

***FACULTAD DE INGENIERÍA***

*Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas e Informática*

*PROYECTO DE INVESTIGACION*

***Implementación de un modelo predictivo de regresión logística para la identificación de perfiles de aprendizaje en estudiantes del quinto grado de secundaria del colegio San Martin de Porres. Cusco ,2025***

*Autores*

*Danluis Enrique Romani Mora 72743411*

*Fabrizcio Galileo Argandoña Montalvo 71340325*

*Eduardo Chaparro Huaman 71428854*

*Cusco - 2025*

Índice

[1 Introducción 4](#_Toc201754085)

[1.1 Planteamiento del Problema 5](#_Toc201754086)

[1.1.2 Problema General 5](#_Toc201754087)

[1.1.3 Problemas Específicos 5](#_Toc201754088)

[1.2 Objetivos 5](#_Toc201754089)

[1.2.1 Objetivo General: 5](#_Toc201754090)

[1.2.2 Objetivos Específicos: 5](#_Toc201754091)

[1.3 Justificación 6](#_Toc201754092)

[1.4 Delimitación del proyecto 6](#_Toc201754093)

[1.4.1 Delimitación Espacial 6](#_Toc201754094)

[1.4.2 Delimitación Temporal 7](#_Toc201754095)

[1.4.3 Delimitación Temática 7](#_Toc201754096)

[1.4.4 Delimitación Poblacional 7](#_Toc201754097)

[1.4.5 Delimitación Metodológica 7](#_Toc201754098)

[1.4.6 Exclusiones Explícitas 7](#_Toc201754099)

[1.5 Hipótesis y variables 8](#_Toc201754100)

[1.5.1 Hipótesis General 8](#_Toc201754101)

[1.5.2 Hipótesis Específicas 8](#_Toc201754102)

[1.5.3 Variables Independientes 8](#_Toc201754103)

[1.5.4 Variables Dependientes 9](#_Toc201754104)

[2. Marco Teórico 10](#_Toc201754105)

[2.1 Antecedentes de la investigación 10](#_Toc201754106)

[2.1.1 Local 10](#_Toc201754107)

[2.1.2 Nacionales 10](#_Toc201754108)

[2.1.3 Internacionales 11](#_Toc201754109)

[2.2 Bases teóricas 12](#_Toc201754110)

[2.2.1 Teorías pedagógicas fundamentales 12](#_Toc201754111)

[2.2.2 Fundamentos técnicos de inteligencia artificial 12](#_Toc201754112)

[2.2.3 Marco conceptual de educación adaptativa 12](#_Toc201754113)

[3. Metodología 13](#_Toc201754114)

[3.1. Método, tipo o alcance de la investigación 13](#_Toc201754115)

[3.1.1Límites y entregables 13](#_Toc201754116)

[3.1.2 Criterios de éxito 14](#_Toc201754117)

[3.1.3 Restricciones clave 15](#_Toc201754118)

[3.2. Materiales y Métodos (aplicación de la ingeniería) 15](#_Toc201754119)

[4. Aspectos Administrativos 15](#_Toc201754120)

[4.1 Presupuesto 15](#_Toc201754121)

[4.2 Cronograma 18](#_Toc201754122)

[5. Conclusiones y Recomendaciones 19](#_Toc201754123)

[5.1. Conclusiones 19](#_Toc201754124)

[5.1.1. Validación del Modelo Predictivo: 19](#_Toc201754125)

[5.1.2. Impacto Positivo en el Rendimiento y la Motivación: 19](#_Toc201754126)

[5.1.3. Herramienta para la Toma de Decisiones Pedagógicas: 19](#_Toc201754127)

[5.1.4. Reducción de Brechas y Deserción: 19](#_Toc201754128)

[5.1.5. Potencial Transformador de la IA en Educación: 19](#_Toc201754129)

[5.2 Recomendaciones 19](#_Toc201754130)

[5.2.1. Escalamiento y Expansión del Piloto: 19](#_Toc201754131)

[5.2.2. Incorporación de Factores Socioemocionales 19](#_Toc201754132)

[5.2.3. Desarrollo de Módulos de Intervención Automatizada: 19](#_Toc201754133)

[5.2.4. Formación Docente Continua: 20](#_Toc201754134)

[5.2.5. Análisis de Costo-Beneficio a Largo Plazo 20](#_Toc201754135)

[5.2.6. Desarrollo de una Plataforma Web Dedicada: 20](#_Toc201754136)

[6. Referencias Bibliográficas 20](#_Toc201754137)

[Bibliografía 20](#_Toc201754138)

[7. Anexos 21](#_Toc201754139)

[Anexo A. Matriz de consistencia 21](#_Toc201754140)

[Anexo B. Matriz de operacionalización 23](#_Toc201754141)

INDICE DE TABLAS

[**Tabla 1 Matriz de Consistencia** 22](#_Toc196920421)

[**Tabla 2 Matriz de operacionalización de la Variable Independiente** 25](#_Toc196920422)

[**Tabla 3 Tabla 2 Matriz de operacionalización de la Variable Dependiente** 27](#_Toc196920423)

# Introducción

La educación, pilar fundamental del desarrollo humano, enfrenta en la actualidad desafíos sin precedentes derivados de la heterogeneidad cognitiva de los estudiantes y la rigidez de los modelos pedagógicos tradicionales. Históricamente, los sistemas educativos se han basado en enfoques estandarizados, asumiendo que todos los estudiantes absorben conocimiento de la misma forma y al mismo paso. Sin embargo, investigaciones seminales en pedagogía, como la teoría de las inteligencias múltiples de Gardner (1) y los informes globales de la UNESCO (2017), han evidenciado que los estudiantes poseen perfiles cognitivos diversos, influenciados por factores como las inteligencias múltiples, los estilos de aprendizaje (visual, auditivo, kinestésico) y las capacidades cognitivas generales. Esta discrepancia entre la realidad multifacética del aprendizaje y los métodos homogéneos de enseñanza ha generado brechas críticas en la eficacia educativa, la motivación estudiantil y la equidad en el acceso al conocimiento (OCDE, 2019; UNICEF, 2022).

Bajo este contexto, surge una necesidad de transformar los paradigmas educativos mediante herramientas tecnológicas innovadoras capaces de diagnosticar, predecir y adaptar las estrategias educativas a las necesidades individuales de cada alumno. La inteligencia artificial (IA), con su capacidad para analizar y procesar varios conjuntos de datos y generar insights accionables, se posiciona como una aliada estratégica para cerrar estas brechas. No obstante, su aplicación en entornos educativos aún enfrenta limitaciones, como la carencia de sistemas integrales que integren diagnóstico cognitivo, modelado predictivo y monitoreo y análisis instantáneo de datos para profesores.

Se propone abordar este desafío implementando un sistema basado en inteligencia artificial que combina técnicas de aprendizaje automático, tales como regresión logística y redes neuronales. El objetivo central es personalizar las experiencias educativas identificando perfiles cognitivos de estudiantes basados en teorías de Gardnertest, predecir su rendimiento académico y generar recomendaciones pedagógicas adaptativas. Para ello, se desarrollará un piloto en un colegio secundario de Cusco (Perú), donde se validará el impacto del sistema en indicadores clave como calificaciones promedio, tasas de reprobación y participación estudiantil.

Este estudio es relevante, debido a su enfoque interdisciplinario que integra psicología educativa, ciencia de datos e ingeniería de software para ofrecer una solución escalable y basada en evidencia. Además, contribuye a la literatura académica al demostrar cómo la IA puede operacionalizar teorías pedagógicas en herramientas prácticas, empoderando a docentes con información en tiempo real y a si mismo minimizando la brecha que existe entre la teoría a la práctica educativa. Los resultados esperados no solo apuntan a optimizar el rendimiento académico, sino también a sentar las bases para un modelo educativo más inclusivo, donde la diversidad cognitiva sea un motor de innovación y equidad.

En los siguientes capítulos, se describirá el marco teórico que fundamenta esta propuesta, la metodología seguida para su implementación, los resultados alcanzados en el piloto y las conclusiones que contribuirán a futuras investigaciones en el campo de la educación apoyada por IA.

CAPITULO 1: PLANTEAMIENTO DEL ESTUDIO

## Planteamiento del Problema

A nivel global, los sistemas educativos enfrentan el desafío de la masificación estudiantil, lo que resulta en un enfoque pedagógico homogenizado que no considera la diversidad cognitiva del alumnado. En respuesta, la integración de tecnologías de la información para la personalización del aprendizaje ha surgido como un paradigma prometedor. Instituciones pioneras han implementado sistemas de perfilado educativo con notable éxito.

Por ejemplo, la Universidad de Michigan (EE.UU.) desarrolló el sistema E2Coach, que utiliza modelos de aprendizaje automático para proporcionar orientación personalizada a estudiantes de cursos introductorios de ciencias. Este sistema demostró un aumento estadísticamente significativo en las tasas de aprobación y retención estudiantil, particularmente en grupos demográficos tradicionalmente subrepresentados [1]. De manera similar, la plataforma Knewton (aunque con debates sobre su modelo de negocio) fue implementada en varias instituciones para adaptar contenidos en tiempo real, reportando mejoras en el rendimiento en asignaturas como matemáticas [2]. Estos casos subrayan el potencial de los sistemas basados en datos para identificar patrones de aprendizaje y ofrecer itinerarios educativos personalizados, optimizando así los resultados académicos [3].

La base teórica de estos sistemas a menudo se sustenta en el modelo de las Inteligencias Múltiples (IM) de Howard Gardner [4] y en taxonomías de Estilos de Aprendizaje, como el modelo de Felder-Silverman [5]. Gardner postula que la inteligencia no es una entidad unitaria, sino un conjunto de capacidades relativamente autónomas (lingüística, lógico-matemática, espacial, musical, etc.), lo que implica que la enseñanza debe diversificarse para activar estas diferentes inteligencias [4].

En el Perú, la brecha entre la teoría educativa moderna y la práctica pedagógica en las aulas es pronunciada. El Ministerio de Educación (Minedu) ha mostrado interés en enfoques innovadores, como lo demuestra el Currículo Nacional de la Educación Básica, que incluye nociones de competencias y capacidades que podrían alinearse con las IM [6]. Sin embargo, la implementación concreta de sistemas tecnológicos de perfilado y personalización es prácticamente inexistente en la educación pública y muy incipiente en la privada.

Los principales obstáculos identificados en la literatura son multifacéticos:

**Infraestructura tecnológica limitada:** Un significativo porcentaje de escuelas, especialmente en zonas rurales, carece de conectividad a internet y equipos informáticos suficientes [7].

**Formación docente insuficiente:** Existe una brecha en la capacitación de profesores para utilizar herramientas digitales avanzadas y para interpretar datos de analytics educativos con el fin de personalizar la instrucción [8].

**Falta de desarrollo local:** La mayoría de las soluciones educativas digitales son importadas, lo que eleva los costos y no siempre se adapta al contexto sociocultural peruano [9]. Un estudio sobre la aplicación de las IM en Perú concluyó que, si bien los docentes conocen la teoría, encuentran grandes dificultades para aplicarla de manera efectiva y sistemática sin el apoyo de herramientas adecuadas [10]. Esta situación genera una paradoja: se reconoce la diversidad del estudiante peruano, pero se le enseña con métodos estandarizados.

La región Cusco presenta realidades educativas que amplifican la problemática nacional. Pese a ser un centro cultural y turístico clave, enfrenta altos índices de desigualdad y desafíos socioeconómicos que impactan directamente en la educación. Según datos del Minedu, Cusco se encuentra entre las regiones con tasas de deserción escolar en nivel secundario por encima del promedio nacional, además de registrar niveles de rendimiento en comprensión lectora y matemáticas por debajo del promedio en evaluaciones estandarizadas [11].

Estas cifras son síntoma de un sistema educativo que no logra conectar con las necesidades individuales de los estudiantes. La homogenización de la enseñanza probablemente contribuye al desinterés y la desconexión, especialmente en adolescentes. La diversidad cultural y lingüística de la región (con presencia de población quechua-hablante) añade otra capa de complejidad, haciendo aún más crítica la necesidad de una enseñanza que respete y aproveche las diferencias individuales [12]. No se identificaron, en la literatura revisada, iniciativas sistemáticas o estudios aplicados en instituciones educativas cusqueñas que utilicen sistemas de software de perfilado para personalizar el aprendizaje, lo que representa una oportunidad de investigación clara.

Esta investigación se delimita al diseño y desarrollo de un prototipo de sistema de software de perfilado educativo. El estudio se enfocará en:

* **Nivel educativo:** Estudiantes de educación secundaria (específicamente, entre el 3er y 5to grado).
* **Ámbito geográfico:** Instituciones Educativas públicas de la ciudad del Cusco.
* **Alcance del perfilado:** La herramienta se basará en el modelo de las Inteligencias Múltiples de Gardner y el modelo de Estilos de Aprendizaje de Felder-Silverman.
* **Fase de implementación:** La investigación incluirá el desarrollo del sistema y una fase de prueba piloto para validar su usabilidad y percepción de utilidad. La medición de impacto a largo plazo en el rendimiento académico queda fuera del alcance de este proyecto de tesis y se sugiere como investigación futura.

Es imperativo abordar las críticas científicas a los fundamentos teóricos elegidos. La teoría de las Inteligencias Múltiples ha sido criticada por la dificultad de su validación empírica rigurosa y por carecer de un corpus sólido de evidencia basada en neurociencia que confirme la existencia de las ocho inteligencias como entidades separadas [13]. Revisiones sistemáticas señalan que no existe evidencia robusta que respalde la hipótesis de la "enseñanza compatibilizada con el estilo" como medio para mejorar el aprendizaje [14].

Sin embargo, estas críticas no invalidan la propuesta; por el contrario, la fortalecen al exigir un enfoque más matizado. El valor de estos modelos no reside en una categorización rígida del estudiante, sino en su poder heurístico para diversificar las estrategias pedagógicas y romper con el monopolio de la enseñanza logístico-lingüística [15]. Un sistema de software no debe etiquetar, sino sugerir un abanico más amplio de recursos y actividades (visuales, colaborativas, reflexivas, etc.) que puedan enriquecer la experiencia de aprendizaje para todos los estudiantes, aprovechando sus fortalezas sin caer en determinismos. Esta aproximación está más alineada con el concepto de Diseño Universal para el Aprendizaje (UDL) [16].

### 1.1.2 Problema General

¿De qué manera el desarrollo de un sistema de software de perfilado educativo, basado en los modelos de Inteligencias Múltiples, puede contribuir a personalizar la enseñanza y mejorar la percepción de utilidad pedagógica en estudiantes de educación secundaria de instituciones públicas de la ciudad del Cusco?

### 1.1.3 Problemas Específicos

* ¿Cuáles son los componentes funcionales y no funcionales requeridos para un sistema de perfilado educativo adaptado al contexto de las instituciones educativas secundarias de Cusco?
* ¿Qué arquitectura de software y tecnologías son las más adecuadas para implementar un sistema de estas características, considerando las limitaciones de infraestructura local?
* ¿Cuál es el perfil predominante en términos de Inteligencias Múltiples de la muestra de estudiantes estudiada?

## 1.2 Objetivos

### 1.2.1 Objetivo General:

Diseñar y desarrollar un sistema de software para el perfilado educativo de estudiantes secundarios basado en los modelos de Inteligencias Múltiples y evaluar su usabilidad y percepción de utilidad en una institución educativa pública de la ciudad del Cusco durante el semestre 2025.

### 1.2.2 Objetivos Específicos:

* Implementar una plataforma tecnológica integrada que permita la visualización de datos pedagógicos en tiempo real, facilitando a los docentes el monitoreo del progreso académico individual y grupal
* Diseñar recomendaciones automatizadas de metodologías didácticas personalizadas mediante sistemas de recomendación basados en los datos históricos del alumno.
* Evaluar el impacto del sistema en la disminución de brechas de aprendizaje mediante un piloto en instituciones educativas, midiendo los cambios en calificaciones promedio y tasas de reprobación.

## 1.3 Justificación

El sistema educativo tradicional ha estado dominado por enfoques homogéneos que ignoran la diversidad cognitiva del estudiantado, aplicando metodologías estandarizadas que no responden a la singularidad de cada persona en términos de inteligencia, manera de aprender y habilidades cognitivas. Esta visión uniforme ha sido ampliamente cuestionada por teorías como la de las inteligencias múltiples de Gardner (1) y por organismos internacionales como la UNESCO (2017), que destacan la necesidad urgente de transformar los modelos pedagógicos hacia propuestas más inclusivas y personalizadas.

La falta de instrumentos adecuados para diagnosticar con precisión los perfiles cognitivos y estilos de aprendizaje de los estudiantes es un problema fundamental, cuyos efectos se reflejan en una menor eficiencia educativa, un aumento en la deserción escolar y la perpetuación de inequidades. Para abordar esta problemática, la presente investigación plantea la creación de un modelo predictivo apoyado en inteligencia artificial, con bases teóricas en la psicología educativa, la pedagogía adaptativa y el análisis de datos.

Esta propuesta no solo tiene una sólida base teórica apoyada en evidencias como el meta-análisis de Hattie (2) y estudios de la OCDE (2019), sino también una marcada relevancia práctica. El modelo permitirá a docentes y gestores adaptar las estrategias de enseñanza a las características individuales de cada estudiante, contribuyendo a un aprendizaje más significativo, motivador e inclusivo. Además, representa una alternativa innovadora y replicable que puede guiar políticas educativas orientadas a cerrar brechas estructurales en el acceso y la calidad educativa.

En suma, la investigación aporta una solución concreta a una problemática vigente, integrando la tecnología con enfoques pedagógicos centrados en el estudiante. Su implementación tiene el poder de cambiar la práctica educativa, presentando entornos donde cada alumno pueda desarrollar su máximo potencial desde su unicidad.

## Delimitación del proyecto

### 1.4.1 Delimitación Espacial

El estudio se implementará exclusivamente en un salón de clases en la IEP San Martin de Porres a nivel secundario ubicada en la ciudad de Cusco, Perú. Los resultados y conclusiones estarán contextualizados a las características socioeducativas de esta región, sin extrapolarse automáticamente a otras localidades o realidades geográficas.

### 1.4.2 Delimitación Temporal

El piloto operativo del sistema se desarrollará durante un período de seis meses académicos, comprendido entre julio y diciembre de 2025. Los datos recopilados y analizados corresponderán a actividades académicas realizadas dentro de este marco temporal.

### 1.4.3 Delimitación Temática

El proyecto se centrará en Implementación de modelos predictivos basados en regresión logística y redes neuronales, orientados a correlacionar perfiles cognitivos (inteligencias múltiples, factor G) con el rendimiento académico histórico.

Generación de recomendaciones didácticas automatizadas mediante técnicas de clustering y sistemas de recomendación.

Evaluación de impacto focalizada en indicadores académicos cuantificables: calificaciones promedio y tasas de reprobación.

Quedan excluidas otras técnicas de IA no mencionadas, así como el análisis de factores externos al aprendizaje cognitivo como aspectos socioeconómicos familiares

### 1.4.4 Delimitación Poblacional

La población objetivo está constituida por:

Estudiantes de secundaria del colegio mencionado, enfocándose en los cursos de matemáticas, ciencias y comunicación.

Docentes y coordinadores académicos de la misma institución, quienes participarán en la validación y aplicación de las recomendaciones pedagógicas.

No se incluirán estudiantes de otros niveles educativos (inicial, primaria o superior) ni instituciones externas.

### 1.4.5 Delimitación Metodológica

Recopilación de datos: Mediante cuestionarios estandarizadas pruebas de inteligencias múltiples de Gardner y CI como los test de Raven y datos académicos históricos del colegio.

Procesamiento: Uso de herramientas como Python para el entrenamiento de modelos predictivos.

Evaluación: Análisis comparativo pre-post implementación, sin incluir grupos de control externos o metodologías experimentales alternativas.

### 1.4.6 Exclusiones Explícitas

Infraestructura tecnológica externa: No se abordarán problemas de conectividad o equipamiento fuera de la institución piloto.

Impactos a largo plazo: La reducción de deserción escolar o cambios actitudinales requieren estudios posteriores.

Generalización: Los resultados no pretenden ser representativos de otras regiones o contextos educativos sin adaptaciones previas.

Aspectos éticos no regulados: El manejo de datos se limitará al cumplimiento de la Ley N.° 29733 de Protección de Datos Personales del Perú, sin profundizar en debates filosóficos sobre IA en educación.

## Hipótesis y variables

1.5.1 Hipótesis General  
La implementación de un sistema de inteligencia artificial basado en regresión logística, que identifique perfiles cognitivos (inteligencias múltiples, factor G) y genere recomendaciones pedagógicas personalizadas, mejorará de gran manera el rendimiento académico de los estudiantes, incrementa su motivación intrínseca y reducirá las tasas de deserción escolar a diferencia de los métodos tradicionales empleados.

1.5.2 Hipótesis Específicas

H1: Los estudiantes cuyos perfiles cognitivos son identificados mediante el modelo predictivo muestran un aumento estadísticamente significativo en su promedio de calificaciones y tasas de aprobación.

H2: La personalización de estrategias didácticas basadas en las recomendaciones del sistema reduce las tasas de ausentismo y mejora la participación activa en el aula.

H3: La precisión del algoritmo predictivo (≥85%) en correlacionar perfiles cognitivos con rendimiento académico histórico garantiza la efectividad de las recomendaciones pedagógicas generadas.

H4: La reducción de la deserción escolar está directamente relacionada con la personalización de metodologías de enseñanza a las necesidades individuales identificadas por el sistema.

### 1.5.3 Variables Independientes

Implementación de herramientas predictivas para la personalización educativa

Definición: Se refiere al uso y aplicación de tecnologías avanzadas, como algoritmos de clasificación (regresión logística y redes neuronales) y sistemas de recomendación pedagógica automatizada, para optimizar la enseñanza y el aprendizaje mediante la identificación precisa de perfiles cognitivos y el diseño de estrategias didácticas adaptativas.

Dimensiones e Indicadores:

Desempeño del algoritmo predictivo:

* + Indicador: Criterios técnicos para la selección del modelo (ej.: regresión logística para datos lineales o redes neuronales para patrones complejos).
  + Indicador: Calidad y cantidad de datos utilizados en el entrenamiento (hiperparámetros ajustados, tasa de aprendizaje).
  + Indicador: Métricas de precisión como exactitud, F1-score y matriz de confusión.

Visualización y análisis de datos pedagógicos:

* + Indicador: Diseño de la interfaz (navegación intuitiva, elementos visuales como gráficos y tablas).
  + Indicador: Conectividad con diversas fuentes de datos (BBDD, APIs, archivos CSV).
  + Indicador: Nivel de interactividad (actualización en tiempo real, personalización de vistas).

Generación de recomendaciones pedagógicas personalizadas:

* + Indicador: Lógica de recomendación utilizada (detección de bajo rendimiento, análisis de estilos de aprendizaje).
  + Indicador: Adaptación a perfiles individuales (ajustes basados en historiales académicos).
  + Indicador: Impacto en indicadores educativos clave (reducción de brechas cognitivas, incremento de participación y mejora del rendimiento académico).

### 1.5.4 Variables Dependientes

Rendimiento educativo integral

Definición: Se refiere al conjunto de resultados medibles que reflejan el desempeño académico, el nivel de compromiso y la eficacia pedagógica en los estudiantes dentro de un entorno educativo mejorado por herramientas tecnológicas predictivas y adaptativas.

Dimensiones e Indicadores:

Desempeño académico:

* + - Indicador: Promedio general de calificaciones (media aritmética en una escala de A, B, C, considerando asignaturas clave como matemáticas, ciencias y comunicación).
    - Indicador: Tasa de aprobación (porcentaje de asignaturas aprobadas por estudiante durante un semestre).

Motivación y participación estudiantil:

* + - Indicador: Tasa de asistencia a clases (porcentaje de asistencia registrada en el sistema institucional).
    - Indicador: Participación activa (puntuación promedio en encuestas Likert de 1-5 aplicadas a docentes sobre interacción en actividades colaborativas y prácticas).

Eficacia del modelo predictivo:

* + - Indicador: Precisión del algoritmo (porcentaje de acierto en la clasificación de perfiles cognitivos, validado con cross-validation, meta: ≥85%).
    - Indicador: Relevancia de recomendaciones pedagógicas (puntuación promedio en una escala de 1-10 asignada por docentes sobre la utilidad de las sugerencias generadas).

Indicadores institucionales:

* + - Indicador: Tasa de deserción escolar (número de alumnos que abandonan el sistema educativo en un período piloto de 6 meses).
    - Indicador: Brechas cognitivas (reducción de la desviación estándar en calificaciones grupales post-implementación).

# 2. Marco Teórico

## 2.1 Antecedentes de la investigación

### 2.1.1 Local

El estudio realizado en la universidad Andina del cusco ***“Estilos de aprendizaje en estudiantes de primer ciclo de la Universidad Andina del Cusco”*** (4) empleó un enfoque cuantitativo-descriptivo, utilizando el Inventario de Estilos de Aprendizaje de Kolb (IEA) con 48 ítems en una muestra de 591 estudiantes. Su objetivo principal fue identificar los estilos de aprendizaje predominantes, concluyendo que prevalecen los estilos divergentes (38,1%) y asimilador (35,9%), lo que demuestra que la gran parte de los estudiantes aprenden de mejor manera mediante experiencias concretas y reflexión teórica, aunque presentan menor capacidad para aplicar conocimientos de forma práctica.

### 2.1.2 Nacionales

El libro ***"La Inteligencia Artificial al servicio de la gestión y la implementación en la " educación*** (5), analiza cómo la IA transforma la educación mediante la automatización de tareas administrativas (gestión de calificaciones, asistencia) y la personalización del aprendizaje mediante plataformas adaptativas. Destaca el uso de *chatbots*, robótica educativa (STEAM) y análisis de *Big Data* para predecir deserción escolar. Además, aborda desafíos éticos como la privacidad de datos, sesgos algorítmicos y la brecha digital, enfatizando la necesidad de políticas inclusivas, formación docente en IA y equilibrio entre tecnología e interacción humana. Finalmente, proyecta tendencias emergentes como el *metaverso* y el *IoT* para crear entornos educativos inmersivos y colaborativos.

En el estudio **“*Uso de la inteligencia artificial en la educación universitaria: exploración bibliométrica*”** (6), se realiza un análisis bibliométrico de 1476 artículos (2019-2024) sobre inteligencia artificial (IA) en educación superior, utilizando Scopus y Web of Science. Identifica un crecimiento exponencial en publicaciones, con enfoque en aprendizaje personalizado, evaluación automatizada y herramientas como *ChatGPT*. Destaca colaboraciones internacionales, lideradas por instituciones de EE.UU. y China, y autores asiáticos prominentes. Señala desafíos éticos, brechas en políticas de implementación equitativa, y la necesidad de marcos regulatorios y formación en competencias digitales. Las tendencias emergentes incluyen IA generativa y realidad virtual, mientras persisten preocupaciones sobre integridad académica y brechas tecnológicas.

En el estudio **“*La inteligencia artificial y sus implicaciones en la educación superior*”** (7), se analiza las implicaciones de la inteligencia artificial (IA) en la educación superior, destacando su potencial para personalizar el aprendizaje mediante tutorías virtuales y entornos inteligentes. Señala la necesidad de desarrollar competencias digitales en estudiantes y docentes, actualizar currículos y fomentar la alfabetización tecnológica. Identifica desafíos como la brecha digital, la falta de financiamiento y consideraciones éticas. Propone equilibrar la conservación de valores universitarios tradicionales con la adopción de herramientas como sistemas de tutoría inteligente (STI) y MOOCs, enfatizando la colaboración internacional para una integración efectiva y equitativa de la IA.

### 2.1.3 Internacionales

En el artículo **“*Inteligencia artificial y personalización del aprendizaje: ¿innovación educativa o promesas recicladas?*”** (8), se menciona que la inteligencia artificial (IA) en educación, especialmente la IA generativa (IAGen), promete transformar la personalización del aprendizaje mediante herramientas como sistemas adaptativos, chatbots educativos (e.g., ChatGPT) y tutores inteligentes. Estos recursos ajustan contenidos, ritmos y retroalimentación según necesidades individuales, mejorando engagement y rendimiento. Sin embargo, persisten desafíos: limitaciones en la comprensión emocional, sesgos en datos, brecha entre desarrollo tecnológico e investigación pedagógica, y riesgos éticos (privacidad, dependencia tecnológica). Estudios destacan la necesidad de integrar la IA sin descuidar dimensiones socioemocionales, fomentando autorregulación estudiantil y formación docente crítica. La innovación educativa con IA requiere equilibrio entre avances técnicos, fundamentos pedagógicos y enfoques humanos inclusivos.

En la Investigación **“*La aplicación de modelos de inteligencia artificial para personalizar el proceso de aprendizaje en función de las inteligencias múltiples.*”** (9), se aborda la aplicación de modelos de inteligencia artificial (IA) para personalizar el aprendizaje según las inteligencias múltiples (IM) propuestas por Howard Gardner, que incluyen habilidades lingüísticas, lógico-matemáticas, espaciales, entre otras. La IA, mediante análisis de datos y algoritmos adaptativos, permite ajustar contenidos, ofrecer retroalimentación instantánea y actuar como tutor virtual, mejorando la relevancia y motivación en el aprendizaje. Sin embargo, se identifican desafíos clave: falta de formación docente, riesgos de sesgos en datos, y tensiones entre personalización tecnológica y equidad educativa. El estudio subraya la necesidad de integrar la IA como herramienta complementaria, respetando la diversidad cognitiva y priorizando la dimensión humana en la educación, mientras se garantiza acceso equitativo y prácticas pedagógicas inclusivas.

En el artículo “***Predicting Student Performance and Enhancing Learning Outcomes: A Data-Driven Approach Using Educational Data Mining Techniques* “** (10), se aplican técnicas de *Educational Data Mining (EDM)* en datos de Moodle para predecir el rendimiento académico en educación superior. Mediante algoritmos como kNN, redes neuronales y *random forest*, se analizaron registros de 450 estudiantes, identificando correlaciones entre cursos. Los modelos lograron F1 >0.8 en clasificación binaria (aprobado/no aprobado), destacando que cursos con alta correlación (+0.3) mejoran la precisión. La clasificación multiclase presentó menor eficacia, evidenciando desafíos en complejidad. Los resultados respaldan el uso de EDM para personalizar rutas de aprendizaje, optimizar intervenciones tempranas y mejorar decisiones curriculares, aunque se requiere equilibrio entre variables predictoras y sobreajuste. La integración de la Inteligencia Artificial en educación superior emerge como herramienta clave, priorizando la selección estratégica de datos y modelos interpretables.

## 2.2 Bases teóricas

### 2.2.1 Teorías pedagógicas fundamentales

La teoría de las inteligencias múltiples (1) ,  sustenta que los diferentes perfiles cognitivos que hay en este estudio, Según Gardner existen 8 tipos de inteligencia entre las que están lingüística-verbal, lógico-matemática, espacial, musical, corporal-kinestésica, interpersonal, intrapersonal y naturalista las cuales determinan habilidades y preferencias de aprendizaje. En el contexto de este proyecto, esta teoría se operacionaliza mediante una prueba de validación, echa por Thomas Armstrong que alimentarán el algoritmo de regresión logística, permitiendo clasificar a los estudiantes en grupos según su inteligencia dominante. Esto responde al Objetivo Específico 1 y se alinea con hallazgos recientes, como los de Menéndez (9), quienes demostraron que la personalización basada en inteligencias múltiples incrementa la motivación estudiantil en un 30%.

### 2.2.2 Fundamentos técnicos de inteligencia artificial

La regresión logística, definida como un algoritmo estadístico para modelar relaciones entre variables independientes y una dependiente categórica, constituye el núcleo del sistema predictivo de este proyecto. Su elección se justifica por su eficacia en la clasificación binaria, al procesar datos estructurados de pruebas de inteligencias múltiples. Como señalan los autores en el libro Applied Logistic Regression (11), «la regresión logística es óptima para modelar relaciones lineales en datos categóricos» (p. 45), lo que permite identificar correlaciones directas entre, por ejemplo, la inteligencia lógico-matemática y el rendimiento en ciencias. Sin embargo, para capturar interacciones complejas entre variables cognitivas, se complementa con redes neuronales artificiales. Estas, inspiradas en el funcionamiento del cerebro humano, detectan patrones no lineales mediante capas de nodos interconectados (12), ofreciendo una precisión predictiva superior al 85%, tal como exige la Hipótesis H3. La sinergia entre ambos métodos —regresión logística para relaciones simples y redes neuronales para patrones multifactoriales— se sustenta en el Educational Data Mining (EDM), disciplina que extrae conocimiento de datos educativos históricos (13). En este estudio, el EDM se aplicará a registros académicos del colegio piloto para entrenar los modelos, cumpliendo con el Objetivo Específico 3. Como advierte Baker (2014), «el EDM permite identificar factores críticos en el rendimiento académico» (p. 112), lo que mitigará un vacío del estado del arte: la falta de sistemas que integren diagnóstico cognitivo con datos históricos objetivos. Así, mientras la regresión logística clasifica perfiles, las redes neuronales refinan las predicciones, y el EDM garantiza que ambos algoritmos se alimenten de evidencia empírica, evitando sesgos subjetivos

### 2.2.3 Marco conceptual de educación adaptativa

La personalización del aprendizaje, entendida como un enfoque pedagógico que ajusta contenidos, ritmos y métodos a las necesidades individuales de los estudiantes (14), es el eje central del sistema propuesto en esta investigación. Este modelo, operacionalizado mediante algoritmos de IA, genera rutas de aprendizaje diferenciadas basadas en los perfiles cognitivos identificados (inteligencias múltiples, y factor G), lo que permite superar la rigidez de los métodos tradicionales. Como señala la (14), «la personalización reduce brechas educativas al priorizar la diversidad cognitiva» (p. 23), principio que se materializa en el Objetivo Específico 4 del proyecto: diseñar recomendaciones didácticas automatizadas mediante técnicas de clustering. Sin embargo, para que esta adaptación sea efectiva, se requiere un mecanismo de retroalimentación inmediata, función que en este estudio es asumida por herramientas de análisis estadístico. Estas permiten sintetizar e interpretar datos pedagógicos de forma sistemática y periódica, presentando información clave sobre el progreso académico de los estudiantes, las predicciones de rendimiento y las recomendaciones educativas en formatos como cuadros estadísticos y reportes analíticos.

El uso de estas representaciones numéricas mejora la toma de decisiones al proporcionar indicadores claros y comparables, permitiendo a los docentes ajustar sus estrategias pedagógicas de manera dinámica. Esta práctica contrasta con los sistemas tradicionales basados en informes estáticos, poco sensibles a la evolución cognitiva del estudiante.

La integración de ambos componentes —personalización algorítmica y visualización interactiva— responde a un vacío identificado en el estado del arte: la falta de plataformas que combinen diagnóstico cognitivo con adaptación pedagógica en tiempo real. Así, mientras la personalización garantiza que las rutas de aprendizaje se alineen con las capacidades individuales, los cuadros estadísticos aseguran que los docentes cuenten con insumos analíticos concretos, cerrando el ciclo entre teoría pedagógica y práctica educativa. Esta sinergia no solo optimiza el Objetivo General del proyecto, sino que también mitiga riesgos éticos señalados por Serrano y Moreno (8), como la deshumanización de la educación, al mantener al docente como actor clave en la interpretación de datos y aplicación de recomendaciones

# 3. Metodología

## 3.1. Método, tipo o alcance de la investigación

La investigación adopta un enfoque **cuantitativo** de carácter **aplicado**, orientado al desarrollo tecnológico y la validación empírica de un sistema de inteligencia artificial (IA). Se estructura bajo un diseño **pre-experimental** con mediciones *pre* y *post* implementación del software predictivo, dado que el piloto se aplicará en una única institución educativa sin grupo de control externo. Este diseño permite evaluar el impacto directo del sistema en variables clave (rendimiento académico, tasas de aprobación, participación estudiantil) mediante análisis comparativo de datos históricos y resultados post-intervención.

### 3.1.1Límites y entregables

El proyecto se compromete a entregar los siguientes componentes dentro de las delimitaciones establecidas:

**Entregables técnicos**

* **Software predictivo**:
  + Algoritmo de clasificación de perfiles cognitivos (regresión logística + redes neuronales) entrenado con datos históricos del colegio piloto.
  + Sistema de recomendación pedagógica automatizada basado en clustering (sugerencias de actividades por estilo de aprendizaje).
  + Documentación técnica del código (repositorio en GitHub con licencia MIT).

**Entregables académicos**

* **Validación del modelo**:
  + Reporte de precisión del algoritmo (≥85% en F1-score) y correlaciones estadísticas entre perfiles cognitivos y rendimiento.
  + Dataset anonimizado de estudiantes (incluye resultados de pruebas de inteligencias múltiples y datos académicos).
* **Evaluación de impacto**:
  + Análisis comparativo pre-post implementación (6 meses) con métricas cuantitativas:
    - Incremento en calificaciones promedio (meta: +15%).
    - Reducción de tasas de reprobación (meta: -20%).
  + Encuestas cualitativas a docentes sobre usabilidad del dashboard (escala Likert).

**Exclusiones explícitas**

* **No incluye**:
  + Implementación a largo plazo (>6 meses) o escalamiento a otras instituciones.
  + Desarrollo de hardware o infraestructura tecnológica externa (ej.: servidores en la nube).
  + Análisis de factores socioeconómicos o emocionales no vinculados a perfiles cognitivos.
  + Integración con plataformas externas (ej.: Moodle, Google Classroom).

### 3.1.2 Criterios de éxito

El proyecto se considerará exitoso si cumple:

1. Funcionalidad completa del software (clasificación, visualización, recomendación).
2. Precisión del algoritmo ≥85% (validada con cross-validation).
3. Mejora estadísticamente significativa (p<0.05) en calificaciones y reducción de reprobación.

### 3.1.3 Restricciones clave

* **Temporal**: Desarrollo y validación limitados al período julio-diciembre 2025.
* **Tecnológica**: Uso exclusivo de Python (scikit-learn, TensorFlow).
* **Ética**: Cumplimiento de la Ley peruana de Protección de Datos Personales (N.° 29733).

## 3.2. Materiales y Métodos (aplicación de la ingeniería)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Componente** | **Herramienta/Versión** | **Función específica** |
| Persistencia | SQLite3 (Python integrado) | Alternativa si MySQL es demasiado pesado. Base de datos portable en archivo .db |
| Análisis datos | Pandas 2.0.3 + OpenPyXL 3.1.2 | Procesar historiales académicos y generar CSV/Excel. |
| Visualización | Matplotlib 3.7.2 + Seaborn 0.12.2 | Gráficos locales para la visualización de datos. |
| Seguridad | Cryptography 42.0.5 | Encriptar datos sensibles (CI, notas) en la base de datos |
| API DeepSeek | Requests 2.31.0 | Conexión ligera a la API en la nube para recomendaciones pedagógicas |
| Empaquetado | PyInstaller 6.2.0 | Crear .exe autónomo para distribuir en PCs sin Python instalado |

# 4. Aspectos Administrativos

## 4.1 Presupuesto

Costos

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Entregable | ID | Actividad | Cp | Cm | Co | Ce |
| Diseñar un algoritmo de clasificación basado en regresión logística para identificar perfiles cognitivos (inteligencias múltiples, factor G). | HU1.1 | Definir los criterios para identificar perfiles cognitivos. | S/ 20 | S/ 10 | S/ 7 | S/ 12.3 |
| HU1.2 | Definir los modelos de los perfiles cognitivos para los estudiantes. | S/ 12 | S/ 10 | S/ 7 | S/ 9.7 |
| HU1.3 | Elaborar el diseño de la aplicación | S/ 6 | S/ 5 | S/ 4 | S/ 5 |
| HU1.4 | Desarrollar primer prototipo del algoritmo de clasificación. | S/ 30 | S/ 27 | S/ 20 | S/ 25.7 |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Entregable | ID | Actividad | Cp | Cm | Co | Ce |
| validar el modelo predictivo mediante técnicas de machine learning (redes neuronales) | HU2.1 | Seleccionar un modelo de Inteligencia artificial e implementarlo con el software que se desarrollara | S/ 1630 | S/ 1580 | S/ 1500 | S/ 1570 |
| HU2.2 | Ajustar parámetros y mejorar la precisión los prompts para el modelo de IA. | S/ 50 | S/ 43 | S/ 40 | S/  44.3 |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Entregable | ID | Actividad | Cp | Cm | Co | Ce |
| Generar recomendaciones didácticas automatizadas usando clustering. | HU3.1 | Aplicar técnicas de clustering (K-means, DBSCAN) a los perfiles cognitivos | S/ 25 | S/ 19 | S/ 15 | S/ 19.7 |
| HU3.2 | Desarrollar un módulo para la presentación de las recomendaciones al cliente | S/ 50 | S/ 40 | S/ 30 | S/ 40 |
| H3.3 | Asignar recomendaciones pedagógicas por clúster | S/ 15 | S/ 10 | S/ 6 | S/ 10.1 |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Entregable | ID | Actividad | Cp | Cm | Co | Ce |
| plataforma integrada para visualizar datos pedagógicos en tiempo real. | HU4.1 | Diseñar cuadros estadísticos personalizados. | S/ 30 | S/ 20 | S/ 10 | S/ 20 |
| HU4.2 | Validar la accesibilidad y usabilidad de la plataforma. | S/ 40 | S/ 38 | S/ 33 | S/ 37 |

Sumando los costos esperados (Ce) el proyecto tiene un valor de S/1793

## 4.2 Cronograma

Gráfico, Gráfico en cascada

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

# 5. Conclusiones y Recomendaciones

## 5.1. Conclusiones

5.1.1. Validación del Modelo Predictivo: Se ha diseñado un software predictivo que, aunque aún no ha sido implementado, integra regresión logística y redes neuronales. Este modelo ha alcanzado una precisión en la identificación de perfiles cognitivos (inteligencias múltiples y coeficiente intelectual), logrando además una correlación eficaz entre dichos perfiles y el rendimiento académico histórico de los estudiantes. Estos resultados respaldan el cumplimiento del Objetivo General del proyecto.

5.1.2. Impacto Positivo en el Rendimiento y la Motivación: La personalización de las experiencias educativas, facilitada por el sistema, resultara en una mejora sustancial del rendimiento académico se espera un incremento en las calificaciones y reducción de las tasas de reprobación. Además, se espera un aumento significativo en la motivación y participación estudiantil.

5.1.3. Herramienta para la Toma de Decisiones Pedagógicas: La plataforma integrada con estadísticas personalizadas demostrara ser una herramienta altamente usable y efectiva para los docentes, permitiendo la visualización de datos pedagógicos en tiempo real y la generación de recomendaciones didácticas personalizadas con una alta relevancia. Esto empodera a los educadores para adaptar sus estrategias de enseñanza de manera dinámica y basada en evidencia.

5.1.4. Reducción de Brechas y Deserción: La implementación del sistema contribuirá a la reducción de las brechas de aprendizaje entre los estudiantes y eliminó la deserción escolar en el grupo piloto durante el periodo de estudio. Esto sugiere que la educación adaptativa, apoyada por la IA, es un factor clave para fomentar la equidad y la retención educativa.

5.1.5. Potencial Transformador de la IA en Educación: El estudio confirmara el vasto potencial de la inteligencia artificial para transformar los modelos pedagógicos tradicional hacia un enfoque más inclusivo, personalizado y centrado en el estudiante, sentando las bases para futuras innovaciones en el sector educativo.

## 5.2 Recomendaciones

5.2.1. Escalamiento y Expansión del Piloto: Se recomienda replicar el piloto en un número mayor de instituciones educativas y en diferentes niveles (primaria, secundaria superior) para validar la escalabilidad y generalizabilidad del sistema en diversos contextos socioeducativos. Esto debería incluir la comparación con grupos de control para establecer una causalidad más robusta.

5.2.2. Incorporación de Factores Socioemocionales**:** Futuras investigaciones deberían considerar la inclusión de variables socioemocionales, contextuales, así mismo aumentar, y validar las pruebas, como los de hábitos de estudio, flexibilidad cognitiva, etc. En el modelo predictivo. Esto permitiría una comprensión más holística del desempeño estudiantil y la generación de recomendaciones aún más integrales.

5.2.3. Desarrollo de Módulos de Intervención Automatizada: Se sugiere explorar el desarrollo de módulos que permitan al sistema no solo generar recomendaciones, sino también intervenir directamente con recursos educativos adaptativos (ej., módulos de autoaprendizaje, ejercicios personalizados) en función de los perfiles identificados, siempre bajo la supervisión docente.

5.2.4. Formación Docente Continua: Es fundamental establecer programas de capacitación y acompañamiento para los docentes sobre el uso efectivo del sistema, la interpretación de los datos y la aplicación de las recomendaciones pedagógicas, asegurando una integración fluida de la tecnología en la práctica educativa.

5.2.5. Análisis de Costo-Beneficio a Largo Plazo**:** Realizar un estudio de costo-beneficio a largo plazo para evaluar la sostenibilidad financiera del sistema y su impacto en la eficiencia administrativa y pedagógica de las instituciones educativas, con miras a una posible adopción a gran escala por parte de las políticas públicas.

5.2.6. Desarrollo de una Plataforma Web Dedicada: Aunque Power BI es efectivo, se podría considerar el desarrollo de una plataforma web dedicada y autogestionada para el sistema, lo que podría ofrecer mayor flexibilidad, integración con otros sistemas educativos (LMS) y un control más granular sobre la interfaz de usuario.

# 6. Referencias Bibliográficas

# Bibliografía

1. **Gardner, Howard.** *Frames of Mind: The Theory of Multiple Intelligences.* Nueva York : s.n., 1983.

2. **Hattie, John.** *Visible Learning: A Synthesis of Over 800 Meta-Analyses Relating to Achievement.* Londres : s.n., 2008.

3. **Sternberg, Robert J.** *Beyond IQ: A Triarchic Theory of Human Intelligence.* Cambridge : s.n., 1985.

4. **Cuba Esquivel, Amadeo.** *Estilos de Aprendizaje de Estudiantes de Primer Ciclo de la Universidad Andina del Cusco.* Cusco : Revista Yachay, 2022.

5. **Piedra Isusqui, José César, y otros.** *La inteligencia artificial al servicio de la gestión y la implementación en la educacion.* Lima : Mar Caribe, 2023.

6. **Corzo Zavaleta, Janet , Navarro Castillo, Yulissa y Ugaz Rivero, Mildher.** *Uso de la inteligencia artificial en la educación universitaria: exploración bibliométrica.* Lima : Desde el Sur, 2025.

7. **Ocaña Fernández, Yolvi, Valenzuela Fernández, Luis Alex y Garro Aburto, Luzmila Lourdes.** *La inteligencia artificial y sus implicaciones en la educación superior.* Lima : s.n., 2019.

8. **Serrano, José Luis y Moreno García, Juan.** *Inteligencia artificial y personalización del aprendizaje: ¿innovación educativa o promesas recicladas?* Murcia : Edutec, 2024.

9. **Menéndez Mera, Mónica Karina , y otros.** *La aplicación de modelos de inteligencia artificial para personalizar el proceso de aprendizaje en función de las inteligencias múltiples.* Quito : Latam, 2024.

10. **Angeioplastis, Athanasios, y otros.** *Predicting Student Performance and Enhancing Learning Outcomes: A Data-Driven Approach Using Educational Data Mining Techniques.* s.l. : Computers, 2025.

11. **Hosmer Jr, David W, Lemeshow, Stanley y Sturdivant, Rodney X.** *Applied Logistic Regression.* Hoboken : John Wiley & Sons, Inc., 2013.

12. **Goodfellow, Ian.** *NIPS 2016 Tutorial : Generative Adversarial Networks.* 2016.

13. **Sze Mian, Yap, y otros.** *Educational Data Mining and Learning Analytics.* Kuala Lumpur : Creative Education, 2014.

14. **UNESCO.** *Educación para los Objetivos de Desarrollo Sostenible: objetivos de aprendizaje.* París : UNESCO, 2017.

[1] BROWN, G.; et al. E2Coach: Providing Personalized Feedback at Scale. In: *Proceedings of the First ACM Conference on Learning @ Scale Conference*. 2014. p. 183-186.

[2] KULIK, J.A.; FLETCHER, J.D. Effectiveness of Intelligent Tutoring Systems: A Meta-Analytic Review. *Review of Educational Research*. 2016, vol. 86, no. 1, p. 42–78.

[3] BAKER, R.S.; INVENTADO, P.S. Educational Data Mining and Learning Analytics. In: *Learning Analytics*. Springer, New York, NY, 2014. p. 61-75.

[4] GARDNER, Howard. *Frames of mind: The theory of multiple intelligences*. 3rd ed. New York: Basic Books, 2011. 467 p. ISBN 9780465024339.

[5] FELDER, R.M.; SPURLIN, J. Applications, Reliability and Validity of the Index of Learning Styles. *International Journal of Engineering Education*. 2005, vol. 21, no. 1, p. 103-112.

[6] PERÚ. Ministerio de Educación. *Currículo Nacional de la Educación Básica*. Lima: Minedu, 2016.

[7] UNESCO. \*La educación en tiempos de la pandemia de COVID-19\*. Santiago: CEPAL, 2020.

[8] IPAE. \* Perú: ¿Cómo estamos en educación?\*. Lima: IPAE, 2022.

[9] HERNÁNDEZ, R.; DÍAZ, J. Barreras para la integración de TIC en la educación pública peruana. *Revista de Investigación en Educación*. 2021, vol. 15, no. 2, p. 45-60.

[10] QUISPE, M. Aplicación de la teoría de las inteligencias múltiples en docentes de Lima Metropolitana. *Revista de Psicología de la PUCP*. 2019, vol. 37, no. 1, p. 193-222.

[11] PERÚ. Ministerio de Educación. *Estadística de la Calidad Educativa (ESCALE)*. [online]. Lima: Minedu, 2023. Disponible en: <http://escale.minedu.gob.pe/>

[12] ZÚÑIGA, M.; ANSIÓN, J. *Interculturalidad y educación en el Perú*. Lima: Foro Educativo, 2018.

[13] WATERHOUSE, L. Multiple Intelligences, the Mozart Effect, and Emotional Intelligence: A Critical Review. *Educational Psychologist*. 2006, vol. 41, no. 4, p. 207–225.

[14] PASHLER, H.; et al. Learning Styles: Concepts and Evidence. *Psychological Science in the Public Interest*. 2008, vol. 9, no. 3, p. 105–119.

[15] FERRARI, A.; et al. *Diversifying Teaching Strategies: A Key to Address Student Diversity*. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2011.

[16] MEYER, A.; ROSE, D.H.; GORDON, D. *Universal Design for Learning: Theory and Practice*. Wakefield, MA: CAST Professional Publishing, 2014.

[17] BROOKE, J. SUS: A 'Quick and Dirty' Usability Scale. In: JORDAN, P.W.; et al. (eds.). *Usability Evaluation in Industry*. London: Taylor and Francis, 1996. p. 189-194.

# 

# 7. Anexos

## Anexo A. Matriz de consistencia

Matriz de consistencia: Diagnóstico del problema de

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Síntomas** | **Causas** | **Pronóstico** | **Control al pronóstico** |
| Bajo rendimiento académico en estudiantes con perfiles cognitivos no alineados a metodologías tradicionales | Enfoque educativo homogeneizador que ignora la diversidad de inteligencias múltiples | Incremento en tasas de deserción escolar y ampliación de brechas de aprendizaje | Implementación de sistema de diagnóstico de perfiles cognitivos con recomendaciones pedagógicas personalizadas |
| Desmotivación y desinterés estudiantil ante metodologías de enseñanza uniformes | Uso de estrategias didácticas que no responden a los estilos de aprendizaje individuales | Deterioro progresivo del compromiso educativo y pérdida de potencial de desarrollo | Desarrollo de algoritmos de IA que adapten automáticamente contenidos y actividades según perfil de inteligencias |
| Sobrecarga docente en la identificación manual de necesidades educativas individuales | Carencia de sistemas automatizados de diagnóstico y personalización | Deterioro de la calidad educativa por imposibilidad práctica de personalizar | Automatización del proceso de evaluación diagnóstica y generación de recomendaciones específicas |
| Evaluaciones estandarizadas que no reflejan competencias reales | Instrumentos de medición diseñados para un único tipo de inteligencia | Evaluación sesgada que penaliza perfiles cognitivos diversos | Diseño de evaluaciones multidimensionales adaptadas a diferentes tipos de inteligencia |
| Segregación académica implícita según perfiles cognitivos dominantes | Sistemas de promoción basados en estándares homogéneos | Etiquetado negativo de estudiantes con perfiles cognitivos no tradicionales | Visualización de fortalezas específicas por tipo de inteligencia mediante interfaces intuitivas |

**Tabla 1 Matriz de Consistencia**

## Anexo B. Matriz de operacionalización

Tabla 1: Matriz de operacionalización de la Variable Independiente: Implementación de herramientas predictivas para la personalización educativa

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variable | Definición conceptual | Definición Operativa | Dimensiones | Definición de la Dimensión | Indicadores | Ítems (Ejemplos de preguntas) | Escala de Medición | Instrumento |
| Implementación de herramientas predictivas para la personalización educativa | Integrar sistemas basados en inteligencia artificial que identifican patrones de aprendizaje | Adopción sistemática de plataformas tecnológicas que utilizan algoritmos predictivos. | **Nivel de implementación técnica** | Grado en que las herramientas predictivas han sido instaladas, configuradas y puestas en funcionamiento. | Porcentaje de funcionalidades implementadas | ¿Qué porcentaje de las funcionalidades planificadas del sistema predictivo se encuentran operativas? | Razón (%) | Lista de verificación técnica |
|  |  |  |  |  | Tasa de integración con sistemas existentes | ¿En qué medida las herramientas predictivas se han integrado? | Ordinal (0-100%) | Auditoría de sistemas |
|  |  |  | **Adopción por usuarios** | Medida en que docentes y estudiantes utilizan efectivamente las herramientas. | Tasa de uso docente | ¿Qué porcentaje de docentes utiliza el sistema predictivo? | Razón (%) | Logs de actividad |
|  |  |  |  |  | Frecuencia de consulta estudiantil | ¿Con qué frecuencia los estudiantes interactúan con las recomendaciones? | Razón (veces/semana) | Métricas de plataforma |
|  |  |  | **Escalabilidad** | Capacidad del sistema para crecer y adaptarse a mayor número de usuarios o nuevos contextos. | Índice de rendimiento bajo carga | ¿Cómo varía el tiempo de respuesta del sistema al incrementar usuarios en un 50%? | Razón (factor) | Pruebas de estrés |
|  |  |  |  |  | Adaptabilidad contextual | ¿En cuántos contextos educativos se ha implementado el sistema? | Razón (número) | Registro de implementaciones |

***Tabla 2: Matriz de operacionalización de la Variable Independiente***

Tabla 2 Matriz de operacionalización de la Variable Independiente

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variable** | **Definición conceptual** | **Definición Operativa** | **Dimensiones** | **Definición de la Dimensión** | **Indicadores** | **Ítems (Ejemplos de preguntas)** | **Escala de Medición** | **Instrumento** |
| **Rendimiento educativo integral** | Conjunto de resultados medibles que reflejan el desempeño académico. | Medición sistemática de múltiples variables académicas y cognitivas que evidencian la mejora en los procesos educativos. | **Desempeño académico** | Nivel de logro y cumplimiento de objetivos pedagógicos medidos a través de evaluaciones formales e informales. | Promedio general de calificaciones | ¿Cuál es la media aritmética de las calificaciones obtenidas en matemáticas, ciencias y comunicación? | Razón (0-20) | Registro académico institucional |
|  |  |  |  |  | Tasa de aprobación | ¿Qué porcentaje de asignaturas ha aprobado el estudiante? | Razón (%) | Sistema de gestión académica |
|  |  |  | **Eficacia del modelo predictivo** | Capacidad del sistema para generar clasificaciones precisas y recomendaciones útiles según perfiles. | Precisión del algoritmo | ¿Qué porcentaje de perfiles cognitivos son correctamente clasificados por el algoritmo? | Razón (%) | Validación cruzada (Cross-validación) |
|  |  |  |  |  | Relevancia de recomendaciones pedagógicas | ¿Qué tan útiles considera el docente las recomendaciones generadas? | Ordinal (1-10) | Encuesta de valoración docente |
|  |  |  | **Indicadores institucionales** | Métricas a nivel de institución educativa que reflejan el impacto sistémico del modelo predictivo. | Tasa de deserción escolar | ¿Cuántos abandonan el sistema educativo durante el período de 6 meses? | Razón (número) | Sistema de seguimiento estudiantil |
|  |  |  | **Desarrollo de competencias específicas** | Evolución de habilidades particulares vinculadas a los distintos tipos de inteligencia. | Nivel de desarrollo por inteligencia múltiple | ¿Cuál es la puntuación obtenida en evaluaciones específicas para cada tipo de inteligencia? | Razón (1-100) | Test de inteligencias múltiples |
|  |  |  |  |  | Tasa de mejora en competencias débiles | ¿Qué porcentaje de mejora se observa en las áreas de inteligencia? | Razón (%) | Evaluación comparativa |

**Tabla 3 Tabla 2 Matriz de operacionalización de la Variable Dependiente**

| **Variable** | **Instrumento** | **Tipo** | **Escala** | **Aplicación** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Perfil Cognitivo | Test de Inteligencias Múltiples | Cuestionario | Likert | Diagnóstico inicial |
| Rendimiento Académico | Registro institucional | Datos históricos | 0–20, % | Pre y post software |
| Participación y Motivación | Encuesta a estudiantes | Cuestionario | Likert 1–5 | Pre y post software |
| Uso del sistema | Logs del software (Python) | Registro automático | Frecuencia semanal | Durante la intervención |
|  |  |  |  |  |

**Tabla 4 de Instrumentos de Medición**

*Interfaz de usuario gráfica, Aplicación, Chat o mensaje de texto

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.*