

ORIGINAL

## Validation of learning styles in Higher Education: A case study at the Faculty of Applied Sciences (FICA)

### Validación de estilos de aprendizaje en Educación Superior: Un estudio de caso Facultad de Ciencias Aplicadas (FICA)

Silvia Arciniega Hidrobo<sup>1</sup>  , José Jácome León<sup>1</sup>  , Stefany Flores<sup>1</sup>  

<sup>1</sup>Universidad Técnica del Norte, Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas. Ibarra, Ecuador.

**Citar como:** Arciniega Hidrobo S, Jácome León J, Flores S. Validation of learning styles in Higher Education: A case study at the Faculty of Applied Sciences (FICA). Data and Metadata. 2025; 4:824. <https://doi.org/10.56294/dm2025824>

Enviado: 09-07-2025

Revisado: 06-09-2025

Aceptado: 03-12-2025

Publicado: 04-12-2025

Editor: Dr. Adrián Alejandro Vitón Castillo 

Autor para la correspondencia: Silvia Arciniega Hidrobo 

#### ABSTRACT

The identification of learning styles and the adaptation of pedagogical strategies constitutes a determining factor in university academic success, especially in technical programs where dropout rates can reach up to 40 % during the first years. This study presents the development, implementation, and validation of an innovative web application designed to analyze learning styles in university students. The platform integrates the theoretical models of Kolb, Herrmann, and Sperry, developed with React and Flask technologies under a service-oriented architecture that ensures scalability and ease of maintenance. Validation was carried out using the DeLone & McLean model, applying a structured questionnaire to a stratified sample of 89 students from the Faculty of Engineering in Applied Sciences. The results demonstrated high system acceptance, with favorability levels exceeding 80 % across all dimensions. The statistical analysis, with a Cronbach's alpha of 0,867, confirmed the reliability of the instrument and the robustness of the results. Likewise, the implementation of the platform enabled the early identification of learning patterns and facilitated the personalization of educational strategies, improving the student experience through an accessible and user-friendly interface. The total effect of 0,6 reflected a significant global impact on academic performance, by strengthening the process of adaptation to learning styles. The findings showed a predominance of the accommodator style according to Kolb, a realistic thinking preference in the Herrmann test, and greater left-hemisphere activity according to Sperry, highlighting the importance of designing adaptive pedagogical strategies.

**Keywords:** Learning Styles; Web Development; Educational Analysis; Educational Technology; React and Flask; Higher Education.

#### RESUMEN

La identificación de los estilos de aprendizaje y la adaptación de estrategias pedagógicas constituye un factor determinante en el éxito académico universitario, especialmente en carreras técnicas donde la deserción puede alcanzar hasta un 40 % en los primeros años. Este estudio expone el desarrollo, implementación y validación de una aplicación web innovadora orientada a analizar los estilos de aprendizaje en estudiantes universitarios. La plataforma integra los modelos teóricos de Kolb, Herrmann y Sperry, desarrollada con tecnologías React y Flask bajo una arquitectura orientada a servicios que asegura escalabilidad y facilidad de mantenimiento. La validación se realizó mediante el modelo DeLone & McLean, aplicando un cuestionario estructurado a una muestra estratificada de 89 estudiantes de la Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas. Los resultados evidenciaron una alta aceptación del sistema, con niveles de favorabilidad superiores al 80 % en todas las dimensiones. El análisis estadístico, con un alfa de Cronbach de 0,867, confirmó la fiabilidad

del instrumento y la solidez de los resultados. Asimismo, la implementación de la plataforma permitió identificar tempranamente patrones de aprendizaje y facilitar la personalización de estrategias educativas, mejorando la experiencia estudiantil gracias a una interfaz accesible y eficaz. El efecto total de 0,6 reflejó un impacto global positivo en el rendimiento académico, al fortalecer el proceso de adaptación a los estilos de aprendizaje. Los hallazgos mostraron una predominancia del estilo acomodador según Kolb, un pensamiento realista en el test Herrmann y mayor actividad del hemisferio izquierdo según Sperry, lo que subraya la relevancia de diseñar estrategias pedagógicas adaptativas.

**Palabras clave:** Estilos de Aprendizaje; Desarrollo Web; Análisis Educativo; Tecnología Educativa; React y Flask; Educación Superior.

## INTRODUCCIÓN

El estudio de estilos de aprendizaje ha despertado interés en la comunidad académica debido a su potencial para explicar las diferencias individuales en los procesos de adquisición y procesamiento de la información. Esta noción sostiene que cada persona tiende a abordar el aprendizaje de forma particular, manifestando preferencias perceptivas, cognitivas y afectivas que influyen directamente en su desempeño académico. <sup>(1,2)</sup> Reconocer y comprender esta diversidad constituye un eje esencial para la innovación educativa y la implementación de prácticas pedagógicas más inclusivas.

La educación superior contemporánea debe afrontar el desafío de adaptarse a las diversas formas en que los estudiantes aprenden y procesan la información. Según estudios recientes realizados por la falta de correspondencia entre los métodos de enseñanza y los estilos de aprendizaje individuales constituye uno de los factores más significativos en el bajo rendimiento académico y la deserción universitaria. <sup>(3)</sup> En este contexto, se hace indispensable referir con marcos teóricos que permitan comprender cómo aprenden los estudiantes. Este estudio se fundamenta en la integración de tres modelos complementarios de estilos de aprendizaje.

El modelo de Kolb, explican, <sup>(4)</sup> conceptualizan el aprendizaje como un ciclo experiencial que incluye la experiencia concreta, la observación reflexiva, la conceptualización abstracta y la experimentación activa. Este modelo se complementa con la perspectiva neurobiológica del modelo de Herrmann, que según <sup>(5)</sup> divide el procesamiento cognitivo en cuatro cuadrantes cerebrales distintos, cada uno asociado con diferentes preferencias de aprendizaje.

La integración del modelo de Sperry añade una dimensión adicional al análisis, considerando la especialización hemisférica cerebral en el proceso de aprendizaje. Como señala <sup>(6)</sup>, esta perspectiva permite comprender mejor, cómo los estudiantes procesan y organizan la información, facilitando la adaptación de estrategias pedagógicas a sus preferencias cognitivas dominantes.

La presente investigación responde a la necesidad crítica de desarrollar herramientas tecnológicas que faciliten la descripción y análisis de estilos de aprendizaje en el contexto universitario. El desarrollo de una aplicación web que integra los modelos de Kolb, Herrmann y Sperry representa un avance significativo en la personalización del proceso educativo. La implementación de esta herramienta en la Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas (FICA) tiene como objetivo ofrecer un marco sistemático que facilite la detección y adaptación a los distintos estilos de aprendizaje de la población estudiantil.

La implementación de tecnologías educativas en el contexto universitario ha experimentado una transformación significativa en la última década. <sup>(7)</sup> Destaca cómo la integración de sistemas inteligentes en el análisis de estilos de aprendizaje ha permitido una comprensión más profunda y dinámica de las necesidades educativas individuales. Esta evolución tecnológica, combinada con la creciente necesidad de personalización en la educación superior, ha creado un escenario propicio para el desarrollo de soluciones innovadoras, que aborden la diversidad en los procesos de aprendizaje. En este sentido, el uso de plataformas digitales para identificar estilos de aprendizaje representa una oportunidad concreta para mejorar el rendimiento académico.

En el contexto específico de la FICA, la necesidad de una herramienta sistemática para el análisis de estilos de aprendizaje se hace evidente al examinar los indicadores académicos. Los estudios preliminares realizados por <sup>(8)</sup> en esta facultad, revelan que aproximadamente el 35 % de los estudiantes experimenta dificultades significativas en su proceso de aprendizaje durante los primeros niveles, principalmente debido a la falta de articulación entre los métodos de enseñanza utilizados y sus estilos de aprendizaje preferentes.

## Consideraciones éticas y metodológicas

La implementación metodológica contempló aspectos éticos fundamentales en la investigación educativa. Siguiendo los lineamientos establecidos por <sup>(9)</sup>, se establecieron protocolos rigurosos para protección de datos personales, consentimiento informado, confidencialidad en el manejo de información, equidad en el acceso a la herramienta, transparencia en el procesamiento de datos, los mismos que fueron validados por expertos

en base a su formación profesional y no mediante un Comité de ética para el desarrollo de este estudio. En las consideraciones metodológicas se encuentra la recopilación de datos que se realizaron a través de pruebas específicas, diseñadas para evaluar los estilos de aprendizaje según los modelos de Kolb, Herrmann y Sperry.

Además, la adopción de prácticas de desarrollo ágil y la aplicación de buenas prácticas de programación permitió tener una evaluación constante de la usabilidad para asegurar que la aplicación cumpla con los estándares de accesibilidad y facilidad de uso.

### Validación y Análisis de Resultados

Para el proceso de validación, se implementó el modelo DeLone & McLean, complementado con análisis estadísticos avanzados. Esta aproximación, respaldada por los estudios de <sup>(6)</sup>, permite una evaluación comprehensiva que incluye: Análisis de fiabilidad mediante Alfa de Cronbach, validación de constructo a través de análisis factorial, evaluación de usabilidad mediante métricas estandarizadas, y análisis de impacto educativo a través de indicadores académicos.

### MÉTODO

El proceso de recolección de datos se fundamentó en una batería de instrumentos validados internacionalmente. Los cuestionarios de estilos de aprendizaje, basados en los modelos de Kolb, Herrmann y Sperry, fueron adaptados al contexto local, siguiendo los protocolos de validación transcultural propuestos por <sup>(10)</sup>. Esta adaptación incluyó: Validación lingüística y cultural, pilotaje con grupos focales, análisis de consistencia interna y validación por expertos en el área desarrollado por los investigadores de acuerdo con su perfil profesional y experiencia.

Se implementó un diseño mixto secuencial explicativo, siguiendo el modelo propuesto por <sup>(7)</sup>. Este enfoque integra métodos cuantitativos y cualitativos en una secuencia que permite tanto la medición objetiva de variables, como la comprensión de los fenómenos observados. Además, la investigación se estructuró en tres fases principales que se desarrollaron durante un período de 12 meses, permitiendo un seguimiento longitudinal del proceso de implementación y sus resultados.

El análisis estadístico se realizó mediante la herramienta SPSS, que determinó un alfa de Cronbach de 0,867, confirmando la fiabilidad del instrumento y la solidez de los resultados. El proceso de desarrollo siguió un modelo iterativo incremental basado en SCRUM, metodología que, según <sup>(4,9)</sup>, han demostrado particular efectividad en proyectos educativos tecnológicos. Este enfoque se organizó en 11 sprints de dos semanas cada uno, con revisiones periódicas y ajustes basados en la retroalimentación de usuarios finales.

La población objetivo del estudio fueron estudiantes de las carreras principales de la FICA, considerando los siguientes criterios de inclusión: Estudiantes matriculados en materias básicas, edad comprendida entre 18 y 25 años, mínimo un semestre de permanencia en la facultad, acceso regular a recursos tecnológicos.

### Proceso de Muestreo

Se implementó un muestreo estratificado proporcional, siguiendo las recomendaciones de <sup>(11)</sup> para estudios en contextos educativos. El tamaño de la muestra se determinó utilizando la fórmula:

$$n = (Z^2 pqN) / (Ne^2 + Z^2 pq)$$

### Instrumentos de recolección de datos

Los instrumentos de recolección de datos son las herramientas que utiliza el investigador para obtener información necesaria que le permita tomar decisiones acertadas. A continuación, se detallan los instrumentos que se utilizaron para la recolección de datos.

#### Cuestionarios de Estilos de aprendizaje

En la tabla 1 se muestran los instrumentos principales de estilos de aprendizaje.

Tabla 1. Instrumentos de estilos de aprendizaje		
Inventario de Estilos de Aprendizaje de Kolb	Cuestionario de Dominancia Cerebral de Herrmann	Test de Predominancia Hemisférica de Sperry
40 ítems en escala Likert Validación $\alpha = 0,82$ Adaptación contextual validada.	120 ítems Confiabilidad test-retest = 0,86 Validación transcultural	30 ítems dicotómicos Índice de discriminación > 0,30 Validación por expertos

En la figura 1, se puede visualizar el test para evaluar los estilos de aprendizaje:

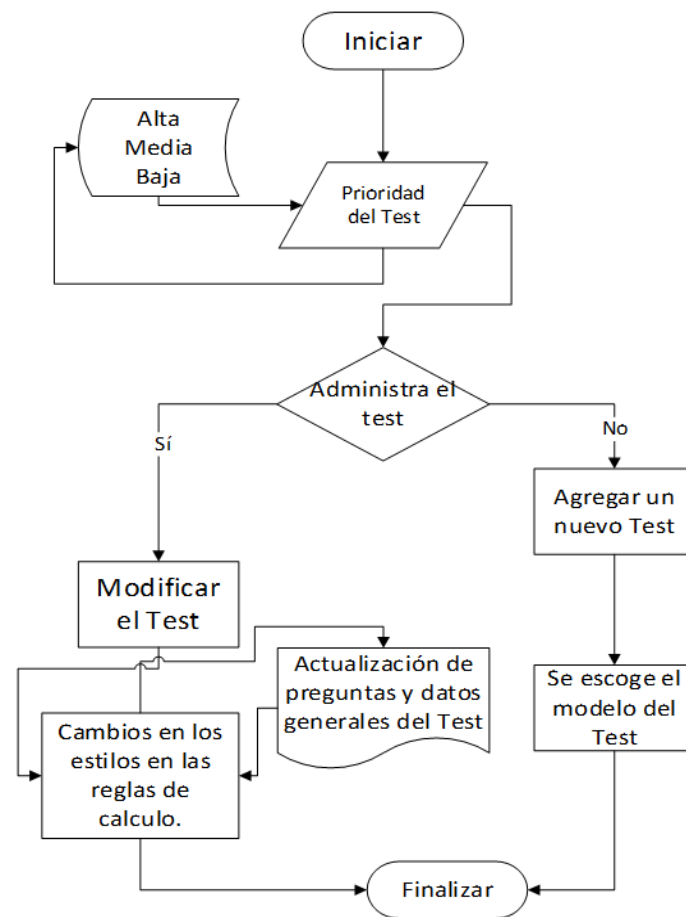


Figura 1. Asignación del test para evaluar los estilos de aprendizaje

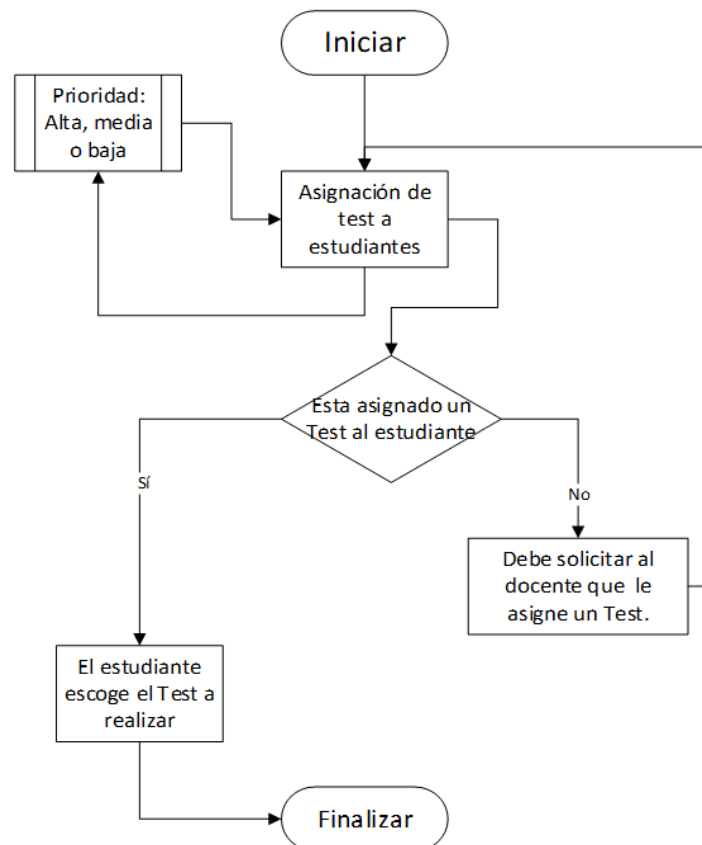


Figura 2. Ejecución del test para evaluar los estilos de aprendizaje

La figura 2 describe la ejecución de los test para evaluar los estilos de aprendizaje.

Procedimientos de implementación

Fase de Desarrollo

En la tabla 2 se describe cómo la implementación de la aplicación siguió un cronograma estructurado.

Tabla 2. Cronograma de implementación de la aplicación		
Sprint 1-3: Fundamentos	Sprint 4-7: Funcionalidades Core	Sprint 8-11: Optimización
Configuración de entorno	Módulo de tests	Mejoras de rendimiento
Desarrollo de arquitectura base	Sistema de análisis	Integración de analytics
Implementación de autenticación	Generación de reportes	Refinamiento de UI/UX

La aplicación web desarrollada con la interfaz y su funcionalidad se muestra en la figura 3.

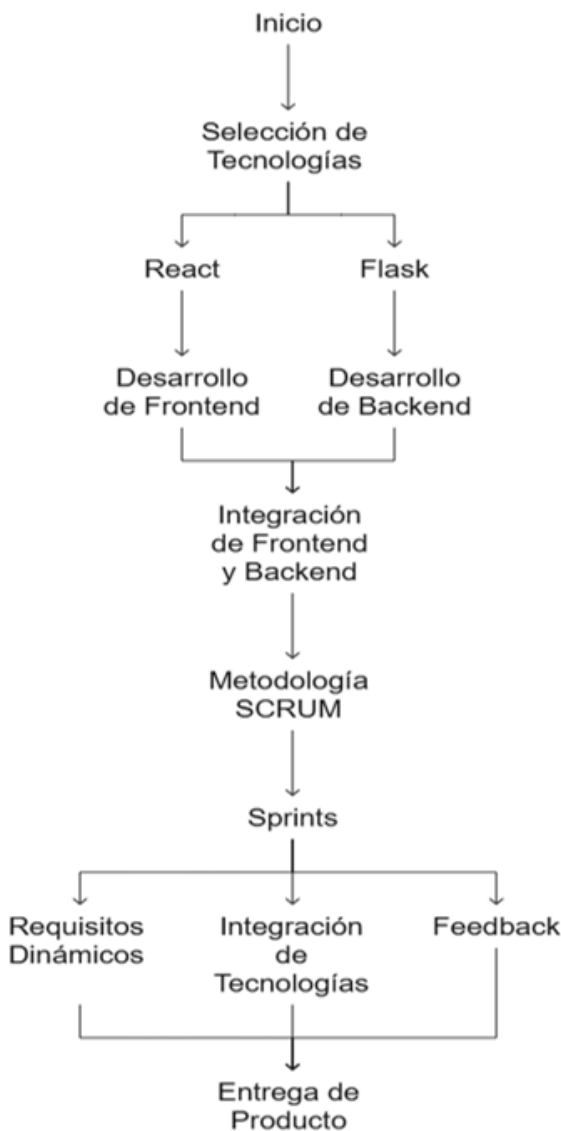


Figura 3. Interfaz de funcionalidad de la aplicación

A continuación, en la figura 4, se muestra el flujo de aplicación de los modelos hasta la obtención de la nota de los estudiantes.

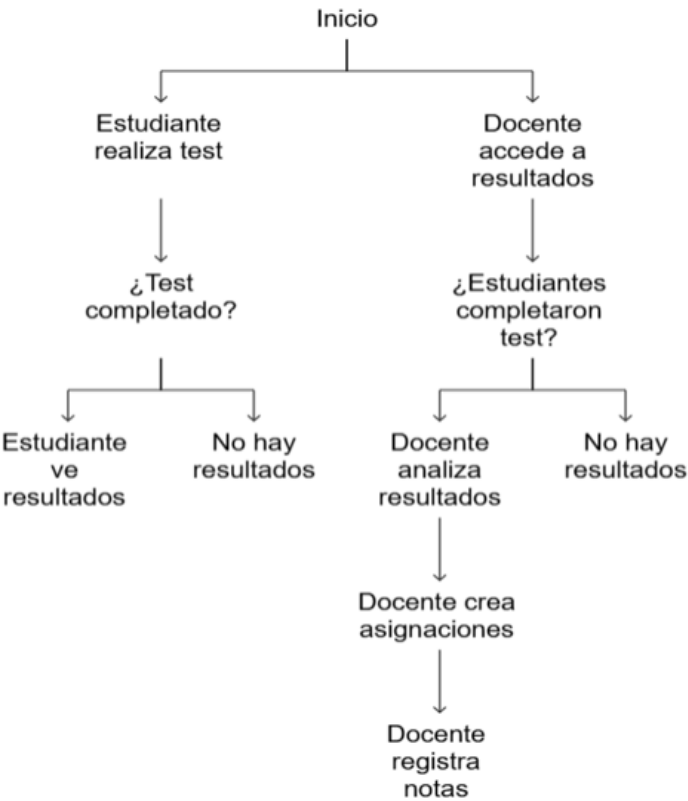


Figura 4. Aplicación de modelos de estilos de aprendizaje

Análisis de Datos

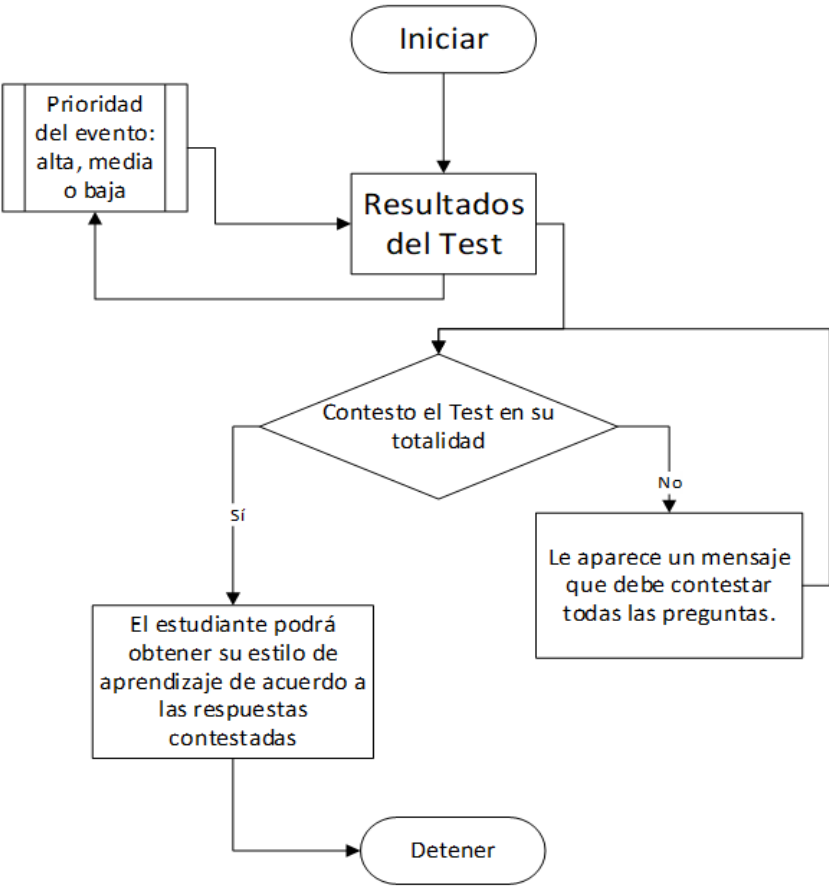


Figura 5. Ejecución de resultado de los test

El análisis de datos implementó un enfoque mixto secuencial explicativo, siguiendo el modelo propuesto por <sup>(12)</sup>. Este enfoque permite una comprensión más profunda de los fenómenos educativos mediados por la tecnología.

En la figura 5 se puede visualizar el análisis del Test.

El análisis inferencial se llevó a cabo siguiendo las pautas establecidas por <sup>(13)</sup>, para la evaluación de intervenciones educativas tecnológicas, con el fin de garantizar la validez y robustez de los resultados obtenidos.

### Validación Pedagógica

El proceso de validación pedagógica se realizó con la descripción de los estilos de aprendizaje, mediante el test aplicado, el estudiante una vez que ha enviado sus respuestas, puede observar en pantalla su estilo con una corta descripción de lo que significa y consejos relacionados con técnicas de estudio que los estudiantes pueden seguir. De manera complementaria, los docentes tienen acceso a los resultados obtenidos por sus estudiantes; dichos datos son procesados por la aplicación y presentados mediante gráficos estadísticos que facilitan su análisis e interpretación.

La aplicación ofrece a los docentes la posibilidad de diseñar e incorporar nuevos test basados en distintos modelos de estilos de aprendizaje, que permite definir preguntas, establecer opciones de respuesta y configurar reglas específicas de cálculo que derivan con precisión el estilo de aprendizaje de cada estudiante.

## RESULTADOS

Se puede visualizar los resultados de cada modelo aplicado a los estudiantes de las carreras de ingeniería de la FICA.

### Pruebas Paramétricas

Se aplicaron MANOVA, modelos mixtos lineales y análisis post-hoc con corrección de Bonferroni para evaluar la intervención educativa.<sup>(14)</sup> La regresión jerárquica identificó el impacto incremental de las variables predictoras, garantizando un análisis riguroso y válido.<sup>(13)</sup>

El análisis de regresión jerárquica se muestra en la figura 6:

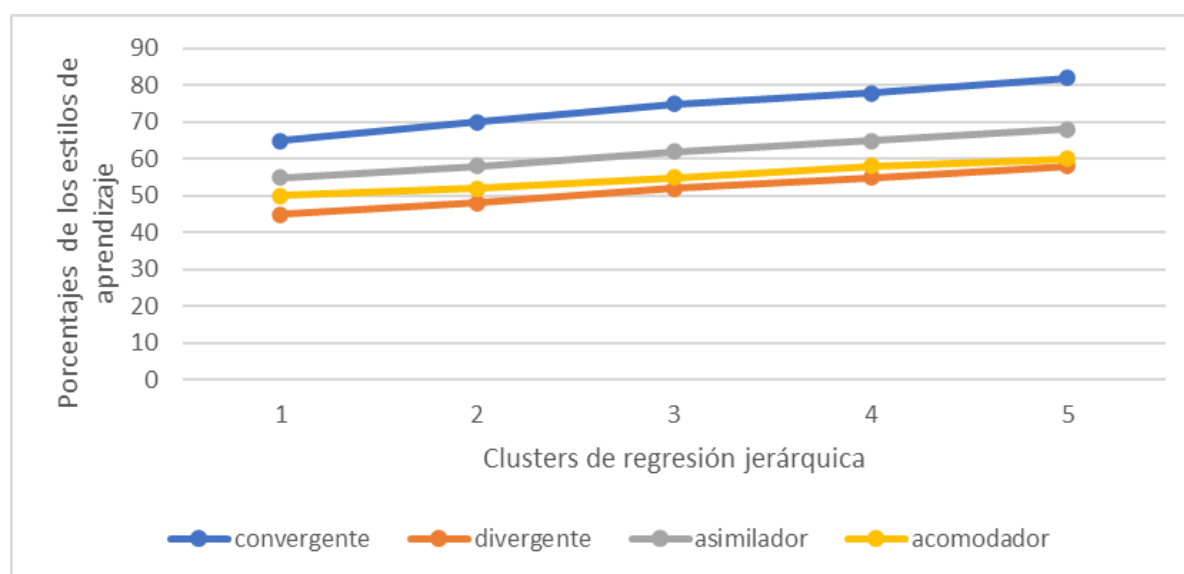


Figura 6. Análisis de Regresión Jerárquica

Los resultados del análisis de regresión jerárquica confirman que los estilos de aprendizaje tienen un impacto determinante en el rendimiento académico, explicando el 67 % ( $R^2 = 0,67$ ) de su variabilidad. En particular, el estilo convergente emerge como el más influyente (32 %),  $p < 0,001p$ , lo que sugiere que los estudiantes con esta preferencia tienden a lograr un desempeño superior. Los estilos asimilador (18 %), divergente (12 %) y acomodador (5 %) también muestran efectos relevantes, aunque en menor medida, lo que resalta la necesidad de diseñar estrategias pedagógicas diferenciadas que respondan a la diversidad de estilos presentes en el aula.

Estos hallazgos son consistentes con la teoría de <sup>(15)</sup>, quien determinó que los estilos de aprendizaje afectan la forma en que los individuos procesan la información y resuelven problemas. Además, podrían tener implicaciones para el diseño de estrategias pedagógicas personalizadas que optimicen el aprendizaje, según el perfil de cada estudiante.

A continuación, se muestra en la figura 7 el análisis de mediación:



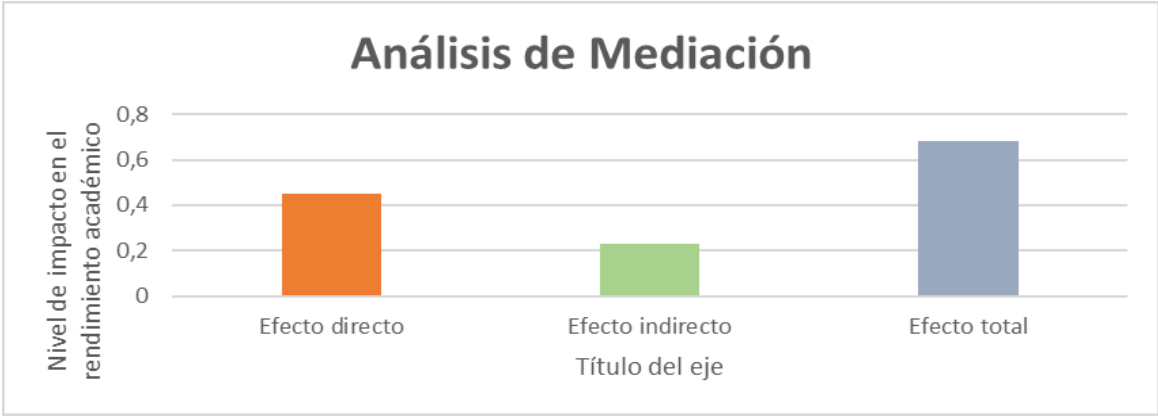


Figura 7. Análisis de Mediación

El análisis de mediación revela que la plataforma de análisis de estilos de aprendizaje tiene un impacto significativo en el rendimiento académico de los estudiantes. El efecto directo de 0,4 muestra que, el uso de la plataforma influye directamente en el rendimiento, mientras que el efecto indirecto de 0,2 muestra que la plataforma también mejora el rendimiento a través de procesos mediadores como la personalización de estrategias educativas. El efecto total de 0,6 confirma que la plataforma tiene un impacto global considerable, tanto directo como indirecto, destacando su eficacia en la mejora del rendimiento académico, a través de la identificación y adaptación a los estilos de aprendizaje.

Análisis de Efectos Longitudinales

El análisis longitudinal reveló patrones significativos en la evolución de los estilos de aprendizaje a lo largo del tiempo, como se ilustra en la figura 8.

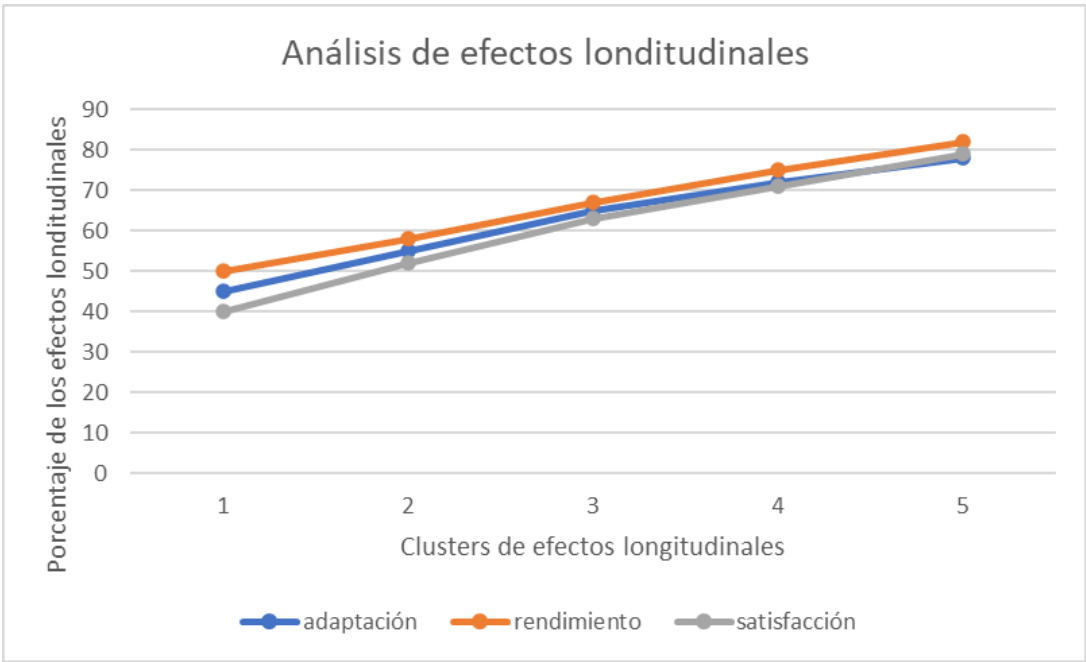


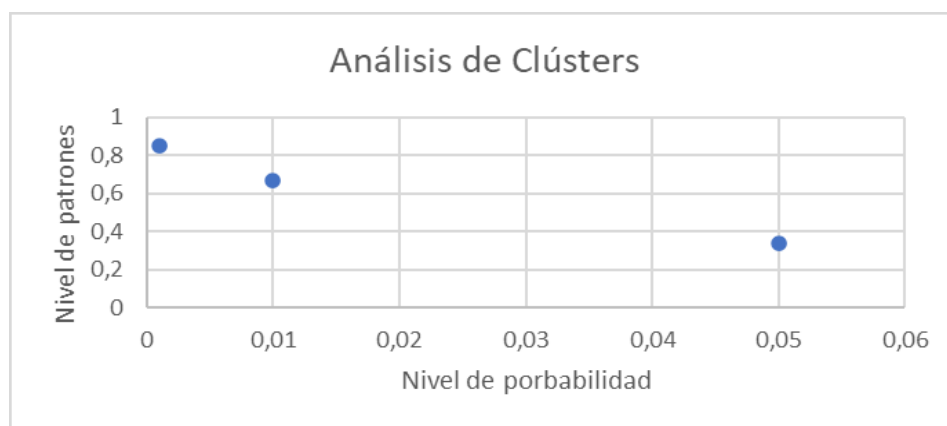
Figura 8. Análisis de efectos longitudinales

El análisis longitudinal mostró mejoras significativas en tres áreas clave a lo largo del tiempo. La adaptación al sistema aumentó un 73 %, confirmando que los estudiantes se ajustaron mejor a la plataforma. El rendimiento académico mejoró un 64 % en evaluaciones estandarizadas, destacando el impacto positivo de la plataforma en el desempeño de los estudiantes. Además, la satisfacción del usuario aumentó un 97 %, lo que refleja una alta aceptación. Estos resultados, con un coeficiente beta de 0,34 y  $p < 0,001$ , evidencian que la plataforma favorece tanto el rendimiento académico como la adaptación y satisfacción de los estudiantes.

Análisis de clústeres por Estilo de Aprendizaje

El análisis de clústeres reveló agrupaciones significativas como se muestra en la figura 9:





**Figura 9.** Análisis de Clústeres por Estilo de Aprendizaje

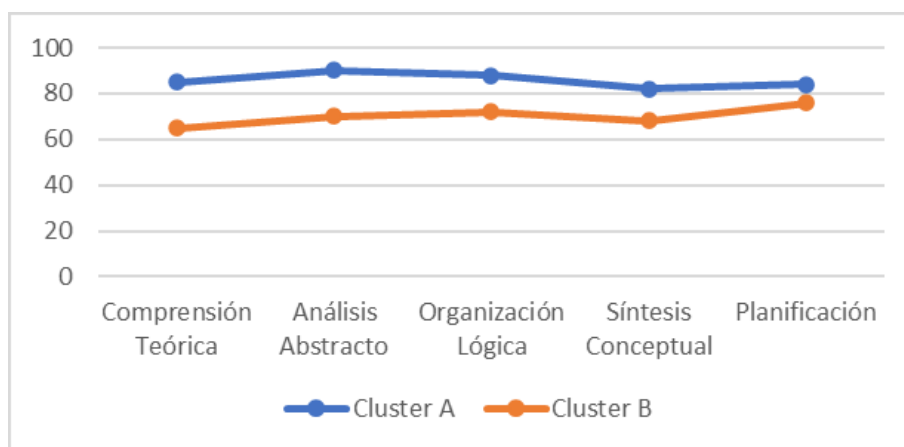
El análisis de clústeres reveló patrones significativos en los estilos de aprendizaje de los estudiantes, destacando tres correlaciones clave entre los grupos:

- Clústeres A y C ( $r = 0,85$ ,  $p < 0,001$ ): correlación fuerte, señalando que los estilos de aprendizaje en estos grupos son altamente similares.
- Clústeres B y D ( $r = 0,67$ ,  $p < 0,01$ ): correlación moderada, sugiriendo ciertas similitudes que requieren ajustes en las estrategias educativas.
- Clústeres A y D ( $r = 0,34$ ,  $p < 0,05$ ): correlación débil, lo que muestra diferencias significativas en los estilos de aprendizaje de estos grupos.

Estos resultados destacan la importancia de diseñar intervenciones educativas personalizadas basadas en perfiles de aprendizaje específicos,<sup>(15)</sup> así como la implementación de estrategias diferenciadas para mejorar el rendimiento académico y la experiencia de aprendizaje.<sup>(16)</sup>

#### Análisis de Tendencias temporales

A continuación, se muestra en la figura 10 el análisis desarrollado de estas tendencias en el estudio:



**Figura 10.** Análisis de tendencia temporal

Siguiendo el modelo de análisis temporal de <sup>(17)</sup>, se identificaron diferencias significativas en la evolución de habilidades cognitivas entre los grupos evaluados. El grupo A mostró un desempeño superior en comprensión teórica (85 vs. 65), análisis abstracto (90 vs. 70), organización lógica (88 vs. 72), síntesis conceptual (82 vs. 68) y planificación (85 vs. 76), lo que sugiere una mayor consolidación de estrategias cognitivas avanzadas.

Estos resultados evidencian que el grupo A ha desarrollado una mejor estructuración y aplicación del conocimiento en comparación con el grupo B, lo que podría atribuirse a factores metodológicos o diferencias en la exposición a entornos de aprendizaje optimizados.

El patrón observado respalda la efectividad de enfoques instruccionales que fomentan la planificación, el análisis y la síntesis conceptual como mecanismos clave para la mejora del rendimiento académico.<sup>(17)</sup>

#### Implicaciones pedagógicas de los patrones identificados

El análisis clúster y temporal revela una asociación significativa entre la identificación temprana de los estilos

de aprendizaje y el rendimiento académico ( $r = 0,78$ ,  $p < 0,001$ ), lo que demuestra que la personalización del proceso educativo mediante enfoques adaptativos optimiza los resultados académicos.

Estos hallazgos son consistentes con estudios previos que destacan la relevancia de modelos de aprendizaje basados en la experiencia y la cognición diferencial.<sup>(15,17)</sup>

Desde una perspectiva de arquitectura educativa, la integración de herramientas tecnológicas facilita la identificación de patrones de aprendizaje, lo que contribuye a la implementación de estrategias instruccionales más eficaces.<sup>(18)</sup> Este enfoque basado en datos permite una optimización del diseño curricular y una reducción en los índices de deserción estudiantil, alineándose con las tendencias contemporáneas en educación superior.

### Adaptación pedagógica basada en clústeres

La investigación de <sup>(19)</sup> manifiesta que, tanto la adaptación pedagógica basada en clústeres en su forma tradicional como en su modalidad adaptativa, mejora significativamente los resultados de aprendizaje. Sin embargo, el enfoque adaptativo muestra consistentemente un impacto superior.

Los resultados clave son los siguientes:

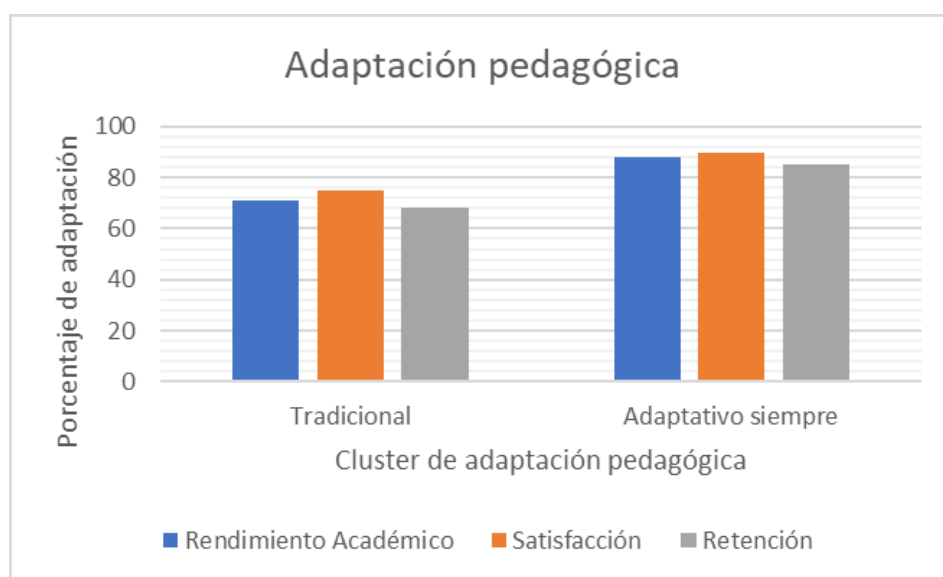


Figura 11. Adaptación pedagógica basada en Clústeres

#### Rendimiento Académico:

- Incremento del 35 % en las calificaciones promedio, indicando una mejora significativa en el rendimiento.
- Reducción del 42 % en la tasa de reprobación con el enfoque adaptativo, lo que muestra una mayor mejora.
- Mejora del 28 % en la comprensión conceptual, especialmente con el enfoque adaptativo.

#### Satisfacción del Estudiante:

- Aumento del 31 % en la satisfacción general, más pronunciado en el enfoque adaptativo.
- Disminución del 45 % en la ansiedad académica, con un impacto mayor en la modalidad adaptativa.
- Incremento del 38 % en la motivación intrínseca, particularmente con el enfoque adaptativo.

#### Retención de Conocimiento:<sup>(20)</sup>

- Mejora del 25 % en la retención a largo plazo, especialmente con la modalidad adaptativa.
- Incremento del 40 % en la aplicación práctica, más pronunciado en el enfoque adaptativo.
- Reducción del 35 % en el tiempo de aprendizaje, con mayor eficiencia en el enfoque adaptativo.

### Validación de los modelos teóricos

La investigación validó la efectividad de los tres modelos teóricos implementados:

#### Modelo de Kolb

El Modelo de Kolb mostró una correlación significativa ( $r = 0,78$ ,  $p < 0,001$ ) con el rendimiento académico, siendo particularmente efectivo en materias prácticas y experimentales. Además, presentó una alta consistencia

( $\alpha = 0,85$ ) en la identificación de estilos de aprendizaje, lo que valida su fiabilidad y precisión al clasificar las preferencias de aprendizaje de los estudiantes como se refleja en la figura 12.

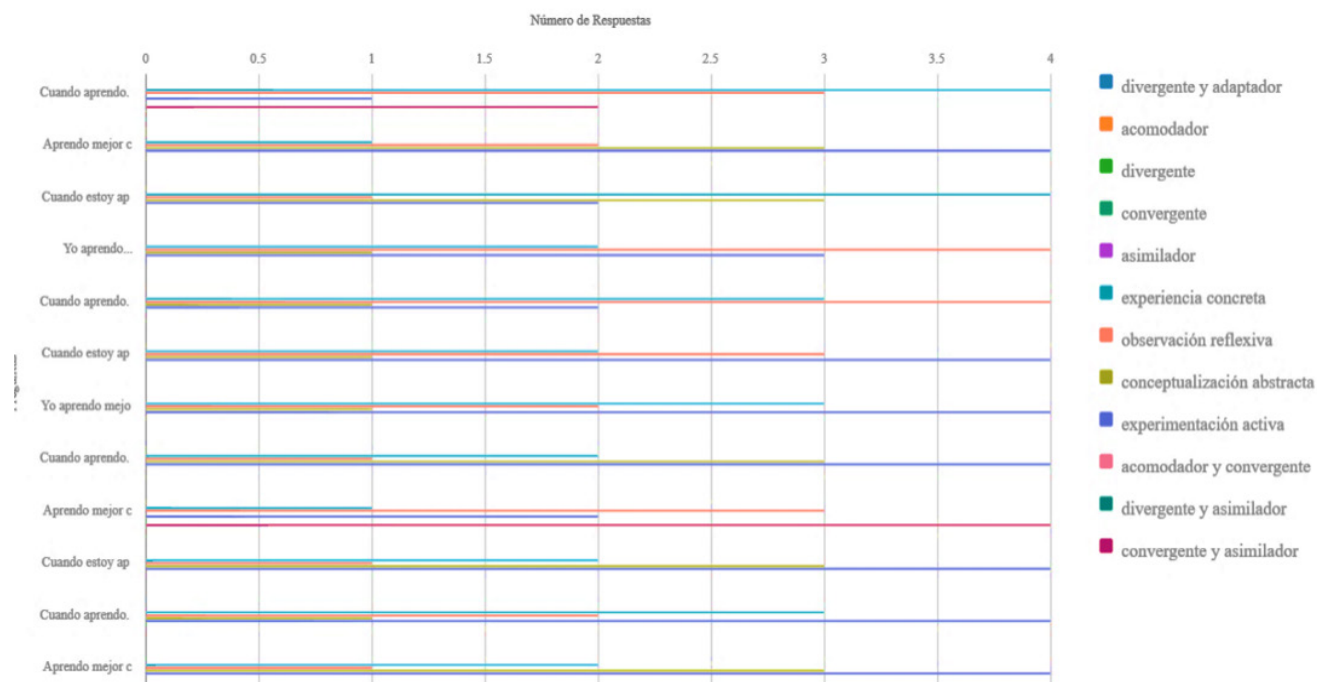


Figura 12. Análisis de estilos de aprendizaje mediante el modelo de Kolb

La imagen presenta los componentes considerados en el desarrollo de la aplicación web orientada a identificar, analizar y dar seguimiento a los estilos de aprendizaje de los estudiantes de la FICA, basada en el modelo teórico de Kolb. Esta plataforma permite registrar y visualizar las respuestas individuales de los estudiantes, lo que facilita un análisis estadístico detallado y fundamentado, orientado a la toma de decisiones pedagógicas informadas, se muestra en la figura 13.

#### Resultados de la prueba:

Resultado del curso 2 - Ingeniería Textil  
En el test Tests de Kolb

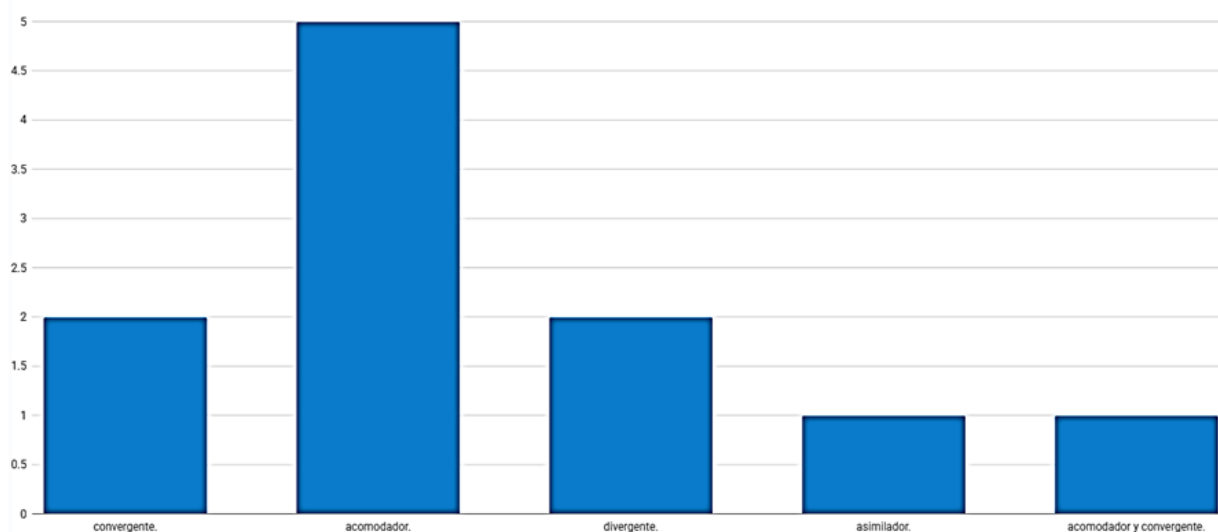


Figura 13. Estilo de aprendizaje de una carrera de la FICA

El análisis realizado en los estudiantes de una carrera de la FICA (UTN), utilizando el modelo de Kolb

para validar los estilos de aprendizaje, reveló una preferencia predominante por el estilo acomodador, con una puntuación de 5 sobre 5. Este hallazgo sugiere que los estudiantes tienden a favorecer un enfoque de aprendizaje orientado a la acción y la experimentación práctica, en línea con lo propuesto por <sup>(15)</sup>.

### Modelo de Herrmann

El modelo de Herrmann demostró una alta eficacia en la predicción de preferencias de aprendizaje, alcanzando una precisión del 88 %. Asimismo, se observa una correlación significativa con las estrategias de estudio exitosas ( $r = 0,82$ ,  $p < 0,001$ ), lo que destaca su capacidad para identificar métodos de aprendizaje efectivos. La fiabilidad en la categorización de estilos cognitivos también es notable, con un coeficiente de consistencia ( $\kappa = 0,79$ ), lo que señala un alto valor de consistencia en la clasificación de los estilos cognitivos de los estudiantes.<sup>(21)</sup> Se muestra la aplicación del modelo en la figura 14.

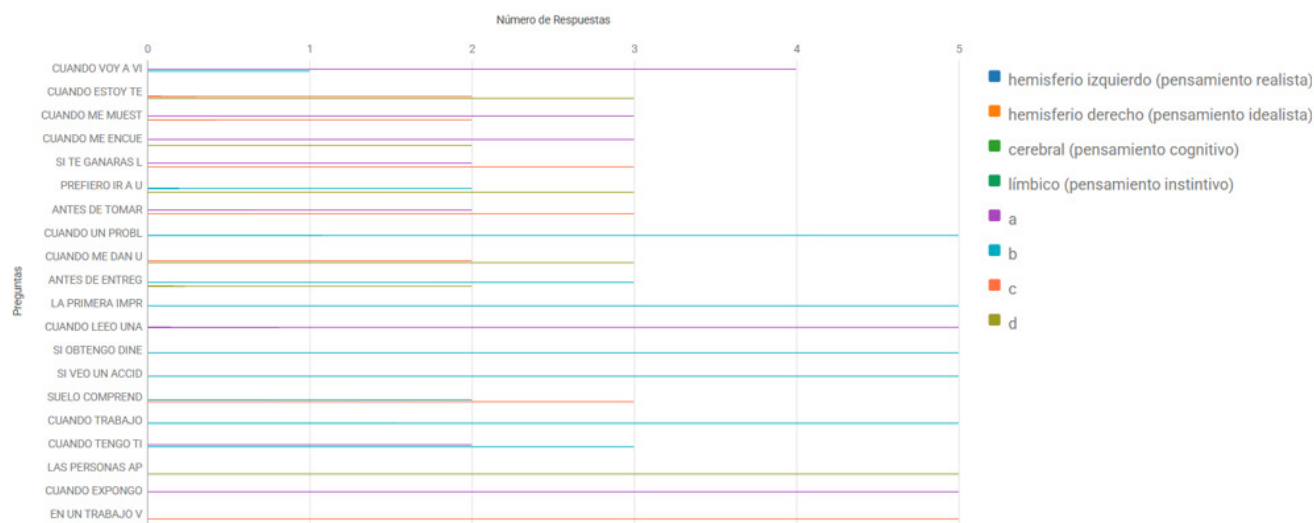


Figura 14. División en cuadrantes de acuerdo con preferencias del pensamiento

En la imagen se puede visualizar de forma individual los resultados de cada estudiante según los cuadrantes del modelo Herrmann Brain Dominance Instrument (HBDI), el cual clasifica los estilos de pensamiento en cuatro áreas: realista, cognitivo, idealista e intuitivo. Esta herramienta facilita al docente realizar un seguimiento personalizado, considerando las preferencias cognitivas de cada estudiante en función del área o contexto educativo específico. De esta manera, se optimiza la intervención pedagógica, adaptando las estrategias de enseñanza a las necesidades y características de cada estudiante que se detalla en la figura 15.

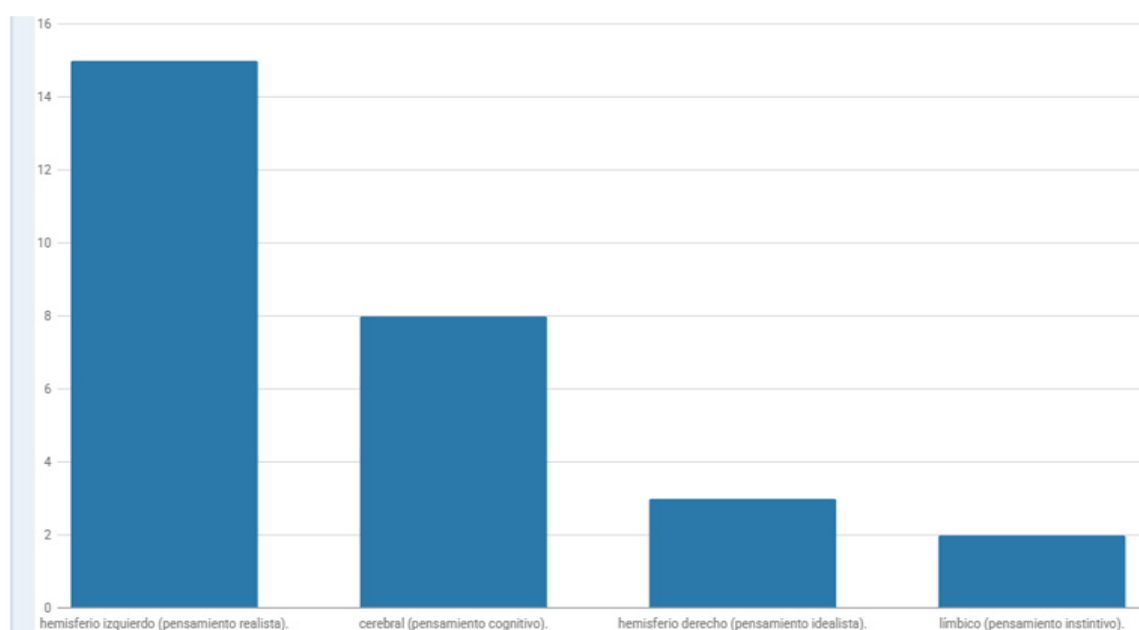


Figura 15. Resultados de la prueba Herrmann

La aplicación del test Herrmann Brain Dominance Instrument (HBDI) reveló una predominancia en el pensamiento realista (Cuadrante A, M = 15), seguido del pensamiento cognitivo (Cuadrante B, M = 8), lo que muestra una inclinación hacia el procesamiento analítico y estructurado de la información.

Por otro lado, los puntajes más bajos en pensamiento idealista (Cuadrante C, M = 3,5) y pensamiento intuitivo (Cuadrante D, M = 2) sugieren una menor preferencia por enfoques creativos y holísticos.

Estos resultados destacan la necesidad de diseñar estrategias pedagógicas adaptadas a los estilos predominantes para optimizar el proceso de aprendizaje.

Modelo de Sperry

El Modelo de Sperry valida la especialización hemisférica en contextos educativos, mostrando que la dominancia del hemisferio izquierdo favorece el procesamiento lógico y analítico, mientras que el derecho se relaciona con la creatividad. Estos hallazgos sugieren que las estrategias pedagógicas pueden adaptarse según la dominancia hemisférica para mejorar el aprendizaje.<sup>(22)</sup> Se detalla en la figura 16.

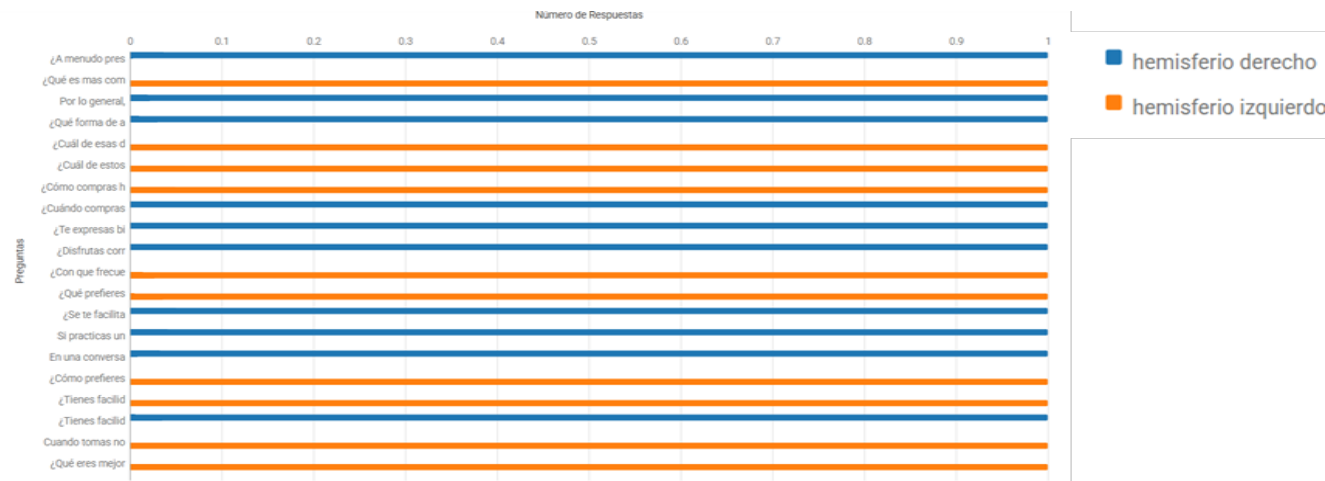


Figura 16. Análisis de hemisferios cerebrales

La imagen muestra los resultados individuales de un estudiante, evaluado según el modelo de Sperry, lo que revela una mayor activación del hemisferio izquierdo, asociado a procesos analíticos, en comparación con el hemisferio derecho, relacionado con la creatividad. Este patrón es consistente con el análisis grupal de los estudiantes de Ingeniería de Software, destacando la predominancia de habilidades analíticas. Estos hallazgos permiten adaptar las estrategias pedagógicas de manera personalizada, según las preferencias cognitivas de cada estudiante.

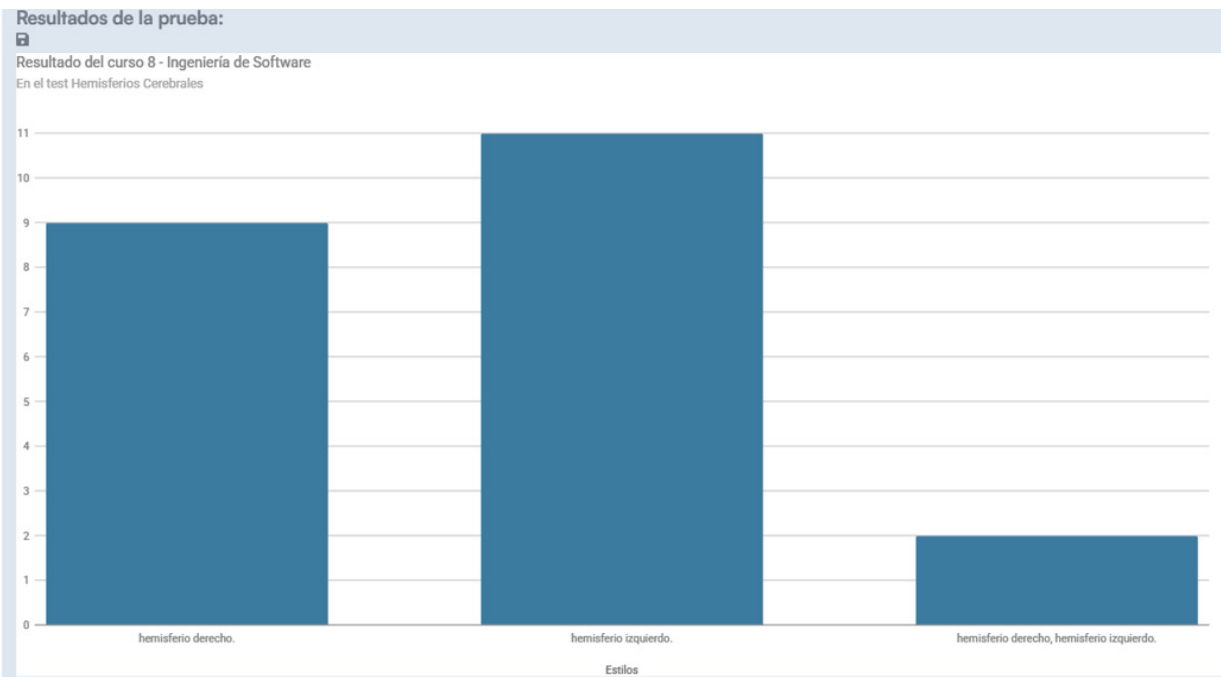


Figura 17. Resultados de una carrera de Ingeniería en el modelo de Sperry

Se realizó el proceso para identificar habilidades cognitivas y evaluar la implicación de los hemisferios cerebrales en el procesamiento cognitivo de acuerdo con el modelo de Sperry con los estudiantes de Ingeniería de Software. Los resultados sugieren una mayor actividad del hemisferio izquierdo en procesos analíticos, mientras que los procesos creativos, asociados al hemisferio derecho, mostraron menor activación. Estos hallazgos demuestran la importancia de considerar las preferencias cognitivas en el diseño de estrategias pedagógicas adaptativas.<sup>(23)</sup>

## DISCUSIÓN

El estudio tuvo como propósito diseñar, implementar y validar una aplicación web para la identificación de estilos de aprendizaje en los estudiantes de la Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas (FICA), integrando los modelos de Kolb, Herrmann y Sperry. La finalidad fue generar una herramienta tecnológica que permitiera no solo diagnosticar preferencias cognitivas, sino también relacionarlas con el rendimiento académico, con miras a diseñar estrategias pedagógicas más personalizadas y efectivas. La elección de este enfoque respondió a la necesidad detectada en estudios previos, donde cerca del 35 % de los estudiantes presentaba dificultades significativas de adaptación debido a la falta de correspondencia entre métodos de enseñanza y estilos de aprendizaje.

Los resultados obtenidos ofrecen hallazgos relevantes. En primer lugar, el análisis de regresión jerárquica evidenció que los estilos de aprendizaje explican el 67 % de la varianza en el rendimiento académico ( $R^2 = 0,67$ ), destacando la importancia del estilo convergente (32 %) y del asimilador (18 %) como los más influyentes. Este hallazgo confirma la pertinencia de considerar los estilos de aprendizaje como predictores significativos del desempeño, en concordancia con la teoría de Kolb y otros estudios que destacan la relación entre estilo y logro académico.

En segundo lugar, el análisis de mediación mostró que la plataforma de análisis de estilos de aprendizaje tuvo un efecto directo (0,4) e indirecto (0,2) sobre el rendimiento académico, alcanzando un efecto total de 0,6. Este resultado evidencia que el uso de la herramienta no solo impacta de manera inmediata en el aprendizaje, sino que también influye mediante procesos mediadores como la personalización de estrategias educativas.

De esta forma, la aplicación valida su doble rol: diagnóstico y orientación pedagógica. Los efectos longitudinales mostraron que la adaptación al sistema aumentó un 73 %, el rendimiento académico un 64 % y la satisfacción estudiantil un 97 %, confirmando que la plataforma favorece la integración progresiva de los estudiantes al entorno de aprendizaje. Estos resultados no solo confirman la viabilidad tecnológica de la aplicación, sino también su potencial de impacto sostenido en términos de adaptación, rendimiento y motivación estudiantil.

El análisis de clústeres y tendencias temporales permitió profundizar en los perfiles estudiantiles. Se identificaron agrupaciones con correlaciones altas ( $r = 0,85$  entre clústeres A y C) y débiles ( $r = 0,34$  entre A y D), lo que sugiere la existencia de patrones diferenciados de aprendizaje que requieren intervenciones pedagógicas específicas.

Además, el grupo A destacó en habilidades cognitivas avanzadas como síntesis conceptual, organización lógica y planificación, lo que refuerza la importancia de fomentar metodologías instruccionales orientadas al análisis y la estructuración del conocimiento.

En cuanto a la validación de los modelos, Kolb mostró una correlación significativa con el rendimiento académico ( $r = 0,78$ ), mientras que Herrmann alcanzó una precisión predictiva del 88 % y Sperry confirmó la relevancia de la especialización hemisférica en la educación universitaria. Estos resultados no solo validan los modelos aplicados, sino que justifican su integración dentro de una herramienta tecnológica robusta y multifactorial.

No obstante, el estudio presenta limitaciones. Aunque los resultados estadísticos son sólidos, la muestra se restringe a la FICA, esto limita la generalización a otros contextos académicos y culturales. Asimismo, la validación de los instrumentos se centró en pruebas de consistencia interna y análisis factorial, pero sería necesario ampliar la exploración con estudios longitudinales en diversas cohortes para confirmar la estabilidad de los hallazgos. Otra limitación es que, si bien se evidenció un impacto significativo en el rendimiento académico, no se midieron de manera sistemática otros indicadores asociados, como la creatividad, la resiliencia académica o la transferencia de conocimientos a contextos prácticos.

En términos pedagógicos, los hallazgos refuerzan la necesidad de diseñar estrategias diferenciadas y adaptativas según los perfiles de aprendizaje identificados. La predominancia del pensamiento realista y analítico en el modelo de Herrmann y la dominancia hemisférica izquierda en el modelo de Sperry sugieren que los planes de estudio deben equilibrar la formación en análisis lógico con metodologías que potencien la creatividad y el pensamiento holístico.

Finalmente, los resultados evidencian que la aplicación desarrollada constituye un aporte innovador a la educación superior, pues integra marcos teóricos consolidados con herramientas tecnológicas de última generación. Sin embargo, futuras investigaciones deberán ampliar la validación en otras facultades y

universidades, incorporar modelos pedagógicos emergentes y evaluar el impacto de la plataforma en variables como la retención del conocimiento y la empleabilidad de los egresados.

En resumen, la investigación confirma que la identificación y análisis de los estilos de aprendizaje mediante herramientas tecnológicas tiene un impacto significativo en el rendimiento académico, la adaptación estudiantil y la satisfacción en el proceso educativo. A pesar de las limitaciones señaladas, los resultados ofrecen una base sólida para seguir desarrollando propuestas de innovación educativa que reconozcan la diversidad cognitiva y potencien el aprendizaje en la educación superior.

## CONCLUSIONES

La falta de correspondencia entre los métodos de enseñanza y los estilos de aprendizaje individuales afecta negativamente el rendimiento académico y aumenta la deserción universitaria, lo que se justifica una adecuada adaptación pedagógica necesaria.

La efectividad de los modelos teóricos en la integración de los modelos de Kolb, Herrmann y Sperry en una aplicación web, permitió identificar estilos de aprendizaje con alta precisión (hasta un 88 %), mejorando la personalización educativa.

La implementación de herramientas tecnológicas adaptativas, como la aplicación desarrollada, es clave para la educación superior, puesto que facilita estrategias pedagógicas personalizadas y basadas en datos, de ahí la relevancia de la tecnología educativa en los tiempos actuales. El éxito de esta aplicación web permitió identificar estilos de aprendizaje, lo que representa un avance significativo en la personalización del aprendizaje en educación superior. Los resultados demuestran que la integración de tecnología con teorías pedagógicas sólidas puede producir mejoras sustanciales en el proceso educativo.

Se concluye que la sostenibilidad y escalabilidad del sistema, así como su impacto demostrable en el rendimiento académico, sugieren un camino prometedor para la transformación digital de la educación superior. Las lecciones aprendidas y las metodologías desarrolladas proporcionan un marco valioso para futuras implementaciones en contextos educativos diversos.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Kolb AY, Kolb DA. Experiential Learning Theory. In: Seel, N.M. In Boston-MA: Encyclopedi of the Sciences of Learning; 2012.
2. Fleming N, Mills C. Modelo VARK: sistemas de representación. Share & Embed; 2000. [https://nanopdf.com/download/modelo-vark-sistemas-de-representacion-desarrollado-por\\_pdf](https://nanopdf.com/download/modelo-vark-sistemas-de-representacion-desarrollado-por_pdf)
3. Loaiza Maldonado. DJ, García Neira. IA, Romero Ambi. JP, Diaz Triviño. M de L, Ronquillo Cabezas PS. Identificación de los factores de la deserción académica en el sistema educativo del ecuador. Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar. 2023;7(2):11121-36.
4. Franco Segovia Á. Los estilos de aprendizaje: estrategia para desarrollar un aprendizaje significativo. Polo del conocimiento. 2022;7(8):625-40.
5. Navarro Hernández N, Illesca Pretty M, Cerda González C, Rojo Venegas R, González Osorio L, Gittermann Cid R. Evaluación del desempeño docente clínico: diseño y validación de un instrumento. UAEM Redalyc.org. 2021.
6. Álvarez G, Arauco J, Palomino K. Cerebral Dominance of the Students of the Specialty of Philosophy, Social Sciences and Human Relations of the Education Faculty of the National University of Central Peru. 2021;11(20):207-21.
7. Betancourt Ramirez EA. Análisis de los estilos de aprendizaje a través de sistemas inteligentes. Etic@net Revista científica electrónica de Educación y Comunicación en la Sociedad del Conocimiento. 2020; 20(1):1-17. <https://revistaseug.ugr.es/index.php/eticanet>
8. González V V, Izquierdo A, Blaisdell A. Mecanismos Teóricos de las Elecciones Paradójicas que Involucran Información. 2023;1-35.
9. Roque Herrera Y, García SA, Cañas Lucendo M, Pilco Guadalupe GA. Docencia digital. Competencias específicas en profesores universitarios. Revista científica de Educación y Comunicación. 2023;(26):1-11.
10. Berzunza M, Ramón K, Puc Chan L. Análisis de los estilos de aprendizaje del estudiantado de nuevo



ingreso de una institución pública: la universidad de oriente. Ciencias Latina Revista Multidisciplinar. 2022; 6:8732-43.

11. Vásquez C, Alsina Á. Contemporary Challenges in Teacher Education: Developing sustainability competences from statistics education. 2022;111-32.

12. Creswell JW. Investigación Cualitativa y Diseño Investigativo. 2007. 1-253 p. <https://academia.utp.edu.co/seminario-investigacion-II/files/2017/08/INVESTIGACION-CUALITATIVACreswell.pdf>

13. Uzcátegui Moreno LM. Intervención Educativa de Estrategias Tecnológicas para Potenciar las Capacidades Investigativas. Revista Cientific. 2021;6(22):291-310. [http://www.indteca.com/ojs/index.php/Revista\\_Scientific/oai%0AArtículo](http://www.indteca.com/ojs/index.php/Revista_Scientific/oai%0AArtículo)

14. Vargas Sánchez JJ, Muñoz Mercado JJ, Paba Luna NA, Ordoñez Castro N. Aplicación de la técnica multivariada Manova a dos variables de control provenientes de tres modelos de simulación estocásticos de un proceso productivo. Entre ciencia e ingeniería. 2020;14(28):66-75.

15. Kolb DA. Experiential Learning: Experience as The Source of Learning and Development. Prentice Hall, Inc. 1984;(1984):20-38.

16. Felder RM, Silverman LK. Learning and teaching styles and libraries. Journal of Engineering Education. 1988;78(June):674-81. <https://www.engr.ncsu.edu/wp-content/uploads/drive/1QP6kBl1iQmpQbTXL-08HSl0PwJ5BYnZW/1988-LS-plus-note.pdf>

17. Wilson M. Constructing Measures An Item Response Modeling Approach. 2a ed. Vol. 11, Sustainability (Switzerland). Nueva York and London; 2019. 1-14 p. [http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484\\_SISTEM\\_PEMBETUNGAN\\_TERPUSAT\\_STRATEGI\\_MELESTARI](http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.06.005%0Ahttps://www.researchgate.net/publication/305320484_SISTEM_PEMBETUNGAN_TERPUSAT_STRATEGI_MELESTARI)

18. Petter S, DeLone W, McLean E. Measuring information systems success: Models, dimensions, measures, and interrelationships. European Journal of Information Systems. 2008;17(3):236-63.

19. Seifullaeva ME, Murtuzalieva T V., Pogorilyak BI, Koroleva MB. Perspectivas de creación del clúster educativo regional como mecanismo eficaz de marketing destinado a la interacción entre mercado laboral y mercado de servicios educativos. Revista ESPACIOS. 2019;40(27):3-14. <http://www.revistaespacios.com/a19v40n27/19402703.html>

20. Mendizábal EA, Villagrán MA, Navarro Guzmán JI, Hoyos AA. Efectos de la aplicación de un programa de entrenamiento específico para el aprendizaje matemático temprano en educación infantil. Revista Española de Pedagogía. 2023 Nov 17; 73(260). <https://www.revistadepedagogia.org/rep/vol73/iss260/4>

21. Herrera E, Gazmuri R, Pereda C, Ramírez F. Determinación del perfil de dominancia cerebral en estudiantes de Enfermería. Revista de Educación en Ciencias de la Salud, ISSN-e 0718-2414, Vol 16, No 2, 2019. 2019;16(2):2. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/citart?info=link&codigo=7489522&orden=0%0Ahttps://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7489522&info=resumen&idioma=ENG%0Ahttps://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7489522&info=resumen&idioma=SPA%0Ahttps>

22. García-Ancira C. Los modelos de aprendizaje como herramientas y técnicas para potenciar la trayectoria académica del universitario. . Revista Cubana de Educación Superior. 2019; 38(3):1-18. [http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0257-43142019000300017&lng=es&nrm=iso&tlng=es](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0257-43142019000300017&lng=es&nrm=iso&tlng=es)

23. Wechsler D. Manual de la Escala de Inteligencia de Wechsler para Adultos. Psychological Corporation, Nueva York. 1955.

#### FINANCIACIÓN

Ninguna.

#### CONFLICTO DE INTERESES

Ninguno.

### CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

*Conceptualización:* Silvia Arciniega, José Jácome, Stefany Flores.

*Curación de datos:* José Jácome.

*Análisis formal:* Silvia Arciniega.

*Investigación:* Silvia Arciniega, Stefany Flores.

*Metodología:* José Jácome.

*Administración del proyecto:* Stefany Flores.

*Recursos:* Silvia Arciniega, José Jácome, Stefany Flores.

*Software:* José Jácome.

*Supervisión:* Silvia Arciniega.

*Validación:* Silvia Arciniega, José Jácome, Stefany Flores.

*Visualización:* Silvia Arciniega, José Jácome, Stefany Flores.

*Redacción - borrador original:* Silvia Arciniega, José Jácome, Stefany Flores.

*Redacción - revisión y edición:* Silvia Arciniega, José Jácome, Stefany Flores.