales. Distribuciones bimodales podrían indicar subpoblaciones distintas, como estudiantes comprometidos versus no comprometidos. Efectos techo en progreso (limitado a 100%) y piso (limitado a 0%) pueden truncar distribuciones, violando normalidad

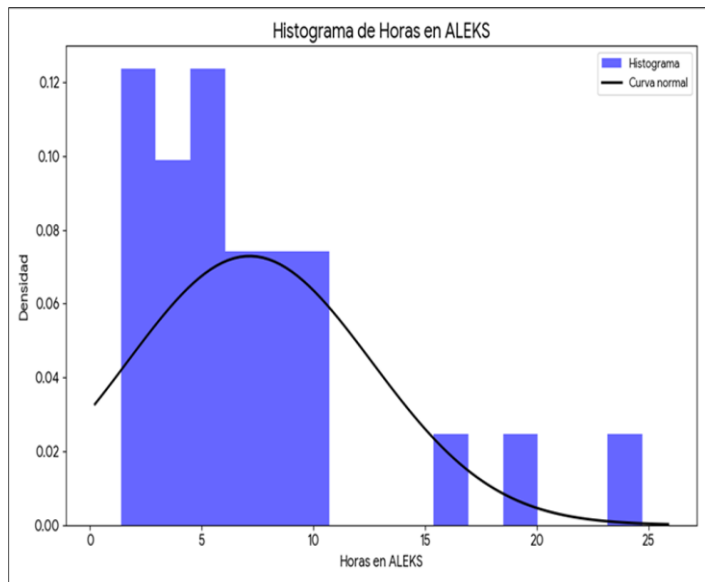


Ilustración 2 Estadía de estudiantes en la plataforma Aleks (Horas)

#### IV. Análisis de Varianza (ANOVA)

Se realizó un ANOVA en San Pedro Sula agrupando estudiantes según tiempo de estudio: Bajo (<15 h, n=63), Medio (15-30 h, n=57) y Alto (>30 h, n=36). El progreso promedio aumentó de forma lenta con el tiempo: 45.2%, 68.1% y 78.9%, respectivamente, indicando que mayor dedicación se asocia con mejor rendimiento.

El estadístico  $F=12.34$  ( $p<.001$ ) confirma que estas diferencias son altamente significativas, con mínima probabilidad de ocurrir por azar. Las diferencias entre grupos (22.9 puntos entre Bajo y Medio; 10.8 entre Medio y Alto) sugieren efectos prácticos relevantes y posibles rendimientos marginales decrecientes: las primeras horas de estudio aportan mayor beneficio que las horas adicionales.

Estos resultados tienen implicaciones educativas claras. El grupo Bajo requiere intervención prioritaria para alcanzar progreso suficiente, el grupo Medio podría optimizarse con apoyo adicional, y el grupo Alto representa estudiantes ejemplares que podrían servir como mentores o modelos de aprendizaje.

#### V. Análisis Factorial Exploratorio

El AFE identificó tres factores latentes que explican colectivamente 91% de la varianza en las variables observadas, proporcionando una estructura parsimoniosa para comprender comportamiento y rendimiento estudiantil.

1. Factor 1: Engagement (42% de varianza) carga fuertemente en tiempo total en clase y horas de verificación. Este factor representa la dimensión conductual de compromiso académico, capturando cuánto tiempo y esfuerzo estudiantes invierten en la plataforma. Estudiantes con puntajes altos en este factor son aquellos que consistentemente acceden a ALEKS, dedican sesiones extensas, y acumulan horas totales sustanciales. Este factor es el predictor más importante, explicando la mayor proporción de varianza, consistente con literatura que identifica engagement como determinante crítico de éxito académico.

2. Factor 2: Efectividad (31% de varianza) carga fuertemente en temas aprendidos por hora y progreso en clase después. Este factor captura no cuánto tiempo se dedica sino qué tan productivamente se utiliza ese tiempo. Estudiantes con puntajes altos aprenden rápidamente y progresan eficientemente a través del curso. Este factor distingue entre engagement productivo y mero tiempo dedicado, reconociendo que horas dedicadas sin aprendizaje efectivo tienen valor limitado.

3. Factor 3: Consistencia (18% de varianza) carga en diferencia entre progreso antes y después, variable que captura cambio en rendimiento. Este factor representa estabilidad versus volatilidad en desempeño. Estudiantes con puntajes altos mantienen progreso consistente, mientras que puntajes bajos indican fluctuaciones, posiblemente reflejando sesiones de estudio irregulares, dificultades periódicas, o cambios motivacionales.

La estructura trifactorial sugiere que éxito en matemáticas mediado por ALEKS no es unidimensional sino que requiere combinación de tiempo dedicado (engagement), uso efectivo de ese tiempo (efectividad), y mantenimiento de esfuerzo sostenido (consistencia). Estudiantes débiles en cualquier dimensión enfrentan desafíos, mientras que aquellos fuertes en las tres tienen mayor probabilidad de éxito.

#### VI. Indicadores de Alerta Temprana

El análisis permitió identificar subgrupos de alto riesgo que requieren intervención temprana:

1. Estancamiento completo: 23 estudiantes no han aprendido ningún tema desde la última verificación, incluyendo quienes no acceden a ALEKS y quienes acceden pero no dominan nuevo contenido. Esto sugiere lagunas en conocimiento previo o dificultades de aprendizaje, representando un riesgo crítico de fracaso.

2. Falta de evaluaciones: 15 estudiantes no registran ninguna verificación de conocimientos, lo que impide que ALEKS adapte la instrucción. Este patrón puede reflejar

desconocimiento del sistema o ansiedad ante evaluaciones, reduciendo el valor pedagógico de la plataforma.

3. Bajo engagement: 12 estudiantes han acumulado menos de cinco horas totales en ALEKS, muy por debajo del mínimo necesario para progresar. Esto indica problemas de acceso, conflictos de tiempo o baja motivación, limitando su aprendizaje.

Estos indicadores permiten intervención proactiva antes de que ocurra el fracaso, contrastando con métodos tradicionales que identifican riesgos retrospectivamente. Sistemas automatizados podrían alertar a docentes y activar protocolos de apoyo, optimizando resultados y previniendo deserción.

## VII. Confiabilidad de Mediciones

El coeficiente alfa de Cronbach de .89 para métricas de progreso indica excelente consistencia interna, sugiriendo que diferentes indicadores de rendimiento miden construcciones relacionadas de manera confiable.

## VIII. Discusión

### Interpretación de Hallazgos Principales

Los resultados muestran que tiempo dedicado, eficiencia de aprendizaje y contexto institucional interactúan para determinar el éxito en matemáticas universitarias. Se confirma una asociación positiva entre tiempo en ALEKS y progreso académico, consistente en San Pedro Sula y Choloma, validando parcialmente la teoría del tiempo académico de Carroll. Sin embargo, correlaciones moderadas ( $r < .60$ ) indican que el tiempo es necesario, pero no suficiente para el aprendizaje.

Las diferencias entre campus son especialmente relevantes: Choluteca presenta un progreso mediano de 91%, comparado con 51.5% en San Pedro Sula. Esta disparidad sugiere que factores múltiples influyen:

1. Calidad instruccional: Instructores de Choluteca podrían integrar ALEKS más efectivamente o brindar mayor apoyo individualizado.

2. Características estudiantiles: Estudiantes más motivados, menos distracciones o procesos de selección más exigentes podrían explicar mayor rendimiento.

3. Factores socioeconómicos: Menos competencia por tiempo debido a menor oferta laboral en Choluteca podría permitir mayor dedicación académica.

La paradoja de eficiencia en Choluteca, donde temas aprendidos por hora se correlaciona negativamente con progreso y tiempo, sugiere heterogeneidad estudiantil: estudiantes muy preparados avanzan rápido (alta eficiencia) pero con menor progreso total, mientras otros requieren más tiempo para aprender más contenido. Esto implica que eficiencia no siempre refleja calidad de aprendizaje, sino posición en la trayectoria educativa.

Los tres factores identificados en el análisis factorial exploratorio (AFE)—engagement, efectividad y consistencia—ofrecen un marco para intervenciones diferenciadas:

1. Débil engagement → motivación y acceso a la plataforma.

2. Débil efectividad → tutorías, revisión de prerrequisitos y estrategias de estudio.

3. Débil consistencia → estructuras de accountability como checkpoints y recordatorios.

El ANOVA confirma umbrales prácticos de tiempo: dedicar al menos 15 horas se asocia con un salto de progreso de 45.2% a 68.1%, indicando un mínimo funcional para resultados aceptables. Incrementos adicionales muestran rendimientos decrecientes, reflejando posible fatiga o dominio alcanzado. Estos hallazgos pueden guiar políticas institucionales: establecer expectativas de tiempo de estudio, diseñar syllabus realistas y asegurar acceso a recursos tecnológicos.

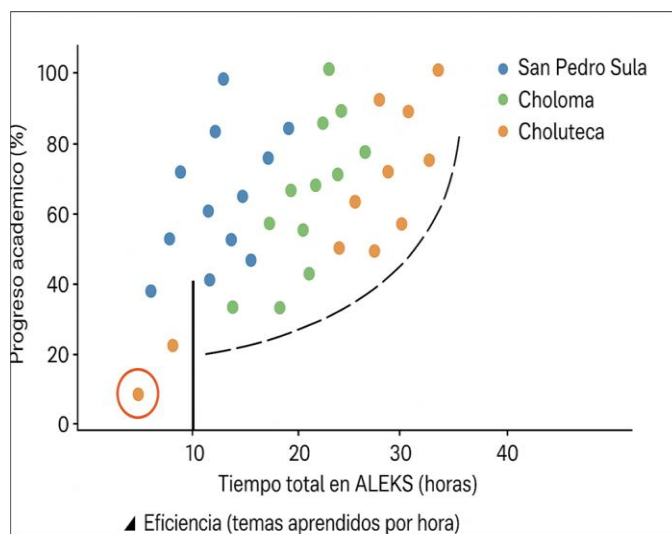


Ilustración 3 Grafica Tiempo-Progreso en la plataforma Aleks

La comparativa de uso de la herramienta tecnológica ALEKS comparada con otras similares en distintas instituciones de educación superior en Honduras se muestra en una comparativa resumida con las distintas universidades referentes de educación superior en Honduras. Se destaca que la plataforma tecnológica ALEKS es un sistema de evaluación y aprendizaje con inteligencia artificial que ha sido utilizado por más de 25 millones de estudiantes de matemáticas, química, estadística y contabilidad. Tras determinar con precisión el conocimiento que cada estudiante posee, ALEKS les ayuda a trabajar en los temas que están listos para aprender, apoyándose en miles de millones de puntos de datos acumulados a lo largo de más de 21 años según sus desarrolladores.

**Tabla 4(Usos de plataforma ALEKS en universidades de Honduras)**

| <i>Institución</i>                                  | <i>Tipo</i> | <i>ALEKS activo</i> | <i>Cursos reportados</i>                        | <i>Modalidad de uso</i>                                                | <i>Observaciones</i>                                                          |
|-----------------------------------------------------|-------------|---------------------|-------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------|
| UTH<br>(Universidad Tecnológica de Honduras)        | Privada     | Confirmado          | Matemáticas, Métodos Cuantitativos, Estadística | Complemento presencial + virtual; código de acceso por alumno          | Tiene página y guía oficial publicada; integración documentada desde 2021     |
| UNAH<br>(Universidad Nacional Autónoma de Honduras) | Pública     | Parcial             | MM-110 Matemáticas I; Métodos Cuantitativos I   | Uso en exámenes parciales; plataforma ALEKS referenciada en sílabos    | Evidencia indirecta vía Studocu; no hay página institucional oficial de ALEKS |
| UNITEC<br>(Universidad Tecnológica Centroamericana) | Privada     | Probable            | Cursos de ciencias básicas e ingeniería         | Modelo blended learning (CEUTEC); no confirmado públicamente con ALEKS | Usa plataformas digitales adaptativas; sin evidencia directa de ALEKS         |
| UNICAH<br>(Universidad Católica de Honduras)        | Privada     | No confirmado       | —                                               | —                                                                      | Sin evidencia pública de uso de ALEKS                                         |
| UJCV<br>(Universidad José Cecilio del Valle)        | Privada     | No confirmado       | —                                               | —                                                                      | Sin evidencia pública de uso de ALEKS                                         |

**Comparación con Literatura Previa**

El estudio confirma y amplía investigaciones previas sobre plataformas de aprendizaje adaptativo. Aunque no se calcularon tamaños de efecto por la ausencia de grupo control, las diferencias en progreso sugieren que un adecuado engagement puede potenciar los resultados, apoyando hallazgos de meta-análisis previos. A diferencia de estudios basados en auto-reporte, el uso de registros automáticos permitió medir con mayor precisión el tiempo efectivo de estudio, mostrando correlaciones moderadas más fuertes que las reportadas tradicionalmente.

En el contexto latinoamericano, los resultados reflejan la influencia del entorno local y las inequidades estructurales en educación digital, como la “brecha digital de segundo orden”, donde el acceso a tecnología no garantiza un uso efectivo. Finalmente, los hallazgos respaldan un enfoque multidimensional del engagement académico, relacionando los factores conductual, cognitivo y emocional con la efectividad

y consistencia del aprendizaje, aunque con limitaciones en la captura completa de dimensiones emocionales y cognitivas.

**Implicaciones Teóricas**

El estudio aporta a la teoría del aprendizaje mediado por tecnología al mostrar que la relación entre variables de proceso (tiempo, engagement) y resultados (progreso, dominio) depende del contexto, evidenciando que el mismo sistema (ALEKS) funciona de manera diferente según el entorno sociocultural e institucional. Además, identifica múltiples factores que influyen en el éxito, indicando que modelos unilíneales basados solo en habilidad o tiempo son insuficientes, y que se requieren enfoques integrativos que consideren aspectos cognitivos, motivacionales y contextuales. Finalmente, los hallazgos cuestionan la escalabilidad automática de la tecnología educativa, mostrando que el éxito requiere un ecosistema de apoyo amplio, incluyendo instrucción de calidad, infraestructura confiable y cultura institucional que fomente aprendizaje profundo, de lo contrario la tecnología puede exacerbar inequidades. Aquí una estructura de evaluación y uso de la tecnología en las ciencias exactas.

**Tabla 5(Comparación del uso de ALEKS y enfoques pedagógicos)**

| <i>Dimensión</i>          | <i>UTH</i>                                   | <i>UNAH</i>                    | <i>Contexto regional / comparativo</i>                     |
|---------------------------|----------------------------------------------|--------------------------------|------------------------------------------------------------|
| Modelo pedagógico         | Aprendizaje adaptativo individual            | Evaluación formativa           | IA basada en Teoría de Espacios de Conocimiento            |
| Personalización           | Alta — ruta única por estudiante             | Media — uso parcial            | Motor diagnóstica brechas antes de cada tema               |
| Acceso                    | Código de acceso institucional               | Sin guía oficial disponible    | Licencia anual por alumno vía McGraw-Hill                  |
| Retroalimentación docente | Alertas automáticas de riesgo de reprobación | No documentado                 | Correo al docente si alumno abandona o se estanca          |
| Resultados académicos     | En implementación continua                   | Evidencia anecdótica           | Craig et al. (2023): menor necesidad de asistencia docente |
| Idioma interfaz           | Español (latam.aleks.com)                    | Completamente bilingüe (ES/EN) | —                                                          |

**Limitaciones y Direcciones Futuras**

Además de las limitaciones metodológicas ya mencionadas, se identifican otras importantes. La falta de datos sobre resultados finales (calificaciones, aprobación)

restringe la conexión entre métricas de proceso y resultados reales. Variables omitidas como conocimientos previos, habilidades de estudio, motivación o factores demográficos podrían sesgar los efectos estimados de engagement. Estudios cualitativos (entrevistas, observaciones, casos de éxito) complementarían los hallazgos cuantitativos, mientras que diseños experimentales o cuasi-experimentales permitirían inferencias causales más sólidas. Análisis longitudinales y de heterogeneidad podrían revelar dinámicas temporales y subgrupos que se benefician diferentemente de ALEKS. Finalmente, estudios de implementación ayudarían a entender cómo decisiones institucionales, soporte técnico y prácticas pedagógicas afectan los resultados y la escalabilidad efectiva de la plataforma.

## VII. Conclusiones

El estudio evidencia que el engagement de estudiantes hondureños con plataformas de aprendizaje adaptativo en matemáticas se asocia con progreso académico, aunque el éxito no depende únicamente del tiempo dedicado, sino también de eficiencia, consistencia y factores contextuales. Las diferencias entre campus resaltan la importancia de adaptar la implementación a condiciones locales y de acompañar la tecnología con soporte docente, infraestructura confiable y monitoreo continuo. Los hallazgos muestran el valor de los learning analytics para identificar estudiantes en riesgo y orientar intervenciones tempranas, pero también señalan limitaciones al no capturar dimensiones cognitivas y afectivas profundas. En conjunto, los resultados sugieren que la tecnología educativa puede potenciar el aprendizaje si se integra estratégicamente en un ecosistema de apoyo, y que su efectividad debe evaluarse en términos de aprendizaje genuino, duradero y transferible, más allá de métricas de uso o progreso inmediato.

## Referencias

- [1] Baker, R. S., & Inventado, P. S. (2014). Educational data mining and learning analytics. In J. A. Larusson & B. White (Eds.), *Learning analytics: From research to practice* (pp. 61-75). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-1-4614-3305-7\\_4](https://doi.org/10.1007/978-1-4614-3305-7_4)
- [2] Bloom, B. S. (1968). Learning for mastery. *Evaluation Comment*, 1(2), 1-12.
- [3] Brusilovsky, P., & Peylo, C. (2003). Adaptive and intelligent web-based educational systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 13(2-4), 159-172.
- [4] Cabero-Almenara, J., & Llorente-Cejudo, C. (2020). Covid-19: Transformación radical de la digitalización en las instituciones universitarias. *Campus Virtuales*, 9(2), 25-34.
- [5] Carroll, J. B. (1963). A model of school learning. *Teachers College Record*, 64(8), 723-733.
- [6] Doignon, J. P., & Falmagne, J. C. (1999). *Knowledge spaces*. Springer-Verlag.
- [7] Ferguson, R. (2012). Learning analytics: Drivers, developments and challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5-6), 304-317. <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051816>
- [8] Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (2025). Plan de oferta y demanda educativa de Honduras: aprendizajes, límites y oportunidades. CEPAL.
- [9] Banco Interamericano de Desarrollo (BID). (2023). Rediseñar la educación en matemáticas en América Latina y el Caribe. BID.
- [10] Secretaría de Educación de Honduras. (2025). Estadísticas de reprobación escolar en Honduras.
- [11] Universidad Pedagógica Nacional Francisco Morazán (UPNFM). (2023). Informe del Observatorio de la Educación sobre el rendimiento en matemáticas en Honduras.
- [12] Craig, S. D., et al. (2023). Intelligent tutoring systems and their impact on student learning outcomes.
- [13] Sánchez Ramos, I. C. & Herrera, C. E. (2023). Programa ALEKS en el pensamiento matemático. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 7(6). [https://doi.org/10.37811/cl\\_rcm.v7i6.8578](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i6.8578)
- [14] Altamirano Guachamín, M. (2024). Aplicación de la inteligencia artificial ALEKS en la enseñanza-aprendizaje de la Matemática en los estudiantes de una institución educativa, durante el periodo 2023-2024. Universidad Central del Ecuador. <https://www.dspace.uce.edu.ec/entities/publication/4fab6f6d-7521-4ccd-b4ee-80d34ebb2550>
- [15] Pérez, L. et al. (2024). Inteligencia Artificial para personalizar el aprendizaje de Matemática. Una mirada a un curso de ALEKS para docentes de Educación Media de Uruguay. *Revista Iberoamericana de Tecnología en Educación y Educación en Tecnología*. <https://teyet-revista.info.unlp.edu.ar/TEyET/article/view/3048>
- [16] Álvarez, R. & Cruz, M. (2023). Un enfoque innovador de aprendizaje en matemáticas con ALEKS, ChatGPT y Tec Virtual Campus. Prepa Tec Campus Tampico. Disponible en ResearchGate: <https://www.researchgate.net/publication/388615053>
- [17] Craig, S. D. et al. (2023). Effects of an after-school technology-based mathematics program on student knowledge and behaviors. (Citado en ProFuturo Education, 2024). <https://profuturo.education/observatorio/experiencias-inspiradoras/aprender-matematicas-con-plataformas-digitales-el-caso-de-matific/>
- [18] McGraw-Hill / ALEKS Latin America (2022). Premio EdTech Breakthrough Award — Mejor solución STEM en Educación Superior. [https://latam.aleks.com/about\\_aleks](https://latam.aleks.com/about_aleks)
- [19] UTH Honduras (2021). Guía de registro para alumnos — ALEKS. Universidad Tecnológica de Honduras. <https://www.uth.hn/wp-content/uploads/2021/05/NUEVA-GUIA-UTH-ALEKS-ALUMNOS.pdf>