



La Revolución Digital en la Educación Universitaria: La Influencia de la IA en la Personalización del Aprendizaje en Perú

Contreras Rivera, Robert Julio
Contreras Rivera, Lili
Paz Campaña, Augusto Edward
Urraca Vergara, Elena Matilde
Temoche López Alfredo Fernando
Morales Chalco, Juana Rosa





© Contreras Rivera, Robert Julio
Contreras Rivera, Lili
Paz Campaña, Augusto Edward
Urraca Vergara, Elena Matilde
Temoche López Alfredo Fernando
Morales Chalco, Juana Rosa

© Editorial Grupo Compás, 2025
Guayaqui, Ecuador
www.grupocompas.com
<http://repositorio.grupocompas.com>

Primera edición, 2025

ISBN: 978-9942-33-880-8

Distribución online

 Acceso abierto

Cita

Conteras, et. Al (2025) La Revolución Digital en la Educación Universitaria: La Influencia de la IA en la Personalización del Aprendizaje en Perú. Editorial Grupo Compás

Este libro ha sido debidamente examinado y valorado en la modalidad doble par ciego con fin de garantizar la calidad de la publicación. El copyright estimula la creatividad, defiende la diversidad en el ámbito de las ideas y el conocimiento, promueve la libre expresión y favorece una cultura viva. Quedan rigurosamente prohibidas, bajo las sanciones en las leyes, la producción o almacenamiento total o parcial de la presente publicación, incluyendo el diseño de la portada, así como la transmisión de la misma por cualquiera de sus medios, tanto si es electrónico, como químico, mecánico, óptico, de grabación o bien de fotocopia, sin la autorización de los titulares del copyright.

Índice de contenidos

Índice de contenidos	1
Prólogo	2
INTRODUCCIÓN	3
Tipo de investigación.....	27
Diseño de la investigación.....	29
Inteligencia artificial.....	30
Personalización del aprendizaje.....	31
Procedimientos.....	32
Análisis descriptivo para el objetivo específico dos.....	36
Resultados inferenciales.....	38
Contrastación de la primera hipótesis específica	42
Contrastación de la segunda hipótesis específica.....	46
CONCLUSIONES	62
REFERENCIAS.....	64

Prólogo

La presente investigación tuvo como objetivo general determinar el impacto que tiene la inteligencia artificial sobre la personalización del aprendizaje de los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024. Para este estudio se hizo uso de la metodología de investigación básica con un enfoque mixto, se adoptó un diseño de investigación no experimental, transversal y un enfoque correlacional-causal. Para la población se tomó en cuenta la totalidad de estudiantes matriculados en la Facultad de Ciencias de la Gestión y Comunicación y la muestra se constituyó de 60 estudiantes de la facultad. Para la recolección de datos, se utilizó como instrumento, un cuestionario medido por la escala de Likert. Dentro de los resultados descriptivos se obtuvo que un 13.3% de los participantes percibe alto nivel de personalización del aprendizaje, cuando el nivel de aplicación de la inteligencia artificial es bueno. Respecto a los resultados inferenciales se obtuvo un indicador de Nagelkerke de 0.068 junto con un estadístico de Wald de 6.598 y una significancia de $p=0.010$, además, los datos analizados muestran que el modelo se ajusta bien a los datos, debido a que se obtuvo un Chi cuadrado de Pearson de 0.619 con 2 grados de libertad un nivel de significancia de 0.734, puesto que el valor de p es mayor que 0.05, este resultado sugiere que no hay evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula; Sin embargo, los coeficientes obtenidos indican que si existe una relación significativa entre las variables establecidas.

Introducción

A lo largo de la Historia, la humanidad ha ido creando diversos tipos de tecnología de divulgación de información que se han ido actualizando con el pasar de los años, tales así como las pinturas rupestres o la imprenta, en el caso de los últimos avances tecnológicos, como lo es la inteligencia artificial, se ha podido observar una incorporación de manera intrusiva en las actividades de recopilación de información y aprendizaje, sirviendo como material de apoyo en las funciones de búsqueda, creación, reconocimiento y automatización de recursos.

Gracias a estos últimos avances tecnológicos durante el pasar de los años, hoy en día se puede apreciar lo indispensable que es manejar recursos tan determinantes como la inteligencia artificial, que apoyan el desarrollo del aprendizaje y nuevas estrategias didácticas que brindan soporte a las necesidades que el humano moderno requiere (Ribera & Díaz, 2024)

Hoy en día, la inteligencia artificial está generando un gran impacto de carácter revolucionario, sobre todo la forma en que las personas desarrollan el proceso de aprender y enseñar, impacto que desencadena cambios en materia de su implementación y mejora constante. Estos cambios se sobreponen a las maneras en que se definen los parámetros de enseñanza del docente, la adquisición de conocimiento del alumno y las mallas curriculares de las instituciones educativas.

La inteligencia artificial está proporcionando cambios en el sistema de educación muy diferentes a los que incluyen solamente tecnología. Se pasó de un modelo en donde solo disponer materiales en línea al estudiante a incluir sistemas aprendizaje personalizados centrados en la retroalimentación que enriquecen la experiencia de aprendizaje de ambas partes (Arana, 2021).

A nivel mundial, la utilización de la inteligencia artificial viene siendo uno de los recursos más utilizados no solo por estudiantes sino también por instituciones financieras a lo largo del mundo, estas últimas mencionadas, es quien le saca el máximo provecho, esto gracias a que buscan tomar ventaja del acelerado crecimiento de nuevas tecnologías.

Una investigación reciente de la (UNESCO) destacó que el 10% de 450 universidades permiten el uso formal de recursos de inteligencia artificial. Este es el resultado del reciente impulso significativo de la implementación de la inteligencia artificial en cuestiones de ahorro, pronóstico, reducción de costos y mejora de la eficiencia del trabajador (Menacho et al., 2024).

A nivel latinoamericano, se vienen enfrentando diversos desafíos que mantienen alerta a las diferentes economías que conforman esta región del globo, desafíos que pueden fácilmente ser abordados con la implementación de la inteligencia artificial, ya que, con un correcto empleo de sus potencialidades, se podría proporcionar diversas vías de soluciones apoyadas en diferentes casos aplicativos que ayuden de forma eficiente al momento de la toma de decisiones.

Abordar los crecientes problemas que surgen en comunidades latinoamericanas se torna difícil debido a las disparidades de cultura, costumbre, tradición, etc. Sin embargo, si se usa la inteligencia artificial como herramienta de pronóstico e innovación, se abordará este problema de manera eficiente (Gómez et al., 2020).

A nivel nacional, tanto los sectores empresariales como los profesionales del Perú están adoptando la Inteligencia artificial como un método clave para agilizar y optimizar sus actividades y operaciones. Sumado a esto, el gobierno está buscando constantemente, la forma de agilizar procesos y controlar las diligencias que se realizan día tras día, por medio de la inteligencia artificial, esto resulta no solo en cambios en las instituciones privadas y públicas de la nación, sino también cambios en la cultura tecnológica de la población.

El 28% de las compañías en Perú, están adquiriendo la IA, impulsadas por el crecimiento y la aceleración que está experimentando junto con el avance tecnológico, lo que les permite acceder a nuevos mercados y estimular el desarrollo económico. Además, el 37% de las compañías en Perú, aplican una capacitación eficiente y adecuada con la IA para sus trabajadores. Asimismo, se presenta que el 62% de conocedores en el Perú, incrementaron su inversión en la inteligencia artificial estos dos años, aproximadamente. De igual forma, el 31% de los profesionales incorporará la IA en métodos y programas vigentes. Ante ello, el trabajo es de suma importancia, porque optimiza aspectos como la toma de decisiones y fomenta la reflexión de las universidades en el desarrollo de la calidad educativa (ODS 4), garantizando un aprendizaje digno y actualizado para los universitarios (Menacho et al., 2024).

A nivel regional, en los departamentos del Perú, la inteligencia artificial ha tenido un impacto significativo en el ámbito educativo, mejorando la capacidad de utilizar estas herramientas. Además, la IA ha contribuido al avance y la innovación en cada región del Perú, permitiéndonos comprender mejor su funcionamiento y ser más eficientes en la gestión de la tecnología.

En el contexto de la libertad, los estudiantes de carreras técnicas aún experimentan incertidumbre al emplear adecuadamente las herramientas tecnológicas. Esta falta de seguridad puede afectar tanto su rendimiento

presente como futuro. Más aún, al saber que estamos en un mundo globalizado, ya que las herramientas digitales se han vuelto imprescindibles para fortalecer nuestra autonomía y enfrentar los desafíos del entorno digital con eficacia (Perez, 2022).

A nivel local, la inteligencia artificial en Lima resalta una significativa brecha entre los que dominan este tipo de tecnología y los que no tienen disposición de este tipo de recursos y no tienen habilidades con el uso de material de inteligencia artificial, en el caso de universitarios, son más propensos a tener dificultades en conseguir algún puesto de trabajo después de haber terminado su carrera, esto es resultado de la alta demanda del manejo de destrezas digitales como la inteligencia artificial.

En un mundo digitalizado, en el contexto limeño, dominar habilidades digitales como el uso de inteligencia artificial, puede significar tu propio futuro, por el hecho de que en estos tiempos se exigen más dominio de recursos digitales como la IA (Ruiz et al., 2023).

A continuación, se presenta la situación de la universidad del Perú, una institución educativa que ha tenido un reciente crecimiento a nivel de infraestructura y estudiantil; sin embargo, a pesar de mantenerse al día en los constantes cambios de metodología en la enseñanza de la última década, tales, así como el uso de algunos recursos digitales que facilitan el almacenamiento de información en línea. Aún debe afrontar ciertas barreras que demostrarán un cambio significativo sobre los diferentes métodos de enseñanza brindada por el personal docente en interacción con materiales digitales como la interacción con la inteligencia artificial. Esta implementación de nueva tecnología requiere un seguimiento exhaustivo en materia de poder analizar e incentivar su correcto uso.

Esta interrelación con la inteligencia artificial transforma los procesos educativos, trayendo beneficios como la personalización del aprendizaje del estudiante, como consecuencia de la adaptación de las necesidades específicas de cada estudiante, así motivando la libre investigación y el desarrollo de destrezas tanto digitales. Además, de proporcionar nuevas formas de elaboración de proyectos autónomos y desarrollo de trabajos individuales. Es por esta razón que aplicar este tipo de alternativas de estudio didáctico es una forma de incentivar a los estudiantes universitarios a optimizarse ellos mismos.

Si se desea continuar compitiendo con las demás instituciones, la universidad del Perú deberá adaptarse paulatinamente a los recientes cambios disruptivos de la enseñanza de esta época, y comenzar con la mejora de los métodos de enseñanza, enfocados al uso de la inteligencia artificial. Estas mejoras incluyen

la nueva inversión en materiales de interacción digital, instrucción del personal docente en el manejo de estas tecnologías y brindar información sobre las posibilidades de uso que tiene la inteligencia artificial a los estudiantes. Esta mejoría promete elevar considerablemente la calidad de la enseñanza universitaria y potenciar el rendimiento institucional, generando innovación y progreso en los diferentes ámbitos educativos.

Considerando lo mencionado en los párrafos anteriores se presenta la problemática general: ¿Cuál es el impacto entre el papel de la IA y la personalización del aprendizaje en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024?, asimismo se desprenden los siguientes problemas específicos: ¿Cuál es el impacto entre el papel de la IA y la adaptabilidad en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024?, ¿Cuál es el impacto entre el papel de la IA y la autonomía en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024?, ¿Cuál es el impacto entre el papel de la IA y la motivación en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024?

Este análisis resalta su utilidad al tratar temas sobre la integración del papel de la IA en los estudiantes universitarios de una universidad, con el fin de promover la personalización del aprendizaje. Esta iniciativa causa un efecto destacado en la optimización de la calidad educativa, en la introducción de métodos de enseñanza innovadores y en la adecuación a las demandas variables del entorno educativo. Los beneficios de esta integración se reflejan en la institución universitaria y en los estudiantes. Al incorporar la inteligencia artificial en el proceso educativo, la universidad mejora el rendimiento y la capacidad de la enseñanza facilitando así la personalización del aprendizaje en los estudiantes. Además, al contar con herramientas digitales, la universidad también alcanza una mayor sintonía con las tendencias educativas y las necesidades de sus estudiantes. La importancia del desarrollo de este tema se basa en incentivar la implementación de la inteligencia artificial en una universidad de Lima. Los puntos por tratar en esta investigación reflejan la amplia gama de posibilidades que tiene el uso de la inteligencia artificial en esta institución educativa en desarrollo para mejorar su rendimiento como universidad. La relevancia que tiene este objeto de investigación radica en mostrar la variedad de beneficios que tienen la interacción con la inteligencia artificial para así ayudar a futuras mentes a entender los factores relacionados a este tema.

La justificación teórica que avala el estudio exhaustivo de este informe es resaltar la importancia de la inteligencia artificial sobre los métodos de enseñanza de hoy en día, de ese modo también evolucionar en la forma en que se desarrolla este importante proceso de adquisición de conocimientos de los jóvenes universitarios.

La justificación de este estudio se centra en enriquecer las metodologías académicas al brindar información sobre la retroalimentación que brinda la inteligencia artificial en la elaboración de ensayos. La cual es indispensable para saber si la inteligencia artificial brinda el apoyo suficiente para ser considerado útil para la redacción de estas (Banihashem et al., 2024).

Este estudio tiene justificación práctica, ya que ofrece sugerencias que pueden resultar beneficiosos para distintas universidades. Estas recomendaciones se sumergen en la incorporación de la inteligencia artificial para optimizar la personalización del aprendizaje. Por tanto, al integrar de manera eficiente estas tecnologías, las instituciones académicas tendrán a su disposición enriquecer su enfoque pedagógico, logrando así una enseñanza más dinámica, personalizada y efectiva para el aprendizaje de los estudiantes.

La finalidad de la justificación práctica radica en brindar soluciones aplicables oportunas, de acuerdo con el contexto de la problemática, soluciones que tengan la funcionalidad de ajustarse a las necesidades del tema y con la capacidad de contribuir continuo mejoramiento mediante la aplicación de estrategias efectivas (Carhuavilca, 2024).

Este estudio tiene una justificación metodológica, ya que se exploran nuevas estrategias y métodos para integrar de manera efectiva el papel de la IA en las tácticas educativas. Por ello, nos dedicamos a investigar y a examinar cómo las diferentes herramientas que posee la inteligencia artificial pueden influir considerablemente en la capacidad de los estudiantes en su desarrollo de autonomía de aprendizaje.

Se evidencia al sugerir una metodología innovadora o un enfoque estratégico que garantice la obtención de conocimientos precisos y confiables. Por lo tanto, cuando una investigación se dedica a explorar técnicas inéditas o perspectivas originales para la creación de conocimiento, ello refleja una base metodológica robusta y bien fundamentada (Villela, 2019).

Esta indagación tiene una justificación social, ya que es la sociedad quien en el futuro será la beneficiada con la nueva implementación de estos materiales digitales, generar conciencia de los beneficios otorgados de la inteligencia artificial resulta crucial para abordar los desafíos que trae consigo la implementación de estos nuevos métodos didácticos.

Es muy importante que la sociedad conozca las ventajas de usar esta nueva tecnología para así crear una nueva percepción y promover el uso de este recurso transformativo, que está teniendo tanto impacto hoy en día (Pislaru et al., 2024).

El objetivo general de este estudio consiste en: determinar el impacto entre el papel de la IA y la personalización del aprendizaje en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024. Para conseguir dicho objetivo, se han implantado los siguientes objetivos específicos: determinar el impacto entre el papel de la IA y la adaptabilidad en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024, determinar el impacto entre el papel de la IA y la autonomía en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024, y determinar el impacto entre el papel de la IA y la motivación en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

La hipótesis general de este estudio es: existe un impacto significativo entre el papel de la IA y la personalización del aprendizaje en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024. Las hipótesis específicas son: existe un impacto significativo entre el papel de la IA y la adaptabilidad en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024, existe un impacto significativo entre el papel de la IA y la autonomía en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024, y existe un impacto significativo entre el papel de la IA y la motivación en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Entre las limitaciones captadas en el desarrollo de este trabajo, centrado en la universidad del Perú, incluyen la ausencia de aportes financieros por parte de las instituciones para implementar la inteligencia artificial a los recursos didácticos, la misma falta de recursos tecnológicos y la motivación del joven universitario a usar este tipo de herramientas. Además, de la adaptación de la población universitaria o resistencia al cambio de metodología.

A nivel internacional, se realizó una exhaustiva exploración sobre estudios previos relacionados con las variables que están presentes en este trabajo de investigación. Como fruto de esta investigación rigurosa, se integraron tesis de nivel posgrado relevantes en nuestro estudio.

García (2020), mediante su investigación, proporciona un análisis detallado de su trabajo titulado, Utilización de los recursos tecnológicos y su influencia en el proceso de enseñanza docente de la Unidad Educativa "Lemas" Guayaquil-Ecuador, 2020 (Tesis de la Universidad César Vallejo - Perú) El cual mantuvo como propósito señalar la incidencia de las herramientas digitales sobre el trabajo del docente. El abordaje dio como resultado que la influencia de las herramientas digitales si tienen un gran impacto en el proceso educativo del docente. Se tomó en cuenta una población de 27 docentes en una investigación de método cuantitativo, transversal. De nivel correlacional y diseño no experimental. Dentro del estudio de las variables mediante los procesos correspondientes, el nivel de fiabilidad de los recursos empleados según el alfa

de Cronbach acorde a las herramientas digitales y el proceso educativo que emplea el docente fueron de 0,948 y 0,871 respectivamente. El procedimiento empleado fue la encuesta, además de que se usó dos formularios de preguntas en cada variable, el producto de la encuesta detalló según la tabla 02 un índice de Pearson de 0,585 y significancia de 0,01.

Quispe (2022), evidencia en su estudio titulado: Uso de Herramientas Digitales en la Metodología ERCA en docentes de una Unidad Educativa Pública de Santo Domingo. Ecuador, 2022 (Tesis de la Universidad César Vallejo - Perú). El objetivo que planteó el autor fue identificar si existe una incidencia considerable en el uso de herramientas digitales en la metodología ERCA en profesores de una Institución Educativa pública. La metodología que se aplicó en esta tesis es cuantitativa de tipo descriptivo transversal, con diseño no experimental y una correlacional causal. La población se conformó por 124 docentes, de los cuales se seleccionó una muestra de 100 docentes de nivel básico y bachillerato, y adquiriendo un muestreo no probabilístico. Además, la obtención de datos se llevó a cabo utilizando la técnica de la encuesta, y como instrumento, los cuestionarios. Como resultado se obtuvo un Nagelkerke de 28,7%, acompañado con un valor de significancia de $p < 0.000$, lo que demuestra una cantidad inferior que el nivel establecido de 0.05. Por lo tanto, se infiere que se denota una incidencia considerable del uso de herramientas digitales en la integración de la metodología ERCA en profesores de una institución educativa estatal.

Miranda (2022), a través su investigación, proporciona un análisis detallado de su trabajo titulado, Plataforma educativa virtual y gestión del aprendizaje de los docentes de la escuela "Clemente Ballén", Ecuador, 2021 (Tesis de la Universidad César Vallejo - Perú) El cual mantuvo como propósito señalar la incidencia de las plataformas educativas virtuales en la gestión del aprendizaje de los mentores de dicha institución educativa. Se tomó en cuenta una muestra de 30 docentes en una investigación de método cuantitativo, transversal. De nivel correlacional y diseño no experimental. El procedimiento empleado fue la encuesta, además de que se usó dos cuestionarios, el producto de este procedimiento detalló según la tabla 06 un índice de rho de 0,555 y una significancia de 0,001, demostrando indicios suficientes que afirman la hipótesis planteada en la investigación. Además, dentro del estudio de las variables mediante los procesos correspondientes, el nivel de fiabilidad de los recursos empleados según el alfa de Cronbach acorde a las variables examinadas fue de 0,850. En conclusión, el estudio dio como resultado que la influencia de las plataformas educativas virtuales sí tienen un gran impacto significativo en el proceso de gestión del aprendizaje de la Institución Educativa.

Calderon (2020), a través de su investigación: Estrategias didácticas y competencias digitales en docentes de una Unidad Educativa, Guayaquil, 2020.

(Tesis de la Universidad César Vallejo - Perú). Con la finalidad de revelar la incidencia de las estrategias didácticas y las competencias digitales, en este estudio de investigación se empleó un estudio cuantitativo, transversal con un diseño no experimental, correlacional en una población de 25 docentes. Los instrumentos empleados fueron del tipo de recojo de información de cuestionarios de escala ordinal, sobre las variables. Como resultado se identificó un nivel de confiabilidad de las herramientas empleadas sobre las variables estrategias de enseñanza y competencias digitales, mediante el alfa de Cronbach, con una relación de 0,944 y 0,862 respectivamente, En la tabla 03 de los resultados de esta investigación, muestra una correlación de Spearman (ρ) de 0,191 lo que indica una correlación débil. Dando como resultado que no existe una fuerte correspondencia entre las variables examinadas.

Lino (2022), evidencia en su estudio llamado: Diseño de un sistema de control para optimizar la gestión administrativa en instituciones educativas públicas, Salinas - Ecuador 2022 (Tesis de la Universidad César Vallejo - Perú). Cuyo propósito fue diseñar un sistema automatizado de control que mejore la administración de instituciones estatales de Salinas. La metodología usada en esta tesis es cuantitativa de tipo descriptivo transversal, con diseño no experimental. Además, para la recolección de datos, se empleó una encuesta junto con el instrumento de cuestionario, aplicados a una población de 131 directivos y docentes de las instituciones educativas estatales de Salinas. Los resultados obtenidos arrojaron a través del coeficiente de Nagelkerke un valor de 1,000, indicando una variabilidad del 100% del sistema de control y la gestión administrativa, asimismo, adquiere a través de la prueba de Wald un valor de 6,902. Estos valores denotan que existe una incidencia entre las variables analizadas. En conclusión, el autor sugiere el diseño de un control inteligente con la finalidad de optimizar las actividades administrativas de las instituciones de Salinas.

A nivel nacional, se recopilaron trabajos de investigación en su mayoría tesis indexadas relacionadas con las características específicas de nuestras variables tomadas como objeto de estudio. En su defecto, se consideró solo trabajos de tesis de posgrado provenientes de una fuente de renombre como lo es la Universidad César Vallejo.

Oros (2024), analiza mediante su estudio: Asistencia virtual CHATGPT en el pensamiento creativo en estudiantes del VII ciclo de enfermería de una universidad de Lima, 2023 (Tesis de la Universidad César Vallejo - Perú). Con el propósito de identificar la conexión que se presencia entre la asistencia virtual CHATGPT y el pensamiento creativo en estudiantes que cursan la carrera de enfermería de una universidad de Lima. Utilizó un proceso cuantitativo básico y una correlacional de corte transversal, sin experimentación. Trabajando con un

grupo determinado de 114 estudiantes, siendo ello, su muestra. Adoptando un método de encuesta y un cuestionario para obtener datos importantes, y a través del Alpha de Cronbach arrojó valores de 0.938 y 0.955, respectivamente. Además, la prueba estadística Tau de Kendall mostró un valor significativo de $p < 0.000$, junto con el coeficiente de Nagelkerke de 0.129. En conclusión, estos resultados indican una correlación significativa de la variable de asistencia virtual CHAGPT y el pensamiento crítico.

Unocc (2024), argumenta en su investigación titulada: Competencia digital y la gestión de información en la inteligencia competitiva de estudiantes en una universidad privada, Lima 2023. (Tesis de la Universidad César Vallejo - Perú). Cuyo objetivo es estipular la relación que existe entre Competencia digital y la gestión de información y la inteligencia competitiva de estudiantes de los estudiantes en una universidad privada, Lima 2023. La metodología utilizada en este trabajo fue de tipo básico, con un enfoque no experimental, causal y cuantitativo. Se contó la población y muestra de 123 estudiantes mediante un muestreo probabilístico. Además, el instrumento utilizado fue un cuestionario. La validez del instrumento fue acreditada por el coeficiente alfa de Cronbach con un valor de 0.782 para competencias digitales y con un 0.831 para inteligencia competitiva. En conjunto con el SPSS versión 25 y tomando como referencia el indicador Nagelkerke como el más apto para brindar los resultados, se obtuvo un valor en de 62.4% de la variabilidad de las competencias digitales y gestión de información y la inteligencia competitiva de los estudiantes, del mismo modo, las dimensiones de la variable dependiente mostraron resultados similares.

Alfaro (2018), detalló en su investigación titulada: Las tecnologías de la información en la didáctica de los docentes de educación primaria de la IE Santísima Trinidad, Lima Cercado 2018 (Tesis de la Universidad César Vallejo - Perú). Cuyo objetivo fue estipular la conexión que existe entre las tecnologías de la información y la didáctica de los docentes de educación primaria de la IE Santísima Trinidad de Lima. Empleando una metodología de enfoque cuántico, no experimental, con un diseño de correlación causal, método hipotético y deductivo, y una muestra de 80 docentes. En calidad de táctica de obtención de datos se aplicó la técnica de encuesta, acompañado con el instrumento de cuestionario de escala de Likert. En los hallazgos se obtuvo una veracidad del alfa Cronbach= 0.708 y 0.712, por ende, se tuvo un valor de $p = 0,000$, siendo inferior al nivel de significancia establecida de 0.05. De igual manera, se obtuvo un coeficiente de Nagelkerke del 1.2% y un coeficiente de Wald de 9.752. En conclusión, estos resultados revelan que existe y se presenta una incidencia entre ambas variables examinadas.

Valenzuela (2022), detalló en su investigación nombrado: Alfabetización,

habilidades y competencias digitales en el pensamiento complejo de estudiantes de ingeniería de una universidad particular de Lima, 2021 (Tesis de la Universidad César Vallejo – Perú). Su propósito de este estudio radica en determinar la vinculación que se encuentra entre la Alfabetización, habilidades y competencias digitales y el pensamiento complejo en estudiantes de ingeniería de una universidad particular. Para esta investigación se adoptó una metodología de estudio cuantitativo, de corte transversal. La muestra estuvo conformada por 238 estudiantes de la carrera de ingeniería de una universidad particular. Se aplicó el indicador de confiabilidad alfa de Cronbach proporcionando un valor de 0.946 para la variable alfabetización digital. En cuanto a las determinantes habilidades digitales, competencias digitales y pensamiento complejo, se obtuvo un resultado de 0.965, 0.814 y 0.941 respectivamente. Por otro lado, los hallazgos inferenciales, determinaron que la alfabetización, habilidades y competencias digitales inciden en un 91% en el pensamiento complejo del estudiante, cifra que se obtuvo del estadístico Nagelkerke 0.911. Con estos resultados, se concluyó que las competencias digitales tienen una fuerte influencia en el pensamiento complejo de los estudiantes de medicina.

Pucuhuayla (2024), argumentó en su investigación titulada: Internet de las cosas con inteligencia artificial y aprendizaje basado en proyectos en estudiantes de una universidad de Lima, 2023 (Tesis de la Universidad César Vallejo – Perú). Cuyo objetivo del estudio fue puntualizar la conexión entre el internet de las cosas a través de la inteligencia artificial y el aprendizaje de los estudiantes universitarios de Lima. Su metodología que aplicó fue de enfoque cuantitativo empleado con la técnica de hipotético deductivo y un diseño no experimental de corte transversal. La población se compuso por 215 estudiantes del nivel superior de Ingeniería, de los cuales se seleccionó una muestra de 160 estudiantes mediante un muestreo no probabilístico. La recopilación de datos se llevó a cabo utilizando la técnica de la encuesta, y como instrumento, los cuestionarios. En los resultados se obtuvo una veracidad del alfa Cronbach= 0.819 (Lot) y 0.682 (ABP), por ende, se tuvo una relación significativa de $p=0.003$. De igual manera, se obtuvo un coeficiente de Nagelkerke del 11.8%, y en caso de sus dimensiones, adquirió un coeficiente de Nagelkerke del 2.7%. En contraste, se reafirmó la conexión entre redes de Lot y ABP, obteniendo un coeficiente de Nagelkerke del 6.7%. Además, la IA de Lot contribuye considerablemente al ABP, adquiriendo un coeficiente de Nagelkerke del 1%, y la dimensión de lo aporta notablemente al ABP siendo el coeficiente de Nagelkerke del 9.3%. En conclusión, se reveló que existe un efecto y una correlación significativa entre ambos aspectos, del mismo modo que, sus dimensiones particulares en el contexto de estudiantes de la institución superior.

Tello (2023), exploró en su investigación titulada: Tecnologías de información y

comunicación y la lectoescritura en estudiantes de una institución educativa del nivel primaria, Pucallpa 2022 (Tesis de la Universidad César Vallejo - Perú). El objetivo que formuló el autor es si las tecnologías de información y comunicación influían significativamente en las capacidades de lectoescritura de los alumnos de quinto grado. El estudio empleó una metodología cuantitativa correlacional, sin diseño experimental, con una muestra de 80 estudiantes de las secciones B, C y D de una población total de 130 alumnos de quinto grado. Se recolectaron datos mediante la técnica de encuesta, y como instrumento el cuestionario. Los resultados revelaron que el 17.5% de los estudiantes demostraron bajos niveles de lectoescritura y un uso inadecuado de las TICs, mientras que el 12.5% mostró habilidades de lectoescritura media y un uso adecuado de las TICs, y otro 12.5% alcanzó niveles altos de lectoescritura con un uso muy adecuado de las TICs. Además, a través del análisis estadístico se arrojó un p-valor de 0.294 para la relación entre las tecnologías de información y comunicación y la lectoescritura. Según los datos obtenidos, el autor concluye que no existe una correlación significativa entre las variables examinadas, respaldando así la hipótesis nula.

Dentro de este contexto de investigación, se indagaron los fundamentos teóricos relacionados con la variable clave de inteligencia artificial con el objetivo de ofrecer una comprensión más amplia y detallada, así como de sus aspectos dimensionales que posee. A continuación, se detallan estos aspectos en profundidad.

Según Marzal (2023), la alfabetización de la información ha tenido unos cambios significativos en los últimos años, cambios en función a los últimos avances tecnológicos como lo es la inteligencia artificial, en este sentido, la inteligencia artificial representa una ventaja sobre la alfabetización de información en ambientes académicos, al mismo tiempo también representa un nuevo reto sobre cómo y cuándo usar apropiadamente estos recursos.

Marzal (2023), describe las siguientes dimensiones: almacenamiento de datos, filtración de contenido y respuesta automatizada. Respecto a la dimensión almacenamiento de datos, se define como la búsqueda y recolección de datos mediante algoritmos que seleccionan la información desde diferentes bases de datos competentes que brindan información verosímil.

En cuanto a los indicadores de la dimensión, almacenamiento de datos, Marzal (2023), identificó los puntos: organización, acceso a plataformas, clasificación. El primer punto organización, esta hace alusión a una de las características claves de la dimensión almacenamiento de datos, del mismo modo, el autor lo define como la capacidad de gestionar información de forma sistemática,

estableciendo una estructura que facilita el manejo y búsqueda de información en el momento requerido.

En cuanto al indicador acceso a plataformas, según Marzal (2023), para un buen almacenamiento de datos, se debe tener esa capacidad de poder sumergirse en una variedad inmensa de base de datos para así poder adquirir el conocimiento necesario para luego clasificarla.

En el caso del indicador clasificación, según Marzal (2023), mantener una jerarquía y establecer niveles de veracidad de los datos recopilados es indispensable en el manejo del almacenamiento de datos, es por lo que tener la habilidad de discernir entre información innecesario o necesaria es indispensable en la organización de datos.

Marzal (2023), indica que la dimensión filtración de contenido, es el empleo de sistemas expertos que facilitan el discernimiento de ciertos tipos de data que podrían o no tener valor o relevancia, en la respuesta de la tarea asignada. Además, influye mucho en la respuesta de la inteligencia artificial, ya que brinda un sofisticado proceso de selección de lo que se muestra y lo que se excluye para llegar a una respuesta concreta sin contradicciones.

Respecto a los indicadores de filtración de contenido, Marzal (2023), menciona los siguientes: reconocimiento de valor, método de búsqueda e identificación de sesgos. En cuanto al indicador reconocimiento de valor, se define como la aplicación de enfoques en el proceso de filtración de contenido con el fin de clasificar y por supuesto asignarle un valor a cierta información.

Por parte de Marzal (2023), el indicador método de búsqueda, es una pieza fundamental e importante del proceso de filtración de contenido que se refiere al tipo de interacción que hace la inteligencia artificial con las plataformas a las que tiene acceso para poder recopilar los datos correctos en las bases correctas

Marzal (2023), el indicador identificación de sesgos, es lo que separa a la inteligencia artificial de cualquier otro tipo de buscador o base de datos, al momento de filtrar contenido, esta tiene la capacidad de separar información que no tiene relevancia dentro de lo requerido.

Para Marzal (2023), la dimensión respuesta automatizada, hace alusión al uso de algoritmos específicos para la correcta resolución de problemas o ejecución de respuesta, usualmente tomando de guía experiencias de respuestas anteriores, con el fin de ir optimizando los resultados, haciéndolos, más precisos y directos sobre la problemática asignada. Facilita tareas cognitivas de carácter predictivo y en algunos casos dispone resultados personalizados.

Dentro de la dimensión respuesta automatizada, Marzal (2023), menciona los siguientes indicadores: interacción con los problemas, manejo de la información y toma de decisiones. Respecto al indicador interacción con los problemas, es la acción de la interacción con los comandos mediante sinopsis de aspectos relevantes de la data, la cual es una parte inicial en el proceso que realiza la dimensión respuesta automatizada. Es el primer aspecto de asimilación de la orden que se le da a la inteligencia artificial.

Para Marzal (2023), el indicador manejo de información, no es más que los procesos normativos que debe realizar la IA antes conjeturar alguna hipótesis sobre la tarea asignada, mediante estándares, se mide la usabilidad de la data adquirida y la aplica para generar un base en la respuesta que se vaya a dar de manera inmediata.

Marzal (2023), menciona que el indicador toma de decisiones, como parte final del proceso de respuesta automatizada, esta hace alusión a la capacidad de elegir entre las diferentes opciones filtradas y recopiladas, la óptima para brindar una respuesta directa, estableciendo un dominio completo en la elaboración de un texto de respuesta o de reseña hacia lo que se haya requerido.

Desde la perspectiva de Canal & Muñoz (2022), la inteligencia artificial se define como una compilación de aptitudes intelectuales humanas, especialmente enfocados a sistemas informáticos que son claves para la gestión de información, predicción, entre otros procesos; adaptados por máquinas. Estos autores hacen alusión a las dimensiones: i) almacenamiento de datos, entrenamiento requerido por la inteligencia artificial para la correcta administración, medida y clasificación de relevancia de los datos recopilados, iii) respuesta automatizada, es refiere a la configuración de la máquina para poder arrojar respuestas precisas, usando predicciones basadas en experiencia con el tipo de problemas.

En el trabajo de Huaman (2022), da a entender que la inteligencia artificial es el manejo de la información utilizando algoritmos que asemejan las capacidades de respuesta humana. El autor menciona las siguientes dimensiones: i) almacenamiento de datos, el fácil acceso a diversas bases de datos con la finalidad de permitir extraerlos en el momento requerido de forma rápida y eficiente, iii) respuesta automatizada, conformado por herramientas que le permiten a la inteligencia artificial tener la habilidad de aprender y optimizarse mediante la información almacenada, y así poder arrojar predicciones y resultados similares a como un humano lo haría.

Dentro de la investigación de Túñez (2021), se detalla que la inteligencia artificial es la consecuencia del avance tecnológico naciente de la llamada 4ta Revolución

Industrial con un gran impacto a nivel sistemático y que está generando importantes cambios constantes en el mundo moderno. Además, el autor hace mención de los siguientes dimensiones: i) almacenamiento de datos, complejidad del manejo y acceso a amplia variedad de conocimientos en diferentes campos, funcionando como un enorme banco de información acumulativa, ii) filtración de contenido, se expresa como la aplicación de un sistema de selección como manifestación de un comportamiento inteligente, demostrando atributos como el análisis y toma de decisiones, iii) respuesta automatizada, resultado de lograr que un sistema informático sea capaz de brindar resultados y conclusiones así como las haría una mente humana en el que la identificación de patrones y debidos procesos son clave la ejecución de este tipo de acciones.

Vera & Pico (2024), sostienen que la inteligencia artificial es una herramienta esencial en la administración, manejo y enfoque de información que utiliza métodos de programación innovadores para generar respuestas exactas, al mismo tiempo, estos autores hacen mención de las siguientes dimensiones, i) almacenamiento de datos, proceso administrativo realizado por la inteligencia artificial que gestiona y evalúa datos de información considerada confiable, y la almacena en su banco de reconocimiento para que sea usada cuando sea requerido, ii) filtración de contenido, es el proceso de seleccionar información, identificando datos por medio de patrones de búsqueda específico o requerimiento.

Según Carbonell et al. (2023), la inteligencia artificial en el ámbito educativo es una herramienta que permite enfrentar muchos desafíos que engloba cambios en áreas de enseñanza y aprendizaje. Además, menciona que se debe tener mucho control con este tipo de herramientas tecnológicas, debido a que si se emplea de manera correcta, la institución u organización podría lograr destacar su competencia de las otras, por su parte, estos autores hacen mención de las siguientes dimensiones, ii) filtración de información, es el aprendizaje que permite un funcionamiento de tipo estructural que se asemeja al desempeño que logra el cerebro humano, iii) respuesta automatizada, componente del aprendizaje automático que utiliza algoritmos donde la tecnología trabaja utilizando comandos y antecedentes de búsqueda, así demostrando capacidad de respuesta personalizada.

En la investigación de Olivera (2023), de afirma que la inteligencia artificial tiene como propósito permitir que una tecnología de software realice un procesamiento de información lo más parecido a la mente humano, copiando rasgos como pensamiento deductivo, planificación, predicción, entre otros, además, el autor menciona en su trabajo el siguiente indicador, i) almacenamiento de datos, la actividad que incluye la recopilación de

información como característica humana de almacenamiento de datos de diversos tipos

Por otro lado Avello & Estrada (2023), sostienen que la inteligencia artificial se refiere a la tecnología de impacto que logra desarrollar sistemas autónomos capaces de realizar tareas que usualmente requieren de la intervención del hombre, sumado a eso los autores mencionan las siguientes dimensiones, i) almacenamiento de datos, sistema que recoge datos de la nube y lo suma a su experiencia en un campo específico para así formar reflexiones e interacciones con los datos, haciéndolos de esta manera más concreta concisa, iii) respuesta automatizada, generador de diálogo a partir de parámetros definidos por el comando, brinda la utilidad de arrojar respuestas inmediatas directas.

Para Ortiz (2024), la inteligencia artificial desde una vista institucional es el implemento de sistemas incorporados en máquinas inteligentes y autónomas que son capaces de llevar a cabo actividades complejas que normalmente están reservadas para humanos, además de mencionar las siguientes dimensiones, i) almacenamiento de datos, en el ámbito de bioseguridad, este banco de datos es una herramienta que tiene acceso a toda base de datos con ciertas limitaciones en materia de materiales que podrían afectar la información, tales como la manipulación de datos o audio, reconocimiento biométrico, entre otros, iii) respuesta automática, sistema adaptable a funcionar con diferentes niveles de autonomía con la habilidad de generar información, asimismo adquiriendo por sí mismo un aprendizaje profundo y eficiente.

Mientras que para Tropiano & Noguera (2024), la inteligencia artificial son un conjunto de parámetros informativos los cuales tienen como finalidad imitar las funciones cognitivas que son características del ser humano, con la finalidad de asimilar formas de pensar, posturas, comportamiento y a su vez, ir optimizando progresivamente, en su investigación estos autores mencionan las siguientes dimensiones, ii) filtración de contenido, enfocado a su objeto de estudio, es un software que brinda información sobre cualquier procedimiento específico, además de poder dar sugerencias de uso y posturas par un correcto entendimiento de la información, iii) respuesta automatizada, permite un seguimiento continuo y alerta constante y contribuye a automatizar tareas riesgosas, repetitivas, reemplazando la mano humana, aumentando la productividad en cualquier ambiente en el que se aplique.

Por otro lado, Bolaño & Duarte (2023), afirman que la inteligencia artificial es una herramienta que mejora exponencialmente la calidad de resultados gracias al proceso de recopilar data de diferentes fuentes, estos aspectos hacen a la inteligencia artificial indispensable en el desarrollo del aprendizaje moderno, asimismo, los autores hacen alusión a las siguientes dimensiones, i)

almacenamiento de datos, desde una vista educacional, sirve como un repositorio automático inteligente donde los estudiantes pueden acceder a información de forma rápida, directa y segura. ii) filtración de contenido, mejora los procesos y brinda seguridad a los docentes de que la información brindada es la correcta, iii) respuesta personalizada, analiza el potencial de respuesta por la interacción con la información de manera constante arrojando resultados precisos.

Del mismo modo, Montalván et al. (2024), sostienen que la inteligencia artificial intenta emular las capacidades únicas del ser humano como el razonamiento cognitivo, capacidad que le permite aprender, adaptarse y culminar tareas de forma incluso mejor y más eficiente de como lo haría una persona. en su exhaustiva investigación los autores mencionan las siguientes dimensiones, i) almacenamiento de datos, capacidad para analizar o clasificar una enorme cantidad de contenidos, clasificando, noticias, tendencias y patrones por sectores, así enriqueciendo el contenido de los resultados, iii) respuestas personalizadas, herramienta de personalización según preferencias o comandos asignados a la inteligencia artificial.

Según Montes (2023), la inteligencia artificial es un instrumento tecnológico que puede ser utilizado en una amplia variedad de sectores con la finalidad de automatizar tareas, y garantizar la eficiencia de las actividades, el autor hace referencia a las siguientes dimensiones, i) almacenamiento de datos, según el enfoque de autor, esta se refiere al uso y mezcla de datos de diferentes fuentes, clasificándolos por aspectos, además de facilitar la reutilización información, iii) respuestas personalizadas, algoritmo de aprendizaje basado en la interpretación abierta de alguna problemática, que resulta y se enfoca solamente en dar solución a un problema asignado.

Para Naupay (2023), la inteligencia artificial aspira a desarrollar programas que sean capaces de replicar comportamientos y conductas propias del ser humano. En este contexto, el autor hace referencia a la siguiente dimensión, iii) respuestas automatizadas, nos comenta que este es un proceso que se asemeja al carácter cognitivo propio del ser humano para procesar y comprender la información y que lo aplica mediante el machine learning. Además, la finalidad de usar este tipo de proceso cognitivo es lograr la eficiencia en el procedimiento de arrojar respuestas acertadas a preguntas específicas.

Según Menacho (2021), se tiene la noción de que la inteligencia artificial a medida que tiene mayor acceso a plataformas de información, su capacidad de mejora y autodesarrollo aumenta significativamente. Contextualizado esto, el autor destaca las siguientes dimensiones, i) almacenamiento de datos, menciona que presenta las cualidades de organización y clasificación que es utilizada para

un posterior análisis de los datos, ii) filtración de contenido, esto hace referencia al procesamiento de selección de extensas cantidades de datos que son calificados como aptos para su uso en la investigación.

De la misma manera, Torres (2024), comentan que la inteligencia artificial, idea nuevos procedimientos de enseñanza mediante máquina que aceleran las decisiones con exactitud, considera la siguiente dimensión, iii) respuestas automatizadas, que son parte de mecanismos ajustados en el ser humano como en procesos/automatizados.

Por otra parte Quian & Sixto (2024), nos dicen que la inteligencia artificial se ha adaptado a la inteligencia humana que destaca ya qué realiza tarea - determinadas gracias a los sistemas inteligentes que mejora eficiencia y la eficacia, así mismo, da pase a las siguientes dimensiones, ii) filtración de datos, opinan que ha mejorado mucho la tecnología al punto y destacan que gracias a eso se permite la generación de excesivas cantidades de datos, iii) respuestas automatizadas, en general lo definen cómo máquinas inteligentes que trabajan y razonan cómo humanos.

Según Lopezosa et al. (2024), definen a la inteligencia artificial como una herramienta que analiza productos periodísticos con el fin de conocer su viabilidad y limitaciones, dando mención a las siguientes dimensiones, ii) filtración de contenido, qué para su procesamiento utilizan grandes cantidades de datos, iii) resultados automatizados, en el periodismo les permite ser más eficientes y facilitar su trabajo con la finalidad de realizar proyectos a gran escala.

Para Noguera (2020), la inteligencia artificial ha tenido cuatro puntos de vista, los cuales dos de ellos son el comportamiento humano, y los otros dos son el razonamiento y el procesamiento humano, menciona dos dimensiones, ii) filtración de contenido, menciona que las enormes cantidades de datos ayudan a mejorar y optimizar la salud en el trabajo y reinventarse en nuevos métodos de supervisión y gestión, en las iii) respuestas automatizadas, nos mencionan que aquello evita exponer a los trabajadores a situaciones peligrosas.

Por otro lado, Bolaño & Duarte (2023), nos indican a través de su estudio que la inteligencia artificial demuestra un impacto considerable tanto en la educación como en los cambios de enseñanza. Mencionado lo anterior, llegan a señalar la siguiente dimensión en su trabajo de estudio: ii) filtración de contenido, consideran ante este punto que se debe ejecutar un análisis riguroso de una gran variedad de datos, con el propósito de facilitar y optimizar el aprendizaje de los estudiantes, como también, implementar contenido relevante y apropiado.

A lo largo de este estudio investigativo, en las bases teóricas, se llevó a cabo una minuciosa exploración de los conceptos fundamentales vinculados a la variable dependiente, identificada como "personalización del aprendizaje", con el propósito de simplificar su entendimiento. Además, se profundizó en las dimensiones incorporadas de dicha variable, los cuales se detallan a continuación de manera detallada y entendible

Engel & Coll (2022) sostienen que la importancia de la participación del alumno en el ambiente académico radica en la adquisición de los conocimientos por medio de prácticas constantes, junto con la propia motivación del estudiante es porque eso que, hacer de las estrategias de aprendizaje más didácticas y que se amolden a las necesidades del alumno, esencial para el desarrollo pleno y eficiente del joven estudiante, llamado así la personalización del aprendizaje es una opción acertada de un método que reúne cualidades como la motivación y una buena experiencia, para brindar la mejor experiencia de aprendizaje al estudiante.

Dentro de ese contexto Engel & Coll (2022), mencionan las siguientes tres dimensiones, adaptabilidad, autonomía y motivación. La dimensión adaptabilidad, engloba los ajustes en materia que el estudiante se sienta cómodo con su propio entorno, esto también incluye ajustarse al ritmo del estudiante mientras está en proceso de adquirir conocimientos. Su objetivo es brindar la comodidad sin distracciones al personal para su mejor desenvolvimiento.

Para Engel & Coll (2022) los indicadores de la dimensión adaptabilidad son los siguientes: inclusión del estudiante, satisfacción de intereses, medición de habilidades, en cuanto al primer indicador, inclusión del estudiante, el cual se desarrolla mediante el disfrute de ambientes cómodos que fomenten un trabajo con concentración, igualdad y tranquilidad.

Engel & Coll (2022a) definen el siguiente indicador, satisfacción de intereses como la consideración de los objetivos del alumno, tanto académicos como de desarrollo personal, asimismo, enfocarse en ayudar a identificar los objetivos de los estudiantes es primordial para un mejor desempeño.

Respecto al indicador medición de habilidades, Engel & Coll (2022) establecen que el acompañamiento del alumno en el proceso de conocer sus habilidades es crucial para reforzar flaquezas y mantener una mejor relación con el docente, asimismo, conocer las competencias de cada alumno ayuda a clasificarlo y en ciertos casos posicionarlo en un ambiente donde se sienta más cómodo.

Por un lado, Engel & Coll (2022), identifican la dimensión autonomía como la facultad de independencia de aprendizaje, sin descuidar las bases aprendidas

en el aula, es decir, el alumno se anima a encontrar sus propios métodos de aprendizaje, de tal forma complementa las estrategias de aprendizaje académicos.

Según Engel & Coll (2022), los indicadores de la dimensión autonomía son los siguientes: desempeño individual, control de trayectoria y orientación. A pesar de que estos puntos parecen estar altamente relacionados, cada uno cumple un papel individual en este proceso de autonomía, en primer lugar, el indicador desempeño individual son los logros característicos de cada estudiante de acuerdo con su nivel de aprendizaje y clasificación dentro de su grupo, los tutores tienen un rol determinante en el seguimiento, medición de desempeño y logro de objetivos de cada estudiante.

Engel & Coll (2022) detallan que el indicador control de trayectoria dentro de la dimensión autonomía tiene la función de llevar un proceso de acompañamiento del estudiante, con el motivo de guiarlo y brindarle asesoría personalizada en cada paso de su trayectoria de aprendizaje, da control y regula cada movimiento manteniéndolo dentro de los estándares establecidos.

Respecto al indicador orientación Engel & Coll (2022), sostienen que la orientación es el servicio de brindar apoyo en la toma de decisiones del alumno, ayuda en la resolución de problemas y ayuda a desarrollar habilidades de planificación, estimula el pensamiento crítico del estudiante sobre sus objetivos.

Por otro lado, Engel & Coll (2022) hacen mención de otra dimensión: motivación, y la señalan como un incentivo que anima a los estudiantes a realizar actividades por sí mismos y con entusiasmos, para lograr este objetivo es debe tener bien en claro cuál es el valor personal para cada individuo dentro de la personalización del aprendizaje, este enfoque es determinante en una buena aplicación de estos métodos de aprendizaje.

Además, Engel & Coll (2022), identificaron los siguientes indicadores dentro de la dimensión motivación: valor personal, reconocimiento del entorno y experiencias significativas. Respecto al primer indicador valor personal, los autores afirman antes que un individuo asigne un valor personal, debe conocerse a sí mismo, así como saber desenvolverse en el área en el que está desarrollándose, asimismo estará desarrollando un vínculo con el ambiente y los objetivos que este ambiente conlleva, ese mismo trayecto genera un valor personal sobre los objetivos y la competencia dentro de la institución.

Según Engel & Coll (2022), el indicador reconocimiento de entorno se refiere a la familiarización con el área donde se desarrolla diariamente, sentirse cómodo con el ambiente donde se estudia, permite sacarles el máximo provecho a tus

propias habilidades, de mismo modo, los docentes serán capaces de interactuar mejor con los estudiantes.

Para finalizar Engel & Coll (2022) determinan que el indicador experiencias significativas, está enfocado a crear memorables vínculos entre lo enseñado y la forma en que se aprende. Generar un impacto estimulante significativo y relevante sobre el alumno mejora exponencialmente la capacidad de retención de conocimientos.

Para Solana (2018), es aquel enfoque que implica una metodología educativa que se centra en las necesidades individuales de cada estudiante. Esto significa utilizar la tecnología de manera estratégica para ofrecer experiencias de aprendizaje adaptadas a los intereses, estilos de aprendizaje y niveles de competencia de cada alumno, él plantea las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, se refiere a una habilidad que implica ser observador, detallista, imaginativo e intuitivo al antelar soluciones, destacando también la capacidad emocional y la habilidad para relacionar contenidos entre sí. ii) autonomía, este proceso, se promueve mediante la independencia en el progreso educativo y en otros aspectos de la personalidad del estudiante.

Según Crespo & Mora (2024), la personalización del aprendizaje implica ajustar la enseñanza para adaptarse a las necesidades particulares de cada estudiante, en lugar de seguir un enfoque de educación uniforme como el de la enseñanza tradicional. De esta manera, se promueve un modelo educativo más inclusivo y efectivo. Dicho lo anterior, se presentan las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, ante este término, hacen referencia de cuán importante es que el mentor debe poseer habilidades de motivación y flexibilidad, lo cual contribuirá significativamente en brindar un aprendizaje más práctico y adaptable ante las necesidades de los estudiantes. ii) autonomía, se refieren a la capacidad del estudiante para asumir responsabilidad y definir sus propias metas educativas, eligiendo los recursos apropiados y evaluando su propio avance. iii) motivación, exponen que, dentro de ello, hay un interés y deseo que impulsan a los alumnos a tener una participación en el proceso de aprendizaje y a desarrollar sus habilidades y conocimientos en ellos mismos. Además, destacan que esta motivación es influenciada por factores externos que estimulan el interés del alumno.

Para Hilaca & Quijano (2024), es una estrategia educativa que busca adaptar la enseñanza según los requerimientos específicos de cada estudiante. Esto implica que cada uno avance a su propio ritmo, lo que fomenta una motivación personal más firme y un conocimiento más profundo y significativo. Respecto a lo anterior, se muestra la siguiente dimensión: ii) autonomía, es decir, los

estudiantes exploran y aprenden sobre los contenidos de aprendizaje que les interesan y satisfacen sus necesidades, avanzando a su propio ritmo.

Según Matienzo (2020), es un enfoque educativo que busca adaptar la enseñanza y el contenido de forma individualizada para satisfacer las necesidades y estilos de aprendizaje únicos de cada estudiante. Lo cual implica el uso de estrategias didácticas innovadoras que van más allá de los métodos tradicionales, la creación de contenidos creativos y relevantes, que pueden incluir el uso de tecnología y recursos multimedia, para motivar a los estudiantes y fomentar el desarrollo del pensamiento crítico y la colaboración en el aprendizaje, de esta manera, se promueve un aprendizaje más significativo y duradero. Ante ello, se demuestra las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, debido a la implementación de un sistema de capacitación continua, tanto para docentes como para alumnos, sobre el uso de dispositivos móviles en el proceso educativo, enfatiza la necesidad de adaptabilidad, lo cual se refiere a la capacidad de ajustar las metodologías de enseñanza y crear contenido específico para aprovechar al máximo las características y potencialidades de la tecnología móvil en el aprendizaje. ii) autonomía, debido al uso de dispositivos digitales como tabletas, celulares y otros equipos similares facilita a los usuarios acceder de manera eficiente y sencilla a la información que les interesa, lo que les brinda una mayor autonomía en su desarrollo cognitivo.

Por su parte, Angamarca & Nazareno (2024), la personalización del aprendizaje ofrece a los estudiantes la oportunidad de revisar el contenido a su propio ritmo y de acuerdo con su nivel de comprensión personal, lo que les permite tener una comprensión más sólida en los temas. Considerando lo mencionado anteriormente, se muestran las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, es decir, cada persona posee preferencias y estilos de aprendizaje distintos; a través de la exploración de diversas técnicas, la colaboración con compañeros y la búsqueda de menciones, facilita a los estudiantes la oportunidad de identificar las estrategias que se ajustan mejor a sus necesidades individuales y optimizar su desempeño académico. ii) autonomía, hace mención que, algunos estudiantes pueden encontrar complicaciones al gestionar su propio proceso de aprendizaje si no tienen a su alcance una orientación apropiada. iii) motivación, es decir, los estudiantes participan de forma activa en su proceso de aprendizaje.

Para Muñoz & Gutiérrez (2023) se basa en la adaptación de la enseñanza para satisfacer las necesidades únicas de cada estudiante, lo que brinda la oportunidad de practicar de manera adicional y sin límites en este entorno educativo específico. Posteriormente, se evidencia las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, en su estudio se refiere a la capacidad de la IA para ajustar la enseñanza y la retroalimentación de acuerdo con las necesidades específicas de

cada estudiante. ii) autonomía, es decir, capacidad de aprender a un ritmo personalizado, incluso en segmentos de tiempo reducidos o fragmentados.

Mientras que Rivera (2021), señala que es un ajuste de manera más detallada y específica de los cursos para satisfacer y adaptarse a las necesidades individuales y únicas de cada estudiante. Ante ello, se demuestra la siguiente dimensión: i) adaptabilidad, implica apoyar a las personas para que alcancen el nivel de dominio que desean a su ritmo personal, facilitándoles ser personas más activas e independientes en lugar de solo escuchar pasivamente como suele ocurrir en clases tradicionales.

Para Gonzáles (2023), la personalización del aprendizaje es un método que se centra en priorizar el ritmo de aprendizaje y personalizar las instrucciones para atender de manera óptima las necesidades personales y únicas de cada estudiante. Posteriormente, se evidencia las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, es un enfoque que promueve la interacción entre los estudiantes y el contenido de estudio, al tener en cuenta las particularidades y requerimientos individuales de cada estudiante junto con los recursos de enseñanza disponibles. Lo cual implica elegir los materiales educativos de manera precisa y determinar cuándo y cómo emplearlos de la mejor manera posible. iii) motivación, debido a una educación que pone al estudiante en el centro, priorizando su avance y desarrollo, y proporcionando métodos de enseñanza que estimulan su interés, abre nuevas oportunidades de aprendizaje y crecimiento, lo que llega a ser un impulsor de motivación de los estudiantes en su desempeño académico.

Según Sipion (2023), la personalización del aprendizaje gestiona los registros académicos de los estudiantes para descubrir sus patrones de rendimiento, lo que facilita la creación de planes de aprendizaje adaptados a las necesidades individuales de cada uno. De esta manera, se busca fortalecer las áreas en las que cada estudiante necesita mejorar. Ante ello, se demuestra las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, es la flexibilidad de acoplarse a los distintos estilos de aprendizaje que proporciona el sistema educativo y a desarrollar grandes habilidades. ii) autonomía, es decir, tienen responsabilidad y conciencia propia respecto a su toma de decisiones en su aprendizaje.

Campozaño et al. (2024), mencionan que la tecnología concede la adaptación de materiales educativos de acuerdo con las necesidades y métodos de aprendizaje de cada estudiante, lo que permite una enseñanza personalizada. Continuando, los autores hacen alusión a la dimensión: ii) autonomía, es decir, estudiantes capaces para decidir de manera individual entre distintos enfoques o proyectos de aprendizaje con relación a su interés.

Ames (2024), este enfoque tiene un impacto importante en cómo los estudiantes progresan en su aprendizaje, ya que les permite avanzar a su propio ritmo y centrarse en áreas que les interesan particularmente. Sin embargo, si no se integra la tecnología adecuadamente, esto puede dificultar la adaptación de la enseñanza a las necesidades específicas de cada estudiante. Seguimos con la mención de las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, manejar los conceptos de formas que se adapten a las preferencias y fortalezas cognitivas de cada persona. ii) autonomía, tomar decisiones y adoptar una personalidad más activa para dirigir su propio proceso de aprendizaje. iii) motivación, debido a la incorporación de recursos dinámicos, desarrollo de competencias y desafíos en la educación, despierta un interés innato y un impulso de tener una participación más activa en los estudiantes hacia su aprendizaje.

Según Bobadilla (2023), menciona que la personalización del aprendizaje es una metodología que se enfoca en adaptarse a las necesidades específicas e intereses personales de cada estudiante, creando así experiencias de aprendizaje significativas y relevantes para cada persona. Ante ello, se muestra las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, ante este término, el autor hace mención la estrategia "Microlearning" que es flexible a las necesidades de los estudiantes o usuarios, asimismo es didáctica y fácil de acceder. iii) motivación, permite que los estudiantes se comprometan y encuentren placer en el proceso de aprendizaje.

Vivero et al. (2021), mencionan que la personalización del aprendizaje implica tomar en consideración las particularidades, gustos y curiosidades de los estudiantes para ajustar las actividades educativas de acuerdo con sus requerimientos individuales. Además, esta adaptación no solo busca satisfacer sus necesidades, sino también involucrarlos activamente en la planificación y creación de las tareas y proyectos, con el propósito de fomentar un compromiso más profundo y significativo con su propio proceso de aprendizaje. Respecto a lo anterior, menciona la siguiente dimensión: i) adaptabilidad, flexibilidad para personalizar el proceso de enseñanza según las preferencias de cada estudiante, mientras se asegura que todos trabajen hacia los mismos objetivos educativos generales.

Tamami (2024), señala que el avance de la inteligencia artificial y la tecnología posibilita la personalización del aprendizaje, ofreciendo a los estudiantes una educación adaptada a sus necesidades individuales. Esto contribuye a una experiencia de aprendizaje más satisfactoria y puede resultar en mejores logros académicos para los estudiantes. Considerando lo mencionado anteriormente, se muestran las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, se refiere a que los estudiantes deben ajustarse rápidamente a nuevas tecnologías, ambientes de aprendizaje y requerimientos laborales, desarrollando así habilidades de

aprendizaje continuo y capacidad para superar desafíos. ii) autonomía, capacidad de las personas para tomar decisiones independientes que favorezcan su desempeño en distintos ámbitos. iii) motivación, se refiere a involucrarse de manera activa en el proceso de aprendizaje, explorar desafíos y superar cualquier obstáculo que se presente en su camino.

De acuerdo con Cedeño & Núñez (2024), mencionan que la personalización del aprendizaje va más allá del contenido al incluir también la evaluación, ya que al modificar cómo se evalúa el conocimiento, los educadores o docentes pueden comprender de una mejor manera las habilidades interactivas de cada estudiante y proporcionarles un aprendizaje más eficiente y apto. Continuando con ello, los autores hacen alusión a la siguiente dimensión: ii) autonomía, hacen referencia a la capacidad de los estudiantes para tomar las riendas de su propio proceso de aprendizaje de forma autónoma durante su vida.

Por otro lado, Henao & Herrera (2023), mencionan que este método implica transformar la educación en un ambiente inclusivo, adaptando el plan de estudios para que cada estudiante pueda participar plenamente. Además, este enfoque va más allá de simplemente cumplir con ciertas expectativas mínimas; se trata de nutrir las capacidades únicas de cada individuo al máximo, asegurando que todos los alumnos se sientan valorados y tengan la oportunidad de crecer y desarrollarse en su propio camino de aprendizaje. Con ello, hacen alusión a las siguientes dimensiones: ii) autonomía, habilidad de progresar a un ritmo independiente, mientras se desarrollan habilidades tanto cognitivas como emocionales a través de una variedad de actividades. iii) motivación, se manifiesta como una clara mejora en el ánimo y el interés de los estudiantes hacia el proceso de aprendizaje, como resultado del empleo de herramientas tecnológicas adaptativas durante la clase.

Por otra parte, Albuja et al. (2024), mencionan que la personalización del aprendizaje es un enfoque educativo que concede a los estudiantes adaptar su experiencia de aprendizaje de acuerdo con sus intereses y objetivos individuales. Con ello, mencionan las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, es una habilidad que nos capacita para ser flexibles y receptivos frente a los cambios, como también, nos permite ajustar nuestra forma de actuar o pensar según las circunstancias lo requieran. ii) autonomía, se refieren a la capacidad de tomar decisiones, la libertad para actuar de manera independiente y la disposición para competir. iii) motivación, aquí los autores se refieren en proveer recursos, oportunidades, retroalimentación y permiso a los estudiantes para que organicen su trabajo de acuerdo con sus preferencias e intereses. Esto puede incluir temas o actividades que les atraigan, relacionados con sus intereses personales. De esta manera, se genera un ambiente en el que los estudiantes sienten un interés genuino, lo que los estimula y motiva a aprender más.

En cuanto a Fernández de Silva (2023), comenta que la personalización del aprendizaje contribuye a que los estudiantes reciban una enseñanza que se ajuste mejor a sus necesidades personales, lo que repercute en una mejora de sus logros académicos y en una mayor eficacia en el proceso educativo. A continuación, se evidencia las siguientes dimensiones: i) adaptabilidad, se refiere en acomodarse a distintas situaciones y entornos de aprendizaje mediante la implementación de diversas estrategias y recursos según lo requiera la situación. ii) autonomía, es decir, tener la capacidad de tomar decisiones acerca de cómo aprender y de tomar responsabilidad sobre nuestro propio proceso educativo.

Por último, Muñoz (2022), nos comenta que es una estrategia educativa que busca impulsar las habilidades de cada estudiante hacia su máximo potencial, sin establecer metas predefinidas. Además, en este criterio, cada estudiante alcanza sus objetivos personales de acuerdo con su capacidad individual, permitiendo así un desarrollo óptimo y personalizado. El autor expresa la siguiente dimensión: iii) motivación, es un estado interno influenciado por diversos factores que dirigen el comportamiento de una persona hacia el logro de una meta o la realización de una acción específica.

Tipo de investigación

En este trabajo investigativo, nos sumergimos en una investigación básica, donde el objetivo primordial fue la búsqueda de conocimientos fundamentales en un área específica, prescindiendo inicialmente de aplicaciones prácticas inmediatas. Además, mediante un enfoque teórico y exploratorio, nos adentramos en un análisis profundo para entender los conceptos subyacentes, contribuyendo así a ampliar el conjunto de conocimientos existentes.

Este tipo de investigación, que también es denominada investigación fundamental o pura, se centra en generar nuevos conocimientos sin buscar de forma inmediata una aplicación práctica. El objetivo de aplicar este enfoque es ampliar la comprensión en un área específica y elaborar teorías y conceptos que puedan ser útiles en el futuro. Además, aquellos investigadores que optan por este enfoque investigativo están interesados en examinar preguntas científicas significativas sin enfocarse principalmente en la aplicación práctica de las respuestas que se adquirió (Vásquez et al., 2023).

El enfoque elegido fue mixto, puesto que, nuestro trabajo de investigación presente tuvo como objetivo principal compilar, analizar e integrar tanto datos cuantitativos como cualitativos. Esta combinación de enfoques nos permitió

obtener una comprensión más completa del problema de investigación, ya que cada método por separado no habría sido suficiente para abordarlo completamente. Al emplear esta técnica mixta, pudimos proporcionar un marco riguroso para abordar nuestras preguntas de investigación y verificar nuestras hipótesis específicas. Una vez recopilados, organizamos los datos en una base de datos y los analizamos utilizando SPSS. Los resultados de este análisis mixto nos facilitaron identificar hallazgos significativos y hacer recomendaciones respaldadas por evidencia sólida.

Los enfoques mixtos, también conocidos como híbridos, son una agrupación de métodos de investigación sistemáticos y críticos que implican la recolección y análisis tanto de datos cuantitativos como cualitativos. Este sistema busca incorporar y tratar conjuntamente los hallazgos para realizar inferencias a partir de toda la información recopilada, lo que se conoce como meta inferencias. El objetivo es alcanzar un entendimiento más profundo del fenómeno bajo estudio (Hernández & Mendoza, 2018).

Por su finalidad, el estudio fue básico, enfocándose principalmente en ampliar el entendimiento del tema estudiado, en donde no se orientó hacia la búsqueda de respuestas aplicables de manera inmediata, sino que su valor radica en establecer un fundamento sólido para futuros estudios y la creación de aplicaciones más desarrolladas.

Este tipo de investigación no se enfoca en resolver problemas de manera directa o en contribuir a su solución. En lugar de eso, su objetivo principal es proporcionar una base teórica para otros tipos de investigación, dentro de esta modalidad, es posible plantear tesis con objetivos exploratorios, descriptivos o de correlación (Arias, 2020).

Por su profundidad, este estudio aplicó un enfoque correlacional-causal. En consecuencia, esta investigación indaga sobre el impacto del papel de la IA en la personalización del aprendizaje de los alumnos universitarios de una universidad de Lima.

La investigación correlacional-causal destaca por establecer relaciones de causa y efecto entre las variables estudiadas. Además, se diferencia de investigaciones anteriores por ser más profundas y estructuradas. Ante este enfoque, se distinguen las variables independientes, consideradas como causas, y las variables dependientes, identificadas como efectos. El objetivo principal de este tipo de investigación es indagar si existe una relación de causalidad entre dos aspectos o variables (Arias, 2020).

Por su temporalidad, se optó por un enfoque de investigación transversal, ya que la recolección de información se efectuó en un solo instante temporal. Este

método captura una visión del escenario en un tiempo determinado, proporcionando una valoración inmediata de los fenómenos observados, sin considerar posibles variaciones o desarrollos futuros.

La investigación transversal, es una manera de recolectar datos en un punto específico del tiempo sin interferir en la vida de los participantes. En lugar de realizar experimentos o manipular variables, simplemente se observa y registra información sobre ese grupo de personas en dicho momento (Révalo et al., 2023).

Por su orientación, el estudio realizado fue descriptivo, lo que significó que se llevó a cabo un estudio profundo de las variables de interés. Durante este análisis, se efectuó una descripción detallada y meticulosa de estas variables, aprovechando los datos obtenidos por los instrumentos empleados en la muestra estudiada. Gracias a este método, se logró entender de manera completa y minuciosa los sucesos analizados, resaltando eficazmente sus rasgos distintivos y sus modelos de comportamiento.

Este método descriptivo, busca profundizar en la comprensión de un fenómeno o situación al describirlo minuciosamente. Su enfoque principal es recolectar aspectos relevantes, información detalladamente y analizarla para ofrecer una representación clara y completa del tema investigado (Ramirez et al., 2023).

Diseño de la investigación

La investigación presente se apoya con un diseño no experimental y transversal para examinar el aprendizaje autónomo y las estrategias didácticas en la Universidad del Perú. Elegimos este diseño no experimental con el motivo de explorar y comprender las dinámicas del proceso educativo y la adquisición de conocimientos sin influir directamente en ellos.

En el diseño no experimental, es un método donde no se aplican estímulos o condiciones experimentales a las variables de estudio. En su lugar, los sujetos son observados en su entorno natural sin intervenir en ninguna situación. Además, durante el proceso de investigación, no se manipulan las variables que están siendo estudiadas en el trabajo (Arias & Covinos, 2021)

En este estudio investigativo, empleamos un enfoque de corte transeccional o transversal, lo que demuestra que recolectamos datos en un único instante durante el año 2024.

La investigación de corte transversal se basa en medir tanto la exposición como

el resultado o variable de interés al mismo tiempo. Estos estudios son observacionales y analíticos, ya que el investigador no tiene control sobre la exposición y el grupo no expuesto se incluye para comparación. Prácticamente, se observan diferentes grupos en un momento específico para examinar posibles relaciones entre la exposición a ciertos factores y los resultados de interés (Quispe et al., 2020)

En el presente trabajo se adoptó un estudio de alcance correlacional-causal, debido a su capacidad que nos proporciona para evaluar las vinculaciones entre la inteligencia artificial y la personalización del aprendizaje. Esta técnica nos facilita comprender de una manera más profunda y eficaz sobre la relación que existe entre los distintos factores que estamos investigando.

Es una técnica utilizada en la investigación para examinar cómo se relacionan dos o más variables. Esta metodología evalúa la asociación entre variables sin intervenir en su naturaleza. Además, es fundamental en la investigación porque permite a los investigadores explorar las conexiones entre diferentes variables. Este enfoque es valioso para identificar potenciales relaciones entre variables y para desarrollar hipótesis que puedan investigarse más detenidamente en estudios posteriores (Vásquez et al., 2023)

Esta investigación empleó el método hipotético-deductivo, dado que, nos facilita ser precisos y efectivos en nuestro estudio. Iniciaremos planteando suposiciones apoyadas de la experiencia y, por ejemplo, cómo ciertos procesos de inteligencia artificial podrían impactar significativamente en la personalización del aprendizaje. Posteriormente, por medio de encuestas buscaremos confirmar o refutar estas ideas.

Es un enfoque de investigación científica que implica formular hipótesis tentativas para explicar fenómenos naturales o sociales. Estas hipótesis se someten a pruebas empíricas y rigurosas para confirmar o refutar su validez. Si la evidencia empírica apoya la hipótesis, se acepta provisionalmente como válida. Sin embargo, si la evidencia la refuta, se descarta o se modifica. Este método resalta la importancia de la falsabilidad de las hipótesis y el uso de la lógica deductiva para derivar predicciones observables que pueden ser probadas (R. González & Santiago, 2023).

Inteligencia artificial.

Marzal (2023), argumenta que la inteligencia artificial es lo siguiente, "herramienta informática que desarrolla sistemas y realiza tareas cognitivas utilizando algoritmos para clasificar y manejar una gran cantidad de datos."

Se calculó la variable mediante un cuestionario de inteligencia artificial que consta de 18 ítems, medidos en una escala tipo Likert y repartidos en 3 dimensiones: Almacenamiento de datos, filtración de contenido y respuesta automatizada.

Esta variable se construyó a partir de los siguientes indicadores: Organización, acceso a plataformas, clasificación, reconocimiento de valor, método de búsqueda, identificación de sesgos, interacción con los problemas, manejo de la información y toma de decisiones.

Se aplicó una escala de valoración de tipo Likert que abarcaba desde: Muy en desacuerdo (1), En desacuerdo (2), Ni de acuerdo ni en desacuerdo (3), De acuerdo (4), y Muy de acuerdo (5).

Personalización del aprendizaje.

Engel & Coll (2022), lo definieron de la siguiente manera: Adaptación del contenido de aprendizaje con el objetivo de hacerlo óptimo, que promueva el protagonismo y cree pasión e interés en el desarrollo de actividades del estudiante.

Para la evaluación de este aspecto, se aplicó el cuestionario de personalización del aprendizaje, que consta de 18 ítems y utiliza una escala tipo Likert. Estos ítems se organizan en 3 dimensiones: Adaptabilidad, autonomía y motivación.

Esta variable se derivó de los indicadores: Inclusión del estudiante, satisfacción de intereses, medición de habilidades, desempeño individual, control de trayectoria, orientación, valor personal, reconocimientos de objetivos y experiencias significativas.

Se aplicó una escala de valoración de tipo Likert que abarcaba desde: Muy en desacuerdo (1), En desacuerdo (2), Ni de acuerdo ni en desacuerdo (3), De acuerdo (4), y Muy de acuerdo (5).

Tabla 1
Confiabilidad del instrumento

Variables	Alfa de Cronbach	Nº de elementos
Inteligencia Artificial	0.872	18
Personalización del aprendizaje	0.771	18

Nota. Confiabilidad de instrumentos. Fuente: Estudiantes de una universidad de Lima.

La tabla demuestra el coeficiente de confiabilidad de dos variables: "Inteligencia Artificial" con un alfa de Cronbach de 0.872 y "Personalización del aprendizaje" con un alfa de Cronbach de 0.771. Ambos valores denotan una moderada confiabilidad en los 18 elementos de cada variable, declarando la fiabilidad de las mediciones dentro de cada conjunto.

Procedimientos

Para este estudio, ejecutamos un cuestionario, diseñado con preguntas específicas y adecuadas relacionadas con nuestras variables de trabajo. Después, los cuestionarios fueron distribuidos entre la muestra seleccionada para garantizar una recopilación óptima y uniforme de datos. Una vez reunidas las respuestas, procedimos a inspeccionar la información obtenida. Por ello, aplicamos métodos estadísticos, como el software SPSS. Lo cual, nos facilitó examinar y procesar los datos, identificando aspectos cruciales, como vinculaciones importantes entre las variables. Además, nos permitió tener conclusiones sólidas y fundamentadas en evidencia para nuestra investigación en estadística.

Los procedimientos en una investigación son el conjunto de acciones y etapas metodológicas que se implementan para llevar a cabo el estudio de manera efectiva. Estas actividades abarcan desde la planificación inicial hasta la recopilación y análisis de datos, siendo fundamentales para avanzar en la investigación y alcanzar los objetivos planteados. Es como seguir un mecanismo detallado que guía cada paso del proceso, asegurando que se obtenga la información precisa para responder a las preguntas de investigación (Quincho et al., 2022).

Para analizar la información recopilada en la muestra, primero organizamos y estructuramos los datos en una hoja de cálculo de Microsoft Excel, categorizándolos según variables y dimensiones clave. Después, los trasladamos al software SPSS para realizar un estudio adecuado, lo que nos facilitó conseguir los resultados de las evaluaciones ejecutadas.

El análisis de datos implica organizar y examinar la información recolectada para obtener conclusiones significativas. Es un proceso que transforma datos en conocimiento útil mediante la codificación, tabulación y análisis estadístico. Por ello, se utilizan técnicas como la interpretación de resultados y la verificación de hipótesis para comprender patrones y tendencias, facilitando la toma de decisiones informadas para el estudio (Sucasaire & Ticona, 2023).

Los aspectos éticos que se consideraron en esta investigación se muestran a continuación:

- **Honestidad:** proporcionar el trabajo de manera completa y sin engaños, tanto hacia otros como hacia uno mismo, asegurando la integridad en todas las etapas del proceso investigativo.
- **Objetividad:** garantizar que los intereses personales y las creencias no distorsionen los resultados de la investigación, promoviendo así el avance del conocimiento de manera confiable.
- **Respeto:** reconocer y otorgar crédito a todos los implicados en la ejecución del trabajo, fomentando un ambiente de colaboración y de confianza entre colegas.
- **Responsabilidad:** ser conscientes de las repercusiones éticas y sociales, y estar dispuestos a rendir cuentas por las decisiones y acciones tomadas en el presente estudio.
- **Integridad:** fomentar la honestidad, la transparencia y la calidad en el proceso científico.

Estos aspectos éticos son cruciales para asegurar la consistencia, la confianza pública y el respeto por los derechos humanos en cualquier estudio de investigación (Hirsch, 2019).

Determinar el impacto entre el papel de la IA y la personalización del aprendizaje en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Tabla 2

Tabla cruzada VI inteligencia artificial y la VD personalización el aprendizaje

			VD personalización el aprendizaje			Total	
			Bajo	Medio	Alto		
VI inteligencia artificial	Malo	Recuento	10	6	4	20	
		% del total	16.7%	10.0%	6.7%	33.3%	
	Regular	Recuento	5	9	6	20	
		% del total	8.3%	15.0%	10.0%	33.3%	
	Bueno	Recuento	5	7	8	20	
		% del total	8.3%	11.7%	13.3%	33.3%	
Total		Recuento	20	22	18	60	
			% del total	33.3%	36.7%	30.0%	100.0%

Nota. La presente tabla muestra la tabla cruzada entre la Inteligencia artificial y personalización del aprendizaje. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 2, la mitad de los participantes (33.3%) consideran un nivel de personalización del aprendizaje "bajo" cuando el nivel de implementación de la inteligencia artificial es "malo". Por otro lado, casi la mitad de los participantes (15%) califican como un nivel "medio" a la personalización del aprendizaje cuando la implementación de la inteligencia artificial es "regular". Mientras que la mayoría de los participantes (13.3%) consideran que el nivel de la personalización del aprendizaje es "Alto" cuando la implementación de la inteligencia artificial es "Buena". Estos datos permiten percibir un considerable grado de influencia de la implementación de la inteligencia artificial sobre la personalización del aprendizaje.

En el gráfico 1, se evidencia que la mitad de los involucrados (33.3%) señalan que si se emplea una "mala" aplicación de inteligencia artificial se tiene como resultado un "bajo" desempeño en la personalización del aprendizaje. Del mismo modo otra parte de los involucrados (33.3%) señalan una proporcionalidad positiva en la incidencia de la implementación de una inteligencia artificial "buena" dando como resultado una personalización del aprendizaje "alta". Esto quiere decir que se obtendrá una eficiente personalización del aprendizaje, únicamente si la aplicación de la inteligencia artificial resulta buena.

Análisis descriptivo para el objetivo específico uno:

Determinar el impacto entre el papel de la IA y la adaptabilidad en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Tabla 3

Tabla cruzada VI inteligencia artificial y la D1VD adaptabilidad

			D1VD adaptabilidad			Total
			Bajo	Medio	Alto	
VI inteligencia artificial	Malo	Recuento	12	5	3	20
		% del total	20.0%	8.3%	5.0%	33.3%
	Regular	Recuento	7	10	3	20
		% del total	11.7%	16.7%	5.0%	33.3%
	Bueno	Recuento	5	12	3	20
		% del total	8.3%	20.0%	5.0%	33.3%
Total		Recuento	24	27	9	60
		% del total	40.0%	45.0%	15.0%	100.0%

Nota. La presente tabla muestra la tabla cruzada entre la Inteligencia artificial y adaptabilidad. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 3, se evidencia que una buena parte de los encuestados (40%) que perciben una “baja” adaptabilidad, también califican el rendimiento de la inteligencia artificial como “malo” que representa el 20% de los encuestados. Por otro lado, la mayoría de los encuestados (45%) que consideran una adaptabilidad “media” califican la inteligencia artificial como “regular” o “buena” representando el 16% y 20% respectivamente. Estos resultados, indican relación entre la importancia de la adaptabilidad en el proceso de calificación de la inteligencia artificial lo que quiere decir que la adaptabilidad en la implementación de la inteligencia artificial tiene una mediana repercusión en su calidad.

Se demuestra que una parte de los involucrados (33.3%) que percibe una inteligencia artificial de carácter “malo” del mismo modo percibe una adaptabilidad “baja”. Por otro lado, se puede apreciar que mientras mejor sea

la inteligencia artificial calificándola como “buena” aumenta el nivel “medio” de adaptabilidad preferido por los involucrados. Sin embargo, para una pequeña parte de los involucrados (15%), el nivel “alto” de adaptabilidad repercute del mismo modo en los diferentes niveles en los que se emplee la inteligencia artificial. Esto pone en evidencia una mayor preferencia de una adaptabilidad “medio y bajo” en la aplicación y uso de una buena inteligencia artificial.

Análisis descriptivo para el objetivo específico dos

Determinar el impacto entre el papel de la IA y la autonomía en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Tabla 4

Tabla cruzada VI inteligencia artificial y la D2 VD autonomía

			D2 VD autonomía			Total
			Bajo	Medio	Alto	
VI inteligencia artificial	Malo	Recuento	12	4	4	20
		% del total	20.0%	6.7%	6.7%	33.3%
	Regular	Recuento	5	9	6	20
		% del total	8.3%	15.0%	10.0%	33.3%
	Bueno	Recuento	5	8	7	20
		% del total	8.3%	13.3%	11.7%	33.3%
Total		Recuento	22	21	17	60
		% del total	36.7%	35.0%	28.3%	100.0%

Nota. La presente tabla muestra la tabla cruzada entre la inteligencia artificial y la autonomía. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 4, se observa que la mayoría de los encuestados que informan una baja autonomía, representan el 36,7%. Estos participantes suelen percibir la inteligencia artificial como herramienta “mala” o “regular”, lo cual, este panorama se ilustra con porcentajes del 20% y 8,3%, cada uno para las categorías mencionadas. Por otro lado, se puede observar en la tabla que la inteligencia artificial es considerada como un “buen” recurso por el 33,3% de los encuestados, lo que se refleja en un aumento de las respuestas favorables, indicando niveles de alta autonomía, que representan el 11,7% del total de participantes encuestados. Además, se evidencia que la participación total de los encuestados en las tres categorías de la inteligencia artificial es equitativa.

Estos hallazgos sugieren una relación significativa entre el uso de la inteligencia artificial y el desarrollo de la autonomía, destacando la importancia de la integración y el uso de herramientas digitales en el proceso educativo de los estudiantes.

Se destacan cifras claras en la relación entre la inteligencia artificial y la autonomía. Los datos presentados en el gráfico muestran que la mayoría de los participantes perciben la inteligencia artificial como un recurso de uso "malo", lo que se refleja en un porcentaje "bajo" en la autonomía, alcanzando el 20%. Además, se nota que los participantes que reconocen un uso "regular" de la inteligencia artificial tienden a exhibir con mayor regularidad un nivel "medio" de autonomía, lo que corresponde al 15%. Por otro lado, los participantes que establecen un uso "bueno" de la inteligencia artificial experimentan notables mejoras en niveles altos de autonomía, alcanzando un 11,67%. Estos resultados sugieren una relación entre la percepción de la inteligencia artificial y su impacto en la autonomía, resaltando la importancia de su implementación adecuada para optimizar la educación.

Determinar el impacto entre el papel de la IA y la motivación en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Tabla 5

Tabla cruzada VI inteligencia artificial y la D3 VD motivación

			D3 VD motivación			Total
			Bajo	Medio	Alto	
VI inteligencia artificial	Malo	Recuento	12	3	5	20
		% del total	20.0%	5.0%	8.3%	33.3%
	Regular	Recuento	5	9	6	20
		% del total	8.3%	15.0%	10.0%	33.3%
	Bueno	Recuento	5	8	7	20
		% del total	8.3%	13.3%	11.7%	33.3%
Total		Recuento	22	20	18	60
		% del total	36.7%	33.3%	30.0%	100.0%

Nota. La presente tabla muestra la tabla cruzada entre la inteligencia artificial y la motivación. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 5 se evidencia que, en términos generales, el 36,7% de los participantes calificaron la inteligencia artificial como "Mala", en concordancia con una motivación "baja", mientras que el 33,3% de los encuestados la identificaron como "medio" y el 30% la valoraron como "Alto" de dicha dimensión. Estos resultados apuntan hacia una conexión entre la percepción de la calidad de la inteligencia artificial y el nivel de motivación. Estos indicios subrayan la influencia que la implementación de la inteligencia artificial puede tener en la generación de motivación entre los estudiantes, destacando así su papel en el compromiso y el rendimiento académico.

La conexión entre la inteligencia artificial y la motivación, por lo que se percibe claramente que la mayoría de los participantes (20%), calificaron la influencia de la inteligencia artificial como "malo". Esta percepción se encuentra seguida de cerca por aquellos que la evaluaron como "regular" y "bueno", ambos grupos representando un 8.33% de la muestra. Por otro lado, en términos de motivación, se observa una distribución significativa. Un 11.67% de los participantes señaló un nivel "alto" de motivación, mientras que el 15% consideró que su nivel era "medio". Estos resultados insinúan que los niveles de motivación no parecen correlacionarse fuertemente con la percepción de la influencia de la inteligencia artificial.

Resultados inferenciales

Existe un impacto significativo entre el papel de la IA y la personalización del aprendizaje en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Tabla 6

Prueba de la normalidad de las variables inteligencia artificial y personalización del aprendizaje

	Kolmogórov-Smirnov		
	Estadístico	gl	Sig.
VI Inteligencia artificial	.139	60	.006
V D Personalización el aprendizaje	.144	60	.003

Nota. Corrección de significación de Lilliefors. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 6, se evidencian los resultados de la prueba de la normalidad aplicada, con la estadística de Kolmogórov-Smirnov como la más apropiada para este tipo de muestra. Estos resultados detallan una diferencia en los valores que adoptan las variables inteligencia artificial y personalización del aprendizaje ya que muestran un comportamiento particular, con unos valores de 0.139 y 0.144 respectivamente; asimismo, estas variables evidencian un grado de libertad de 60 en ambos casos y con un nivel de significancia de p-valor de 0.006 en la inteligencia artificial y de 0.003 en la personalización del aprendizaje. Dado que el nivel de significancia es menor que 0.05, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna, considerando el planteamiento de la hipótesis que dice que los datos no siguen una distribución normal.

Regresión logística

Tabla 7

Resumen de procesamiento de casos de la Inteligencia artificial y Personalización del aprendizaje

Resumen de procesamiento de casos			N	Porcentaje marginal
V D Personalización el aprendizaje	Bajo		20	33.3%
	Medio		22	36.7%
	Alto		18	30.0%
VI Inteligencia artificial	Malo		20	33.3%
	Regular		20	33.3%
	Bueno		20	33.3%
Válidos			60	100.0%
Perdidos			0	
Total			60	

Nota. La presente tabla muestra un resumen del procesamiento de casos utilizando Regresión Logística en las variables; inteligencia artificial y personalización del aprendizaje. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 7 se manifiesta el análisis estadístico de los datos recopilados, se evaluaron las dos variables de estudio: Inteligencia artificial y Personalización del aprendizaje. En relación con la variable Inteligencia artificial, se observa que cada una de las tres categorías muestra una distribución equitativa, todas con

un porcentaje del 33.3%. Por otro lado, en la variable Personalización del aprendizaje, se encontró que el 33,3% de los casos se calificaron como "Malo", el 36,7% como "Medio" y el 30% como "Alto". Sin ningún dato inválido, en total se tomaron en cuenta una cantidad de 60 casos. Los valores obtenidos, nos muestran que existe una distribución equilibrada entre las diferentes categorías exploradas en ambas variables, lo que proporciona una comprensión sobre la percepción de la inteligencia artificial y la personalización del aprendizaje en los casos específicos analizados.

Tabla 8

Determinación del ajuste de la inteligencia artificial y la personalización del aprendizaje

Información de ajuste de los modelos				
Modelo	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Sólo intersección	23.314			
Final	19.586	3.728	2	.155

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 8 manifiesta detalladamente los datos del análisis de chi-cuadrado, con un valor de 3,728 y 2 grados de libertad, con una significancia de p-valor de 0.155. Debido a que el p-valor es superior que $\alpha=0.05$, se acepta la hipótesis nula (H_0) de independencia entre las variables y se repela la hipótesis alternativa (H_i) de que no existe independencia entre las variables estudiadas. Por tal motivo, se deduce que no existe una conexión entre las dos variables analizadas del trabajo.

Tabla 9

Determinación de las variables para el modelo de regresión logística ordinal la inteligencia artificial y la personalización del aprendizaje.

Bondad de ajuste			
	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Pearson	0.619	2	0.734
Desviación	0.614	2	0.736

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 9 se presentan los resultados de la prueba de bondad de ajuste, donde observamos 2 grados de libertad, el análisis de Chi-cuadrado de Pearson que es 0.619, con un nivel de significancia de p-valor de 0.734, siendo superior que el nivel establecido de 0.05. Esto sugiere que los datos son normales o paramétricos. En cuanto a la desviación, que es de 0.614 y con un p-valor de 0.736, también demuestra que supera el nivel de significancia. En consecuencia, no hay suficiente evidencia para afirmar que existe una influencia considerable entre las variables analizadas.

Tabla 10

Pseudo coeficiente de determinación del modelo de regresión logística con las variables: inteligencia artificial y la personalización del aprendizaje

Pseudo R cuadrado	
Cox y Snell	.060
Nagelkerke	.068
McFadden	.028

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 10 se presentan los resultados del pseudo R cuadrado, que ofrecen una medida de la capacidad explicativa del modelo. El coeficiente de Cox y Snell muestra un valor de 0.060, indicando que aproximadamente el 6% de la variabilidad en los datos de la variable dependiente es explicada por el modelo en relación con un modelo de alterna. Por otro lado, el índice de Nagelkerke alcanza un valor de 0.068, siendo mayor que el dato anterior y esencial de la variabilidad, representando un 6.8%. En cuanto el coeficiente de McFadden es más bajo, con un valor de 0.028, pero a pesar de ello, es significativo al mostrar que el modelo explica un 2.8% de la variabilidad. Estos hallazgos reflejan una

aptitud considerable del modelo para aclarar y explicar la variación en la variable dependiente.

Tabla 11

Presentación de los coeficientes ajuste de la inteligencia artificial y la personalización del aprendizaje

Estimaciones de parámetro		Estimación	Desv. Error	Wald	gl	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	Límite inferior	Límite superior
Umbral	[VD = 1]	-1.170	.456	6.598	1	.010	-2.063		-.277
	[VD = 2]	.450	.430	1.094	1	.296	-.393		1.292
Ubicación	[VI=1]	-1.106	.601	3.383	1	.066	-2.284		.073
	[VI=2]	-.248	.585	.180	1	.671	-1.394		.897
	[VI=3]	0 ^a	.	.	0	.	.		.

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 11, se detallan los resultados de las estimaciones de parámetros que destacan el impacto significativo de la Inteligencia Artificial en la Personalización del aprendizaje. Podemos observar que en los coeficientes de umbral para la personalización del aprendizaje revela una relación negativa, pero relevante por los datos que expresa. Justamente, la categoría 1 muestra una estimación de -1.170, con una prueba Wald de 6.598 y $p < 0,010$, mientras que la categoría 2 presenta una estimación de -0,450, con una prueba Wald de 1,094 y $p = 0,296$. Además, la "Inteligencia Artificial" tiene un impacto considerable en la otra variable de estudio, con la categoría 1 estimada en -1.106, con un indicio Wald = 3.383 y $p < 0,066$, y la categoría 2 en -0.248, con un indicio Wald = 0.180 y $p < 0,671$; en contraste con la categoría de 3, para la cual no se han registrado datos. Estos valores resaltan el impacto significativo de la inteligencia artificial que se encuentra en la personalización del aprendizaje, brindando una percepción provechosa de ello.

Contrastación de la primera hipótesis específica

Existe un impacto significativo entre la Inteligencia artificial y la adaptabilidad en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Tabla 12

Pruebas de la normalidad de la Inteligencia artificial y la adaptabilidad

Pruebas de normalidad			
	Kolmogórov-Smirnov		
	Estadístico	gl	Sig.
VI Inteligencia artificial	.139	60	.006
D1 VD Adaptabilidad	.223	60	<.001

Nota. Corrección de significación de Lilliefors. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 12 se aprecia la prueba de normalidad aplicando el estadístico de Kolmogórov-Smirnov. Los resultados, manifiestan que para la variable de Inteligencia artificial, el valor estadístico es 0.139 con un nivel p-valor de 0.006, mientras que para la Adaptabilidad es 0.223 con un nivel de $p < 0.001$. En ambos casos, el nivel de significancia es inferior a $\alpha=0.05$. Por lo tanto, se repela la hipótesis nula (H_0) en favor de la hipótesis alternativa (H_1), deduciendo que los datos obtenidos no llegan a seguir una distribución normal según la hipótesis presentada.

Tabla 13

Resumen de procesamiento de casos de la Inteligencia artificial y la adaptabilidad.

Resumen de procesamiento de casos			
		N	Porcentaje marginal
D1 VD Adaptabilidad	Bajo	24	40.0%
	Medio	27	45.0%
	Alto	9	15.0%
VI Inteligencia artificial	Malo	20	33.3%
	Regular	20	33.3%
	Bueno	20	33.3%
Válidos		60	100.0%
Perdidos		0	
Total		60	

Nota. La presente tabla muestra un resumen del procesamiento de casos utilizando Regresión Logística en las variables; Inteligencia artificial y la adaptabilidad. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 13 se puede apreciar el análisis de datos recopilados sobre dos variables específicas. En la variable de Inteligencia Artificial, se observa una distribución equitativa con un 33,3% en cada una de las categorías "Malo", "Regular" y "Bueno". Por otro lado, en la variable de Adaptabilidad se notan variaciones en sus valores, el 40% de los participantes lo clasificaron como "Bajo", el 45% lo clasificaron como "Medio" y el 15% lo clasificaron como "Alto". Estos valores indican una distribución equilibrada entre las categorías evaluadas para ambas variables, proporcionando un panorama de información valiosa sobre la percepción de la inteligencia artificial y la adaptabilidad de este estudio.

Tabla 14

Determinación del ajuste de la Inteligencia artificial y la adaptabilidad.

Información de ajuste de los modelos				
Modelo	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Sólo intersección	24.344			
Final	20.801	3.543	2	.170

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la Tabla 14 se presenta la información de ajuste de los modelos sobre las variables empleadas. Vemos que el valor del modelo final del Chi-cuadrado es 3.543 con dos grados de libertad, y el p-valor es 0.170, demostrando que este valor es superior que el nivel de significancia de 0.05. Por ende, se infiere que hay suficiente evidencia para aceptar la hipótesis nula (H_0) y repeler la hipótesis alternativa (H_1), expresando que no existe una relación significativa entre la variable de inteligencia artificial y la adaptabilidad.

Tabla 15

Determinación de las variables para el modelo de regresión logística ordinal (Inteligencia artificial y adaptabilidad).

Bondad de ajuste			
	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Pearson	2.978	2	.226
Desvianza	2.752	2	.253

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 15 se perciben los resultados de la prueba de bondad de ajuste de la variable de Inteligencia artificial y la adaptabilidad. Visualizamos que en el análisis de Chi-cuadrado de Pearson, el valor obtenido es 2.978 con dos grados de libertad y un valor de significancia de 0.226, indicando que no hay pruebas significativas para afirmar diferencias considerables entre los datos observados y los esperados dentro de las categorías examinadas. En cuanto al análisis de Devianza, se estima un Chi-cuadrado de 2.752, también con dos grados de libertad y, un valor de significancia de 0.253, demostrando que podría haber una diferencia significativa entre los valores vistos y los esperados conforme al modelo aplicado.

Tabla 16

Pseudo coeficiente de determinación del modelo de regresión logística con las variables: Inteligencia artificial y la adaptabilidad

Pseudo R cuadrado	
Cox y Snell	.057
Nagelkerke	.066
McFadden	.029

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

Podemos observar en la tabla 16 los hallazgos de Pseudo R cuadrado sobre las variables de estudio que fueron planteadas. Por un lado, tenemos el coeficiente de Cox y Snell que dispone con una estimación de 0.057 (5,7%), por otro lado, el coeficiente Nagelkerke que posee con un valor de 0.066 (6,6%), y por último, el coeficiente McFadden con una estimación de 0.029 (2,9%). En términos generales, se puede deducir que los datos obtenidos presentan una relación considerablemente moderada entre la variable independiente y la variable dependiente, reflejada por los valores de los coeficientes de Pseudo R cuadrado.

Tabla 17

Resumen de procesamiento de casos de la Inteligencia artificial y la adaptabilidad.

Estimaciones de parámetro		Estimación	Desv. Error	Wald	gl	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
							Límite inferior	Límite superior
Umbral	[VIDD = 1]	-0.863	.451	3.666	1	.056	-1.746	.020
	[VIDD = 2]	1.368	.481	8.095	1	.004	.426	2.310
Ubicación	[VI=1]	-1.126	.620	3.292	1	.070	-2.342	.090
	[VI=2]	-0.281	.599	.221	1	.638	-1.455	.892
	[VI=3]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

^a. Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

En la tabla 17, se detallan datos importantes sobre las variables de la Inteligencia artificial y Adaptabilidad mediante las estimaciones de parámetros. En el coeficiente de Umbral para la adaptabilidad, se visualiza que en la categoría 1 hay una estimación de -0.863, con una prueba Wald de 3.666 y un p-valor de 0.056, mientras que en la categoría 2 presenta una estimación de 1.368, con una prueba wald de 8.095 y un p-valor de 0.004, representando un contraste considerable entre las categorías evaluadas. Por otro lado, en el coeficiente de ubicación de la variable Inteligencia artificial, se exhiben tres categorías. De las cuales, solo dos nos muestran información estadísticamente significativos, mientras que una no; en la primera categoría, tiene una estimación de -1.126, con una prueba Wald de 3.292 y un p-valor de 0.070; y en la segunda categoría, dispone de una estimación de -0.281, con una prueba Wald de 0.221 y un p-valor de 0,638. Se puede inferir que estos resultados tienen variaciones visibles entre las variables examinadas.

Contrastación de la segunda hipótesis específica

Existe un impacto significativo entre la Inteligencia artificial y la autonomía en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Tabla 18

Prueba de la normalidad de las variables Inteligencia artificial y la autonomía

Pruebas de normalidad			
	Kolmogórov-Smirnov		
	Estadístico	gl	Sig.
VI inteligencia artificial	.139	60	.006
D2 VD autonomía	.185	60	<.001

Nota. ^a. Corrección de significación de Lilliefors. Fuente: Data del instrumento de las variables

En la siguiente tabla se puede apreciar los resultados obtenidos de la prueba de la normalidad aplicada a las variables inteligencia artificial y autonomía, utilizando el test de Kolmogórov-Smirnov. Para la variable de la inteligencia artificial, se obtuvo un estadístico de 0.139 con un p-valor de 0.006, en cambio, la variable autonomía mostró un estadístico de 0.185, superior al de la primera, con un p-valor de 0.001. Según estos resultados, ambas variables poseen un valor inferior que el nivel de significancia establecido, $\alpha=0.05$. Por lo tanto, rechazamos la hipótesis nula (H_0) y aceptamos la hipótesis alternativa, lo que sugiere que los datos no siguen una distribución normal según la prueba de Kolmogórov-Smirnov.

Tabla 19

Resumen de procesamiento de casos de la Inteligencia artificial y la autonomía

Resumen de procesamiento de casos			
		N	Porcentaje marginal
D2 VD autonomía	Bajo	22	36.7%
	Medio	21	35.0%
	Alto	17	28.3%
VI inteligencia artificial	Malo	20	33.3%
	Regular	20	33.3%
	Bueno	20	33.3%
Válidos		60	100.0%
Perdidos		0	
Total		60	

Nota. La presente tabla muestra un resumen del procesamiento de casos utilizando Regresión Logística en las variables; inteligencia artificial y personalización del aprendizaje. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 19 se presenta un resumen detallado del procesamiento de 60 casos sin pérdida de información. En relación con la variable Autonomía muestra que el 36.7% de los casos fueron definidos como "bajo", mientras que el 35% lo definieron como "medio" y el 28.3% como "alto". En diferencia, la variable Inteligencia Artificial exhibe un valor uniforme con un 33.3% en cada una de las categorías de evaluación. Este resumen, sobre la distribución equilibrada que hay entre las categorías, ofrece una perspectiva mejor y comprensiva sobre la percepción de ambas variables.

Tabla 20

Determinación del ajuste de la inteligencia artificial y la autonomía

Información de ajuste de los modelos				
Modelo	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Sólo intersección	25.961			
Final	20.589	5.372	2	.068

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 20, se muestra la información de ajuste del modelo donde se muestra un valor de Chi-cuadrado final de 5.372 junto con 2 grados de libertad y un nivel de significancia de valor $p=0.068$, ya que este resultado es ligeramente mayor al nivel de significancia del 5%, se adopta la hipótesis nula (H_0) de independencia entre variables mientras que se rechaza la Hipótesis alternativa (H_1).

Tabla 21

Determinación de las variables para el modelo de regresión logística ordinal (inteligencia artificial y la autonomía).

Bondad de ajuste			
	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Pearson	1.837	2	0.399
Desvianza	1.829	2	0.401

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Estudiantes de una institución pública de educación superior.

En la tabla 21, se aprecian los resultados de la prueba estadística Chi-cuadrado que evalúan la bondad del ajuste del modelo establecido. Como primer indicador tenemos un Pearson que refleja un valor de chi-cuadrado de 1.837 junto con 2 grados de libertad y un nivel de significancia que tiene el valor de 0.399. Sin embargo, no se encuentra una amplia diferencia entre los valores esperados en las categorías analizadas. Asimismo, se aprecia la desviación de 1.829 seguido de 2 grados de libertad y una significancia de 0.401, esto si manifiesta una posible diferencia, aunque por poco, no logra llegar al nivel de significancia requerido. Estos resultados nos indican que el modelo ha demostrado un ajuste aceptable con respecto a los datos probados.

Tabla 22

Pseudo coeficiente de determinación del modelo de regresión logística con las variables: Inteligencia artificial y la autonomía.

Pseudo R cuadrado	
Cox y Snell	.086
Nagelkerke	.096
McFadden	.041

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 22, se puede apreciar que en el modelo Pseudo R cuadrado se detallan 3 indicadores determinan niveles de ajuste en la variabilidad. En primer lugar se tiene un coeficiente, Cox y Snell en una proporción de 0.086 de la variabilidad que se explica en el modelo comparado con un modelo nulo, mientras que se presenta un Nagelkerke que alcanza un valor ligeramente mayor de 0.096 y finalmente un McFadden cerca de 0.041. Estos valores representan la capacidad relativa del modelo para explicar la variación en los datos de la variable dependiente y ofrecen una mejor apreciación que será crucial para entender el ajuste del modelo.

Tabla 23

Presentación de los coeficientes de ajuste de la inteligencia artificial y la autonomía.

Estimaciones de parámetro		Estimación	Desv. Error	Wald	gl	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
							Límite inferior	Límite superior
Umbral	[V2VD = 1]	-1.020	.449	5.156	1	.023	-1.901	-.140
	[V2VD = 2]	.562	.432	1.691	1	.193	-.285	1.410
Ubicación	[VI=1]	-1.292	.612	4.461	1	.035	-2.492	-.093
	[VI=2]	-.118	.583	.041	1	.839	-1.261	1.024
	[VI=3]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

^a. Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

En la tabla 23, los datos que revelan las estimaciones de los parámetros son significativas para las variables "Autonomía" e "Inteligencia artificial". Con respecto al Umbral en la variable "Autonomía", se observan distintos valores entre las dos categorías, por su parte en el apartado de "Autonomía = 1" se muestra una estimación de -1.020 junto con un error estándar de 0.449 y un estadístico Wald de 5.156, además indica una significancia de ($p = 0.023$), mientras que el grupo "Autonomía = 2" exhibe una estimación de -0.562 con un estadístico Wald de 1.691 ($p = 0.193$). Esto sugiere que hay una diferencia significativa en la variable dependiendo de la categoría en que se considere la autonomía. Por otro lado, en la variable "Inteligencia artificial", del mismo modo, se cuentan con diferencias significativas entre los valores obtenidos. Los distintos niveles de inteligencia artificial muestran estimaciones diferentes en la ubicación, siendo "Inteligencia artificial = 1" la más negativa al tener como resultado una estimación de -1.292 y estar acompañado de un estadístico Wald de 4.461 y un ($p = 0.035$) en la significancia. Asimismo, "Inteligencia artificial = 2" evidencia un valor de estimación menos negativa con un -0.118 acompañado de un estadístico Wald de 0.041 y un valor de ($p = 0.839$) en la significancia. Sin embargo, la categoría "Inteligencia artificial = 3" tiene una estimación establecida en cero debido a redundancia, lo que significa que en el parámetro

de ubicación esta variable no está teniendo un aporte significativo. En términos estadísticos, estos resultados señalan una incidencia significativa entre las variables presentadas en el cuadro, proporcionando resultados valiosos sobre sus relaciones dentro del análisis.

Existe un impacto significativo entre la inteligencia artificial y la motivación en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Tabla 24

Presentación de los coeficientes de ajuste de la inteligencia artificial y motivación

Pruebas de normalidad			
	Kolmogórov-Smirnov		
	Estadístico	gl	Sig.
VI inteligencia artificial	.139	60	.006
D3 VD motivación	.149	60	.002

Nota. Corrección de significación de Lilliefors. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 24, se muestra un desarrollo de la prueba de la normalidad, que, por el número de casos, se toma el indicador de Kolmogórov-Smirnov como más apto para evaluar las distribuciones de las variables de la prueba. Los datos arrojados de la prueba empleada a las variables "Inteligencia artificial" y "Motivación" evidencian una importante desviación negativa de la normalidad ya que los valores de p son notablemente menores al nivel de significancia de 0.05 es decir $p < 0.05$. En consecuencia, se descarta la hipótesis nula (H_0) y se considera la hipótesis alternativa. Teniendo estos resultados en cuenta se afirma que los datos no siguen una distribución normal, es decir que no son paramétricos.

Tabla 25

Resumen de procesamiento de casos de la inteligencia artificial y la motivación.

Resumen de procesamiento de casos			
		N	Porcentaje marginal
3 D3 VD motivación	Bajo	22	36.7%
	Medio	20	33.3%
	Alto	18	30.0%
VI inteligencia artificial	Malo	20	33.3%
	Regular	20	33.3%

	Bueno	20	33.3%
Válidos		60	100.0%
Perdidos		0	
Total		60	

Nota. La presente tabla muestra un resumen del procesamiento de casos utilizando Regresión Logística en las variables; inteligencia artificial y la motivación. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 25, tenemos un resumen de los resultados de la prueba realizada en el procesamiento de casos. Las variables de este caso son la Inteligencia Artificial y la motivación. Con respecto a la primera variable, la misma cantidad de involucrados (33.3%) consideran las categorías mala, regular y buena. Mientras en relación con la variable motivación, 22 personas, que representan el 37.6% del total de involucrados muestran un resultado bajo, por otro lado, en la categoría medio un 33.3% de los involucrados consideran esta postura. mientras que, un 30% consideran la categoría alto. El total de casos tomados en este análisis es de 60 sin pérdida de datos. El ordenamiento distintivo de las categorías proporciona una perspectiva plena de la inteligencia artificial y la motivación dentro del estudio realizado.

Tabla 26

Determinación del ajuste de la inteligencia artificial y la motivación.

Información de ajuste de los modelos				
Modelo	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Sólo intersección	26.724			
Final	22.440	4.284	2	.117

Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 26, tenemos que el valor del resultado del indicador Chi-cuadrado arroja un resultado de $p=0.117$ en la prueba ajuste de modelos, al ser este resultado obtenido mayor que $\alpha=0.05$. En consecuencia, se admite la hipótesis nula (H_0) que afirma la falta de conexión entre las variables analizadas. Esto significa que no existe una relación de incidencia entre las variables tomadas en esta prueba.

Tabla 27

Determinación de las variables para el modelo de regresión logística ordinal (inteligencia artificial y la motivación)

Bondad de ajuste			
	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Pearson	3.638	2	.162
Desviación	3.739	2	.154

Nota. Función de enlace Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 27, estos datos muestran los resultados de la evaluación estadística Chi-cuadrado necesaria para contar con la bondad de ajuste en el modelo. Para Pearson se observa un Chi-cuadrado de 3.638, un grado de libertad de 2 y a su vez, un nivel de significancia de 0.162, lo que indica que no hay una variación tan alta sobre los valores esperados dentro de las categorías analizadas. Por otro lado, la desviación observa un Chi-cuadrado de 3.739 con 2 grados de libertad y una significancia con un valor de $p = 0.154$. Esto nos dice que la diferencia no es mucha y que si alcanza un nivel de significancia. lo que significa que el modelo tiene un ajuste aceptable.

Tabla 28

Pseudo coeficiente de determinación del modelo de regresión logística con las variables: inteligencia artificial y la motivación.

Pseudo R cuadrado	
Cox y Snell	.069
Nagelkerke	.078
McFadden	.033

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

En la tabla 28, se observa que los resultados de la regresión logística dentro de los valores del Pseudo R cuadrados arrojan tres diferentes indicadores con valores diferentes. Bajo estos términos, se está obteniendo un valor de Cox y Snell de 0.069, un Nagelkerke de 0.078 y una McFadden de 0.033. Al interpretar en orden los valores obtenidos, se puede deducir que este modelo logístico puede explicar la estimación de incidencia de la variable dependiente entre un 3.3% y un 7.8% utilizando las variables independientes del estudio.

Tabla 29

Presentación de los coeficientes de ajuste de la inteligencia artificial y la motivación.

Estimaciones de parámetro		Estimación	Desv. Error	Wald	gl	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
							Límite inferior	Límite superior
Umbral	[V3VD = 1]	-.958	.445	4.630	1	.031	-1.831	-.085
	[V3VD = 2]	.517	.431	1.441	1	.230	-.327	1.361
Ubicación	[VI=1]	-1.161	.606	3.676	1	.055	-2.349	.026
	[VI=2]	-.114	.582	.038	1	.845	-1.255	1.027
	[VI=3]	0 ^a	.	.	0	.	.	.

Nota. Función de enlace: Logit. Fuente: Data del instrumento de las variables.

^a. Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

En la tabla 29, se aprecian datos sobre las estimaciones en los parámetros que, de forma inequívoca, muestran una amplia diferencia entre las variables del Umbral dentro de las categorías de Motivación. Se obtuvo una gran diferencia entre las categorías "Motivación = 1" a "Motivación = 2", siendo la estimación de la primera categoría -0.958, con un Wald = 4.630, un grado de libertad de 1 y una significancia expresada con un $p = 0,031$. Haciendo una notable comparación con la otra categoría. Sin embargo, en la variable Ubicación, se revelan unos datos significativos de los niveles de Inteligencia Artificial. Por un lado tenemos a "Inteligencia Artificial = 1" con una estimación de -1.161 (Wald = 3.676, $gl = 1$, $p = 0,055$), por otro lado tenemos a "Inteligencia Artificial = 2" con una estimación de -0,114 (Wald = 0.038, $gl = 1$, $p = 0,845$) teniendo estos resultados, ambos resaltan una diferencia entre sus valores dentro de la variable Ubicación. Sin embargo, en la categoría "Inteligencia Artificial = 3" se tiene un parámetro establecido en cero debido a innecesario abordaje, lo que indica la ausencia de impacto significativo en este nivel sobre la ubicación. Los resultados mencionados resaltan la importancia de la Motivación y la inteligencia artificial

dentro de la ubicación y Umbral, y a su vez afirman una nula participación de nivel específico de Inteligencia Artificial sobre la variable motivación.

En esta parte de la investigación, tiene como tema, desarrollar las discusiones de los resultados y antecedentes desarrollados en el presente trabajo, que tiene como objetivo general determinar la incidencia de la inteligencia artificial sobre la personalización del aprendizaje entre los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Con respecto al objetivo general, este proceso se desarrolló con los resultados inferenciales haciendo uso de la regresión ordinal. Se obtuvo como resultado un ajuste adecuado a los datos de la prueba, debido a la obtención de un valor de Chi-cuadrado de Pearson de 0.619 junto con un valor de significancia de 0.734, superando el nivel establecido de la bondad de ajuste de 0.05. Mientras que al analizar los coeficientes de variación mediante los indicadores Cox y Snell, Nagelkerke y McFadden, se considera al segundo mencionado como el más preciso de los tres, arrojando un valor de 0.068. Esto quiere decir que al menos un 6.8% de la personalización del aprendizaje tiene un vínculo con la inteligencia artificial.

Como resultado de la investigación de los parámetros evaluados, al reconocer los datos que se perciben en el resultado del umbral tenemos un valor de Wald de 6.598 junto con un valor de significancia de p-valor de 0.010 que al ser menor que 0.05, refuerza la hipótesis general planteada que afirma que existe una relación entre la inteligencia artificial y la personalización del aprendizaje en estudiantes universitarios. Estos indicadores respaldan la idea de que la inteligencia artificial tiene una importante participación en la personalización del aprendizaje sobre estudiantes de educación superior, promoviendo una interacción responsable con la tecnología y mejorando temas como la motivación y desempeño del estudiante dentro del ambiente educativo.

Estas conclusiones se evidencian en la tabla cruzada que reflejan las apreciaciones de los involucrados respecto a los niveles de inteligencia artificial con la personalización del aprendizaje. Los datos recogidos indican que dentro del 33.3% de los involucrados que perciben un nivel de inteligencia artificial "Mala" la mitad (16.7%) también perciben un nivel "Bajo" de personalización del aprendizaje. Mientras que del 33.3% de involucrados que consideran un nivel "Bueno" en la implementación de inteligencia artificial, el 13.3% también percibe un nivel "Alto" de personalización del aprendizaje. Esto confirma una vez más una relación directa de incidencia entre las dos variables y evidencia una vinculación proporcional entre los niveles de aplicación de estas.

Los datos arrojados por las pruebas estadísticas refuerzan la importancia de

promover una correcta adopción del uso de la inteligencia artificial dentro de instituciones de educación superior que genere una estrategia de personalización del aprendizaje con el objetivo de que los estudiantes se familiaricen con la tecnología y se adapten a cambios de las estrategias de enseñanza personalizadas. De este modo, se logrará un impacto positivo en la forma de enseñar en las instituciones de educación superior y las implementaciones de materiales didácticos que incluyan tecnología de IA, además de traer beneficios como un mejor rendimiento dentro de la institución ya que estos recursos promueven la autonomía del estudiante.

Dentro de los antecedentes recopilados, tenemos una coincidencia en los resultados dentro de la investigación de Unocc (2024), que obtiene como resultado de su investigación una fuerte influencia de competencias digitales y gestión de información en la competitividad de estudiantes de una universidad. Esta fuerte relación se evidencia según el estadístico de Nagelkerke, al obtener un valor de 62.4% de influencia entre la influencia de variables. Lo que determina una relación directa e influyente de uso de competencias digitales y gestión de información para la competitividad de estudiantes de la institución superior. Los resultados mencionados sostienen que si se emplea un desarrollo de competencias digitales que incluya gestión de información, la competitividad de los involucrados puede ser influenciada.

Estos descubrimientos se ven reflejados en la base teórica de la inteligencia artificial en donde según Canal & Muñoz (2022), establece que la inteligencia artificial es un tipo de tecnología de compilación de aptitudes humanas, enfocadas en sistemas informáticos que resultan útiles en el proceso de gestión de información. Asimismo, cuenta con características que permiten una positiva interacción entre los datos recopilados y los receptores. Esto confirma una importante relevancia en el proceso de aprendizaje del estudiante durante su formación. Mediante estas afirmaciones, es posible aceptar que la implementación de inteligencia artificial tiene un impacto significativo si es implementada correctamente dentro de una institución de educación superior para mejorar la personalización del aprendizaje.

En contraste a esto, tenemos la investigación de Calderon (2020), que determinó la relación entre las estrategias didácticas y las competencias digitales de los docentes. Los datos que muestran las tablas como resultado de su evaluación de variables indican que la correlación entre variables no es fuerte. Lo que contradice los hallazgos observados en la institución superior, lo que significa que en cuestión de competencias digitales como el manejo de la IA no tiene un fuerte impacto en las estrategias de aprendizaje.

Estas conclusiones fueron consideradas en la base teórica de la personalización

del aprendizaje. Según Solana (2018), el término personalización del aprendizaje, significa una adopción de las necesidades del estudiante individualmente, de manera que se pueda brindar una experiencia positiva, que anime al estudiante a mejorar su desempeño en la institución educativa. En este sentido, utilizando un sentido de adaptabilidad en los recursos didácticos, y promoviendo la autonomía del estudiante, se mejorará significativamente la competitividad y aprendizaje individual.

Continuamos con el análisis de los resultados centrados en el objetivo específico uno que se dirige en determinar el impacto entre la inteligencia artificial y la adaptabilidad en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

Respecto a este objetivo específico uno, se empleó la regresión logística ordinal con el objetivo de obtener los hallazgos inferenciales. Se evidencia que el modelo demostró un ajuste adecuado a los datos de prueba, como se refleja en un valor de Chi-cuadrado de Pearson de 2.978, con un nivel de significancia (p) de 0.226, indicando que el valor es mayor que nivel de significancia establecido de la bondad de ajuste de 0.05. Además, en el análisis del coeficiente de determinación muestra la variación a través de los indicadores de Cox y Snell, Nagelkerke y McFadden, subrayando al segundo indicador por evidenciar un valor claro de 0.066. Este valor inspira que aproximadamente el 6.6% de la variabilidad en la adaptabilidad de los estudiantes está enlazada a la inteligencia artificial.

Por otro lado, se procedió a utilizar las estimaciones de parámetro, revelando que el estadístico de Wald fue de 3.666 con un valor de significancia de $p=0.056$, el cual resultó ser mayor que el nivel de significancia $\alpha=0.05$. Estos hallazgos indican que existe poca evidencia para respaldar la hipótesis formulada para este objetivo específico, lo cual sugiere que hay indicios que nos inclinan a aceptar la hipótesis nula. Por tal motivo, se expresa que no se encontró una incidencia significativa entre la inteligencia artificial y la adaptabilidad de los estudiantes universitarios.

Estas deducciones se basan en el análisis de tablas cruzadas que exploran la relación entre la inteligencia artificial y la adaptabilidad. Se observa que, cuando la inteligencia artificial se califica como "malo", representa el 33.3% del total, mientras que la adaptabilidad alcanza un 40% como "bajo", mostrando una proporción más alta en comparación con la categoría "alto". En cuanto a la categoría "bueno", se observa que el 33.3% de los casos de inteligencia artificial muestra una marcada disminución en la adaptabilidad clasificada como "alto", que alcanza un 15%. Estos hallazgos indican que la relación entre la inteligencia artificial y la adaptabilidad es limitada, influenciada principalmente por las categorías de desempeño "medio y bajo" en las variables estudiadas.

Los valores estadísticos obtenidos en este proceso subrayan la necesidad de comprender mejor cómo las interacciones entre la inteligencia artificial y la adaptabilidad pueden influir en el aprendizaje y desarrollo de los estudiantes de una universidad de educación superior. Asimismo, es esencial no solo mejorar la integración de estas tecnologías, sino también optimizar su efectividad para apoyar el crecimiento educativo de manera significativa.

Con relación a los descubrimientos del estudio mencionado anteriormente, se encontraron similitudes con los resultados de la investigación previa de Tello (2023), quien reportó que el 17.5% de los estudiantes mostraron niveles deficientes en lectoescritura y utilizaron de manera inapropiada las TICs. Además, a través del análisis estadístico, obtuvo un p-valor de 0.294 en relación con las variables de tecnologías de información y comunicación y su impacto en la lectoescritura. En consecuencia, el autor concluyó que las TICs no tienen un efecto significativo en las habilidades de lectoescritura de los estudiantes de primaria. Estos hallazgos, subrayan la importancia de considerar diversas variables y contextos educativos para entender mejor cómo las tecnologías digitales afectan el desarrollo académico de los estudiantes.

Estos resultados fueron considerados en base al marco teórico de la adaptabilidad, donde se subraya que según el autor Sipion (2023), la adaptabilidad se define como la capacidad de los estudiantes para acoplarse y adaptarse a los diversos estilos de aprendizaje proporcionados por el sistema educativo, así como para desarrollar nuevas y grandes habilidades significativas en función de sus necesidades individuales del alumno.

Respecto a lo mencionado anteriormente, se observa un contraste con los descubrimientos del estudio riguroso de Oros (2024), donde señaló a través del coeficiente de Nagelkerke que el 12.9% de la variable de asistente virtual ChatGPT indican incidencias significativas en el pensamiento crítico. Asimismo, la prueba de Wald exhibió valores de 45.510 con una significancia de $p=0.000$, siendo inferior que el nivel establecido de $\alpha=0.050$. Por lo tanto, el autor puntualizó que el asistente virtual ChatGPT tiene un impacto significativo en el pensamiento crítico de los estudiantes del ciclo VIII de la carrera de enfermería en una institución superior, demostrando que este recurso tecnológico puede optimizar positivamente la capacidad de los universitarios en diversas áreas de la educación académica.

Estos valores obtenidos fueron considerados en la base teórica de la adaptabilidad, según el autor Matienzo (2020), establece que la adaptabilidad es la habilidad de ajustar las metodologías de enseñanza y crear contenido educativo específico para aprovechar al máximo las características y potencialidades de la tecnología móvil en el proceso educativo. Esto incluye la

implementación de un sistema continuo de capacitación tanto para docentes como para alumnos, sobre el uso de tecnología en la educación.

Con respecto al objetivo específico dos, y los análisis respectivos realizados, se busca comprender la incidencia entre la inteligencia artificial y autonomía de los estudiantes universitarios de una institución educativa, Lima 2024.

Siguiendo la línea del objetivo específico dos, este proceso se desarrolló con los resultados inferenciales con la regresión ordinal, de esta forma se obtuvo el resultado de un ajuste de la bondad de la prueba, debido a la obtención de un valor de Chi-cuadrado de Pearson de 1.837 con un grado de libertad de 2 y una significancia de 0.399 que supera el Umbral establecido de 0.05 (5%). Con estos datos se determina que los datos se ajustan adecuadamente a la bondad de la prueba. Además, se realizó una prueba de variabilidad y se tomó el Nagelkerke como el indicador más apropiado para este tipo de pruebas, adoptando un resultado de 0.096. Lo que nos dice que únicamente el 9,6% de inteligencia artificial, tiene una incidencia en la autonomía de los estudiantes.

Del mismo modo, al recoger los datos percibidos por el umbral en el primer nivel, tenemos un estadístico de Wald de 5.156 con un grado de libertad de uno, acompañado de una significancia de 0.023 que al ser menor al establecido de 0.05. confirma la hipótesis específica de que la inteligencia artificial incide en la autonomía del estudiante de una institución educativa. Estos resultados refuerzan la deducción anterior de que la inteligencia artificial tiene un efecto significativo en la autonomía de los estudiantes, lo que implica una buena adaptación individual de los aspectos requeridos para una plena adquisición de conocimientos durante el empleo de estas nuevas herramientas tecnológicas.

Esta conclusión tiene un respaldo de similitud con lo mencionado en el desarrollo de la tabla número cuatro que determina el impacto de la inteligencia artificial con la autonomía de los estudiantes de la institución educativa. Esta tabla pone en evidencia el efecto que tiene la inteligencia artificial cuando se trata de la autonomía. Se obtuvo como resultado que al tratarse de un nivel de autonomía clasificado como "Baja", del 36.7% de involucrados, en su mayoría (20%) también perciben un nivel de inteligencia artificial "Malo". Del mismo modo, el 15% de involucrados del 35% perciben un nivel "Medio" de autonomía cuando el nivel de inteligencia artificial es percibido como "Regular". Estos resultados sugieren una relación regularmente significativa entre el uso de inteligencia artificial y la autonomía del estudiante.

Estas conclusiones, sugieren un grado no tan fuerte de significancia entre la inteligencia artificial y la autonomía del estudiante. Sin embargo, estos hallazgos aún sostienen una conexión entre las variables dentro de los parámetros

establecidos. Es decir, que si se adecua correctamente las características que pueden crear mejor incidencia de inteligencia artificial sobre la autonomía de los estudiantes, se puede sacar ventaja de todos sus beneficios, por lo que una correcta aplicación podría tener una relación directa y significativa entre las variables.

Las conclusiones de este estudio coinciden positivamente dentro del trabajo e investigación de Valenzuela (2022), en donde se evidencio una increíble significancia entre las variables alfabetización, habilidades y competencias digitales y pensamiento complejo de los estudiantes; al usar el indicador de Nagelkerke, se determinó que la alfabetización, habilidades y competencias digitales, tienen una incidencia del 91% sobre el pensamiento complejo del estudiante. Mientras que al usar el estadístico de Wald se obtuvo un valor de 273.230 y un nivel de significancia de $p=0.000$, lo que afirma que el desempeño en el manejo de recursos digitales influye en el pensamiento complejo de los estudiantes de ingeniería de una institución superior. Este análisis nos dice que el desempeño cognitivo que tienen los estudiantes tiene una relación directa y significativa con la adquisición de conocimiento y familiarización con el material tecnológico dentro de una institución educativa.

Estos hallazgos se complementan con la base teórica de la dimensión autonomía en donde según Campozano et al. (2024), refiere que la autonomía se centra en la capacidad de cada estudiante para decidir adquirir conocimiento al nivel y ritmo más cómodo para el mismo. Esto implica una adaptación del sistema educativo para poder brindar las facilidades y materiales adecuados para llevar a cabo un rendimiento y avance apropiado en el transcurso de la formación académica del estudiante.

Por el contrario de esta manifestación, Pucuhuayla (2024), quien en el desarrollo de sus variables, se destaca una correlación significativa entre el internet de las cosas (IoT) y el ABP. En conjunto con un coeficiente de Nagelkerke de 11.8%, que señala mayor relación significativa entre el IoT con IA y el ABP. Estos datos nos afirman que existe una baja relación entre el IoT con IA y el ABP. Además, estas afirmaciones respaldan una baja influencia entre el uso de tecnología para mejorar estrategias de aprendizaje dentro de instituciones de educación superior. En contraste con los resultados realizados en esta investigación, se exige una mejor implementación de IA con respecto a las nuevas estrategias pedagógicas que emplean las instituciones educativas.

Estas afirmaciones se respaldan en la base teórica de la dimensión autonomía, según Cedeño & Núñez (2024), sostienen que la autonomía da lugar a la propia capacidad del estudiante de tomar las decisiones que comprometen su propio desarrollo a nivel académico. Lo que implica un nuevo ritmo en la adquisición

de conocimientos, en donde la institución solamente se encargaría de dar seguimiento y disponer materiales de apoyo al proceso de aprendizaje del estudiante.

Finalmente, al examinar los resultados enfocados en el tercer objetivo específico, cuyo propósito es identificar si existe o no una relación significativa entre la inteligencia artificial y la motivación en los estudiantes universitarios de una universidad, Lima 2024.

En esta parte del análisis, se recopilaron datos específicos mediante la estadística inferencial utilizando la regresión logística ordinal. Los resultados muestran que los datos de prueba se ajustan adecuadamente, ya que se adquiere un valor de Chi-Cuadrado Pearson de 3.638 con un p-valor de 0.162, superando el índice del criterio establecido de 0.05. Posteriormente, al examinar la variabilidad de la inteligencia artificial y la motivación, se observó a través de los indicadores Cox y Snell, Nagelkerke y McFadden, que el indicador Nagelkerke mostró una mayor precisión en comparación con los otros dos, con un valor de 0.078, significando que el 7.8% de la variabilidad de la motivación se encuentra relacionada con la inteligencia artificial.

Como resultado de las estimaciones de parámetros, se observa que el umbral uno alcanza un valor de Wald de 4.630, con una significancia de 0.031, inferior al nivel $\alpha=0.05$. Indicando que no hay evidencia suficiente para rechazar la hipótesis planteada, fortaleciendo así la noción de que la inteligencia artificial ejerce un impacto considerable en la motivación de los estudiantes universitarios, debido a que la institución utiliza herramientas digitales u otros métodos didácticos que fomentan la motivación estudiantil, promoviendo una mayor responsabilidad en sus actividades académicas y en su proceso de aprendizaje.

Esta inferencia se apoya en el análisis de tablas cruzadas que relacionan las variables de inteligencia artificial y motivación. Se aprecia que en la categoría de inteligencia artificial clasificada como "malo", representa el 33.3%, lo cual se corresponde con una motivación calificada como "baja" en un 36.7%. Mientras que en la categoría de inteligencia artificial clasificada como "bueno", también con un 33.3%, se visualiza que la motivación calificada como "alto" es del 30%, mostrando una proporción menor. Por ende, estos hallazgos indican una relación entre la variable de inteligencia artificial y motivación.

Los resultados de este estudio coinciden de manera positiva con los descubrimientos de la investigación de Oros (2024), donde señaló a través del coeficiente de Nagelkerke que el 12.9% de la variable de asistente virtual ChatGPT indican incidencias significativas en el pensamiento crítico. Asimismo,

la prueba de Wald exhibió valores de 45.510 con una significancia de $p=0.000$, siendo inferior que el nivel establecido de $\alpha=0.050$. Por lo tanto, el autor puntualizó que el asistente virtual ChatGPT tiene un impacto significativo en el pensamiento crítico de los estudiantes del ciclo VIII de la carrera de enfermería en una institución superior, demostrando que este recurso tecnológico puede optimizar positivamente la capacidad de los universitarios en diversas áreas de la educación académica.

Estos resultados se complementan con la base teórica de la dimensión examinada, "motivación" donde, según Crespo & Mora (2024), manifiestan que este enfoque en la educación es el interés y el deseo que impulsa e incentiva a los alumnos a participar activamente en el proceso de aprendizaje. Asimismo, hacen alusión que esta motivación puede ser influenciada por factores externos que estimulan el interés del alumno, como el uso de recursos tecnológicos adecuados y métodos didácticos innovadores.

En relación con este punto, se hallaron diferencias con los resultados de la investigación previa de Lino (2022), donde se observó una influencia más pronunciada del desarrollo de sistemas de control en la gestión administrativa. Esto se refleja a través del coeficiente de Nagelkerke de 1,000, indicando un 100% de variabilidad en las variables analizadas. Esto indica ser una cantidad superior a la observada en los dos estudios anteriores. Además, el indicador de Wald muestra un valor de 6,902. Por tal razón, se sugiere diseñar un sistema de control inteligente con el propósito de mejorar las actividades administrativas en instituciones de Salinas. Este impulso hacia la integración tecnológica en entornos educativos, como en el contexto de las instituciones, demuestra su importancia fundamental para optimizar la eficiencia operativa y efectividad en la gestión administrativa.

Estas evidencias se respaldan en la base teórica del enfoque de motivación, según el autor González (2023), determina la motivación como el impulso que surge de una educación centrada en el estudiante, que prioriza su progreso y desarrollo. Como también, proporciona métodos de enseñanza que estimulan el interés del alumno, abriendo nuevas oportunidades de aprendizaje y crecimiento. Todas estas acciones se convierten en un motor fundamental de motivación para los estudiantes en su desempeño académico.

Conclusiones

Basado en los hallazgos obtenidos de la hipótesis general, se concluye que la inteligencia artificial desempeña un papel importante en la personalización del

aprendizaje, debido a su capacidad para proporcionar recursos adecuados para los estudiantes. Además, estos resultados no solo optimizan la accesibilidad y eficiencia del aprendizaje, sino que también promueven una experiencia educativa más individualizada y efectiva. Por lo tanto, se validó la hipótesis general planteada en el estudio, respaldada por los análisis estadísticos del coeficiente de Nagelkerke de 0.068, con un indicio de Wald de 6.598, y un nivel de significancia p de 0.010, demostrando que este valor es inferior que el nivel de significancia de 0.05.

En relación con la primera hipótesis específica planteada, se concluye que no se observa un vínculo significativo entre la inteligencia artificial y la adaptabilidad de los estudiantes universitarios. Este resultado se sustenta a través de los valores estadísticos obtenidos, en el coeficiente de Nagelkerke indica un valor de 0.066, mientras que en la prueba de Wald señala un valor de 3.666. Asimismo, se exhibe el nivel de significancia de $p = 0.056$, el cual supera el nivel establecido de $\alpha = 0.05$. Por ende, no se puede respaldar la hipótesis formulada para este objetivo específico, lo que conduce a la aceptación de la hipótesis nula en este contexto.

Respecto a la segunda hipótesis específica, se infiere que la inteligencia artificial influye en la autonomía de los estudiantes, facilitando una adaptación individual más efectiva durante la integración de estas nuevas herramientas tecnológicas. Por lo tanto, se confirma la hipótesis planteada, respaldada por el indicador de Nagelkerke con un valor de 0.096 y un estadístico de Wald de 5.156, acompañado de una significancia de 0.023, inferior al nivel de significancia establecido de 0.05, fortaleciendo así la evidencia de la relación entre ambas variables analizadas.

En cuanto a la tercera hipótesis específica, se concluye a partir de los resultados obtenidos que existe una relación e influencia significativa entre el uso de la inteligencia artificial y la motivación de los estudiantes de una universidad superior, lo cual promueve una mayor responsabilidad y compromiso en sus actividades académicas y en su proceso de aprendizaje. Por lo tanto, se aprueba la hipótesis específica planteada en este trabajo, respaldada por el coeficiente de Nagelkerke que obtuvo un valor de 0.078, con el estadístico de Wald que alcanzó un valor de 4.630, y con un valor de significancia de $p = 0.031$.

Referencias

- Albuja, J., Barrios, N. C., María, B., Bermeo, I., Frontera, C., Guajardo, Z., Jaramillo, F., Loya, H., & Montenegro, L. (2024). *PUERTAS ABIERTAS A LA TRANSFORMACIÓN Explorar horizontes hacia la innovación educativa*. <https://www.mendeley.com/reference-manager/reader-v2/500cdf8f-f68c-30eb-a15e-6c1e796460f6/481c2c06-2918-37b5-494e-80e0e021be08/>
- Ames, G. V. (2024). *Estrategia metodológica para fortalecer las competencias digitales en estudiantes del noveno ciclo de la carrera de educación en una universidad pública de Lima*. Universidad San Ignacio de Loyola. <https://hdl.handle.net/20.500.14005/14196>
- Angamarca, O. S., & Nazareno, Y. B. (2024). *AULA INVERTIDA Y SU INCIDENCIA EN EL PROCESO DE APRENDIZAJE EN ESTUDIANTES CON TRASTORNO DE HIPERACTIVIDAD*. <http://dspace.utb.edu.ec/handle/49000/16077>
- Arana, C. (2021). Inteligencia Artificial Aplicada a la Educación Logros, Tendencias y Perspectivas. *Revista Argentina de Ciencia y Tecnología*, 1(7). <https://revistas.untref.edu.ar/index.php/innova/article/view/1107>
- Arias, J. L. (2020). Proyecto de Tesis. Guia para la elaboracion. *Repositorio CONCYTEC*, 38–53. https://www.biblioteca.unach.edu.pe/cgi-bin/koha/opac-detail.pl?biblionumber=3041&shelfbrowse_itemnumber=1727#holdings
- Arias, J. L., & Covinos, M. (2021). Diseño y metodología de la investigación. *gc.scalahed.com*. https://gc.scalahed.com/recursos/files/r161r/w26022w/Arias_S2.pdf
- Avello, D., & Estrada, L. (2023). ChatGPT y su impacto en la formación de competencias en terapeutas ocupacionales: una reflexión sobre la integridad académica. *Cadernos Brasileiros de Terapia Ocupacional*, 31. <https://doi.org/10.1590/2526-8910.ctoen271035343>
- Banihashem, S. K., Kerman, N. T., Noroozi, O., Moon, J., & Drachsler, H. (2024). Feedback sources in essay writing: peer-generated or AI-generated feedback? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 23. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00455-4>
- Bobadilla, J. J. (2023). *El microlearning y su influencia en el proceso de aprendizaje en los estudiantes de 5to año de EGB de la UE Isidro Ayora, del cantón Ventanas*. <http://dspace.utb.edu.ec/handle/49000/15245>

- Bolaño, M., & Duarte, N. (2023). Una revisión sistemática del uso de la inteligencia artificial en la educación. *Revista Colombiana de Cirugía*. <https://doi.org/10.30944/20117582.2365>
- Calderon, L. I. (2020). *Estrategias didácticas y competencias digitales en docentes de una Unidad Educativa, Guayaquil, 2020*. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/50059>
- Campozano, J., García, P., Álava, L., Arana, M., & Inte, J. (2024). Aprendizaje activo y enseñanza efectiva. *Aprendizaje activo y enseñanza efectiva*. https://doi.org/https://doi.org/10.37811/cli_w1043
- Canal, M. I., & Muñoz, J. C. (2022). *La inteligencia artificial en la operación del negocio*. <http://hdl.handle.net/10757/668213>
- Carbonell, C. E., Burgos, S., Calderón, D. O., & Paredes, O. W. (2023). La Inteligencia Artificial en el contexto de la formación educativa. *EPISTEME KOINONIA*, 6(12), 152–166. <https://doi.org/10.35381/e.k.v6i12.2547>
- Carhuavilca, S. A. (2024). *Evaluación formativa y logros de aprendizaje en estudiantes de una institución de educación superior privada de Lima, 2023*. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/138604>
- Cedeño, K. D., & Núñez, C. A. (2024). ADAPTACIÓN CURRICULAR Y SU IMPACTO EN LAS HABILIDADES COMUNICATIVAS EN LOS ESTUDIANTES DEL SEXTO AÑO DE LA ESCUELA "JORGE WASHINGTON", PARROQUIA FEBRES CORDERO, CANTÓN BABAHOYO, PROVINCIA LOS RÍOS. <http://dspace.utb.edu.ec/handle/49000/16106>
- Corona, L. A., & Fonseca, M. (2023). Uso y abuso de los criterios de inclusión y exclusión en el proyecto de investigación. *MediSur*, 21(5), 1144–1146. http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1727-897X2023000501144&lng=es&nrm=iso&tlng=es
- Crespo, L., & Mora, M. (2024). *Inteligencia artificial y personalización del aprendizaje de los estudiantes de bachillerato*. <http://dspace.utb.edu.ec/handle/49000/16265>
- Engel, A., & Coll, C. (2022). Entornos híbridos de enseñanza y aprendizaje para promover la personalización del aprendizaje. *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 25(1), 225–242. <https://doi.org/10.5944/RIED.25.1.31489>

- Fernández de Silva, M. del R. (2023). *La inteligencia artificial en educación: Hacia un futuro de aprendizaje inteligente*. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=926431>
- García, G. karina. (2020). *Utilización de los recursos tecnológicos y su influencia en el proceso de enseñanza docente de la Unidad Educativa "Lemas" Guayaquil-Ecuador, 2020*. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/50218>
- Gómez Mont, C., May Del Pozo, C., Martínez Pinto, C., & del Campo Alcocer, A. V. M. (2020). *La inteligencia artificial al servicio del bien social en América latina y el Caribe*. <https://publications.iadb.org/es/publications/spanish/viewer/La-inteligencia-artificial-al-servicio-del-bien-social-en-America-Latina-y-el-Caribe-Panor%C3%A1mica-regional-e-instant%C3%A1neas-de-doce-paises.pdf>
- González. (2023). *Aprendizaje adaptativo: Algunos aspectos fundamentales para su desarrollo*. <https://www.mendeley.com/reference-manager/reader-v2/fa5f47b6-925f-35ed-a2e0-649fde9287c0/3edef27d-f18d-9c11-402c-ae0fa7470a24>
- González, R., & Santiago, Y. (2023). El método hipotético deductivo de Karl Popper en los estudiantes de la Educación Básica Regular en Perú. *Educación*, 29(2), e3045–e3045. <https://doi.org/10.33539/EDUCACION.2023.V29N2.3045>
- Hadi, M. M., Christian, M., Carranza, P. M., Toribio, F., Meza, H., Rómulo, C., León, R., Luis, J., & González, A. (2023). Metodología de la investigación: Guía para el proyecto de tesis. *Instituto Universitario de Innovación Ciencia y Tecnología Inudi Perú*. <https://doi.org/10.35622/INUDI.B.073>
- Henao, L. A., & Herrera, V. E. (2023). *Estrategias didácticas mediadas por tecnologías educativas adaptativas para un aprendizaje personalizado en educación básica y media* (pp. 1–230). <https://hdl.handle.net/11323/10595>
- Hernández, R., & Mendoza, C. P. (2018). *Metodología de la investigación: las rutas: cuantitativa, cualitativa y mixta*. <https://www.mendeley.com/reference-manager/reader-v2/1e104744-268c-3128-b321-3c897cb9fbaa/66ad21bb-405c-b90f-74f4-94dd1451f0b8>
- Hilaca, L., & Quijano, N. (2024). *CONFERENCIAS EN LÍNEA Y EL APRENDIZAJE PERSONALIZADO EN LOS ESTUDIANTES DE LA CARRERA DE PSICOLOGÍA DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DE BABAHOYO, PERIODO*

ACADÉMICO OCTUBRE 2023 - MARZO2024.
<http://dspace.utb.edu.ec/handle/49000/16269>

Hirsch, A. (2019). *Valores de la ética de la investigación en opinión de académicos de posgrado de la Universidad Nacional Autónoma de México.*

https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0185-27602019000400049

Huaman, M. A. (2022). *Sistema de cotización con Inteligencia Artificial e Inteligencia de negocios en la empresa Buenavista Proyectos Inmobiliarios SAC.* <https://hdl.handle.net/20.500.12692/100820>

Lino, D. (2022). *Diseño de un sistema de control para optimizar la gestión administrativa en instituciones educativas públicas, Salinas - Ecuador 2022.* <https://hdl.handle.net/20.500.12692/93427>

Lopezosa, C., Pérez-Montoro, M., & Martín, C. R. (2024). The use of Artificial Intelligence in newsrooms: proposals and limitations. *Revista de Comunicacion*, 23(1), 279–293. <https://doi.org/10.26441/RC23.1-2024-3309>

Marzal, M. (2023). Training for digital competencies for Virtuality and Artificial Intelligence: a new frontier for multiliteracies. *Informatio*, 28, 90–125. <https://doi.org/10.35643/info.28.2.1>

Matienzo, R. (2020). *Percepciones de docentes sobre el aprendizaje móvil en Educación Superior.* http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2518-82832020000200007&lang=es

Medina, M., Rojas, R., Bustamante, W., Loaiza, R., Martel, C., & Castillo, R. (2023). Metodología de la investigación: Técnicas e instrumentos de investigación. *Instituto Universitario de Innovación Ciencia y Tecnología Inudi Perú.* <https://doi.org/10.35622/INUDI.B.080>

Menacho. (2021). Estrategias colaborativas: aprendizaje compartido para el desarrollo de la comprensión lectora en estudiantes de educación primaria. *Praxis Educativa*, 25(3), 1–16. <https://doi.org/10.19137/praxiseducativa-2021-250314>

Menacho, M. R., Pizarro, L. M., Osorio, J. A., Osorio, J. A., & León, B. L. (2024). *Inteligencia artificial como herramienta en el aprendizaje autónomo de los*

estudiantes de educación superior.
<https://doi.org/10.5281/ZENODO.10693945>

Miranda, R. (2022). *Plataforma educativa virtual y gestión del aprendizaje de los docentes de la escuela "Clemente Ballén", Ecuador, 2021.*
<https://hdl.handle.net/20.500.12692/78766>

Montalván, C. L., Mogrovejo, J. N., Romero, I. J., & Pinargote, M. L. D. C. (2024). Introducción a la Inteligencia Artificial: Conceptos Básicos y Aplicaciones Cotidianas. *Journal of Economic and Social Science Research*, 4(1), 173–183. <https://doi.org/10.55813/gaea/jessr/v4/n1/93>

Montes, K. (2023). *Uso de la inteligencia artificial en la educación superior entre el 2018 y el 2023. Una revisión sistemática.*
<https://hdl.handle.net/20.500.12692/121864>

Muñoz. (2022). *Estrategia metodológica para el uso del entorno virtual Lesson Plans, para favorecer el desarrollo de la comprensión lectora en estudiantes del tercer año de educación general básica de la escuela Estados Unidos de Norte América, periodo lectivo 2020 - 2021.*
<http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/22778>

Muñoz, J., & Gutiérrez, M. F. (2023). Opportunities for Artificial Intelligence (AI) in language teaching and learning. *La enseñanza del español mediada por tecnología*, 343–365.
<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.4324/9781003146391-18>

Naupay, A. (2023). *Habilidades investigativas universitarias aplicadas a través de la inteligencia artificial, 2023* [Universidad Cesar Vallejo].
<https://hdl.handle.net/20.500.12692/120556>

Noguera, L. (2020). *PREDICCIÓN DE FOREX CON LSTM Y APLICACIÓN WEB.*
<http://hdl.handle.net/11201/158443>

Olivera, A. G. (2023). *Estado de la publicación: No informado por el autor que envía DESARROLLO DE HABILIDADES BLANDAS ANTE EL AVANCE DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL.*
<https://doi.org/10.1590/SciELOPreprints.6628>

Oros, D. E. (2024). *Asistente virtual CHATGPT en el pensamiento creativo en estudiantes del VII ciclo de enfermería de una universidad de Lima, 2023.*
<https://hdl.handle.net/20.500.12692/133599>

Ortiz. (2019). *Validez de contenido y de constructo, y confiabilidad de consistencia interna del cuestionario de clima organizacional elaborado*

por la Zona Registral N°II Sunarp- Chiclayo. Junio - Agosto 2017.
<http://repositorio.unprg.edu.pe/handle/20.500.12893/4439>

Ortiz, M. (2024). *La «adaptación» del derecho de daños a la inteligencia artificial: la propuesta de Directiva sobre responsabilidad civil*. <https://idp.uoc.edu>

Perez, J. D. (2022). Herramientas digitales y aprendizaje autónomo en los estudiantes de un instituto tecnológico de la Región La Libertad, 2022. *Repositorio Institucional - UCV*. <https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/96365>

Pislaru, M., Vlad, C. S., Ivascu, L., & Mircea, I. I. (2024). Citizen-Centric Governance: Enhancing Citizen Engagement through Artificial Intelligence Tools. *Sustainability (Switzerland)*, 16(7). <https://doi.org/10.3390/su16072686>

Pucuhuayla, F. R. (2024). Internet de las cosas con inteligencia artificial y aprendizaje basado en proyectos en estudiantes de una universidad de Lima, 2023. *Repositorio Institucional - UCV*. <https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/133177>

Quian, A., & Sixto, J. (2024). Artificial intelligence in the press: comparative study and exploration of news with ChatGPT in a traditional and a digital native media. *Revista de Comunicacion*, 23(1), 457–483. <https://doi.org/10.26441/RC23.1-2024-3374>

Quincho, R., Cárdenas, J., Inga, V., Bada, W., Espinoza, G., & Carlos, H. (2022). Metodología de la investigación científica: El sentido crítico, ante todo con uno mismo. *Instituto Universitario de Innovación Ciencia y Tecnología Inudi Perú*. <https://doi.org/10.35622/INUDI.B.039>

Quispe, L. (2022). *Uso de Herramientas Digitales en la Metodología ERCA en docentes de una Unidad Educativa Pública de Santo Domingo. Ecuador, 2022*. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/93583>

Quispe, Valentin, E. B., Gutierrez, A. R., Mares, J. D., Quispe, A. M., Valentin, E. B., Gutierrez, A. R., & Mares, J. D. (2020). Serie de Redacción Científica: Estudios Transversales. *Revista del Cuerpo Médico Hospital Nacional Almanzor Aguinaga Asenjo*, 13(1), 72–77. <https://doi.org/10.35434/RCMHNA.AA.2020.131.626>

Révolo, R., Ronald, A., Bimael, R.-A., Bimael, Q.-R., Frans, Q.-R., Frans, C.-C., Janette, C.-C., Janette, J.-O., Víctor López-Gutierrez, J.-O., López-Gutierrez, V., & Ribbeck-Hurtado, R. (2023). Metodología de la

investigación: Guía para proyectos de tesis forestales y ambientales. *Instituto Universitario de Innovación Ciencia y Tecnología Inudi Perú*. <https://doi.org/10.35622/INUDI.B.114>

Ribera, M., & Díaz, O. (2024). *EDUCACIÓN UNIVERSITARIA IDP/ICE IDP/ICE ChatGPT y educación universitaria: posibilidades y límites de ChatGPT como herramienta docente*. https://www.ub.edu/idp/web/sites/default/files/docs/Normas_presenta.pdf

Rivas, J. S. (2023). *Inteligencia de negocios y su incidencia en la competitividad empresarial de una funeraria velatorio, Lima 2023*. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/122759>

Rivera, E. Z. (2021). Aprendizaje Personalizado: Estrategia Tecno-Educativa a Estudiantes de Computación de Nivel Superior. *Revista Tecnológica-Educativa Docentes* 2.0, 11(2), 40–47. <https://doi.org/https://doi.org/10.37843/rted.v11i2.249>

Ruiz, D., Cruz, J. E. D. la, García, N., Calderón, R., & Marín, W. J. (2023). Artificial intelligence and its impact on job opportunities among university students in North Lima, 2023. *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, 10(5). <https://doi.org/10.4108/eetsis.3841>

Sipion, J. J. (2023). *Análisis del algoritmo de aprendizaje asistido, como herramienta de aprendizaje en la Carrera de Sistema de Información*. <http://dspace.utb.edu.ec/handle/49000/15061>

Solana, I. (2018). *TESIS DOCTORAL CLAVES PARA PERSONALIZAR LA EDUCACIÓN DESDE UNA PERSPECTIVA TECNOLÓGICA AUTORA*. <http://hdl.handle.net/10486/686687>

Sucasaire, J., & Ticona, R. (2023). *Métodos estadísticos: Guía básica para el uso de la estadística inferencial en investigación*. http://repositorioicti.concytec.gob.pe/bitstream/20.500.12390/3219/1/sucasaire_pj-libro.pdf

Tamami, A. M. (2024). Las TICS y su incidencia en el aprendizaje de los estudiantes en la unidad educativa Francisco. Universidad Técnica de Babahoyo. <http://dspace.utb.edu.ec/handle/49000/16185>

Tello, A. L. (2023). *Tecnologías de información y comunicación y la lectoescritura en estudiantes de una institución educativa del nivel primaria, Pucallpa 2022*. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/112549>

- Torres, C. O. (2024). *Enseñanza docente y la inteligencia artificial en estudiantes del VII ciclo de una institución educativa pública de San Isidro, 2023*. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/133964>
- Tropiano, Y., & Noguera, A. (2024). La inteligencia artificial en la prevención de la seguridad y salud laboral en América. En *Lavinia Serrani (Italia)*. Carmen Solís Prieto. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9416338>
- Túñez, J. M. (2021). Trends and impact of artificial intelligence in communication: Cobotisation, gig economy, co-creation and governance. *Fonseca Journal of Communication*, 22, 5–22. <https://doi.org/10.14201/fjc-v22-25766>
- Unocc, G. A. (2024). *Competencia digital y la gestión de información en la inteligencia competitiva de estudiantes en una universidad privada, Lima 2023*. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/135434>
- Valenzuela, L. A. (2022). *Alfabetización, habilidades y competencias digitales en el pensamiento complejo de estudiantes de ingeniería de una Universidad Particular de Lima, 2021*. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/86181>
- Vásquez, A., Guanuchi, L., Cahuana, R., Vera, R., & Holgado, J. (2023). Métodos de investigación científica. En *Métodos de investigación científica*. Instituto Universitario de Innovación Ciencia y Tecnología Inudi Perú. <https://doi.org/10.35622/inudi.b.094>
- Vera, S., & Pico, S. (2024). Inteligencia artificial en el desarrollo administrativo de la empresa moderna. *Revista Científica Arbitrada Multidisciplinaria PENTACIENCIAS*, 6(2), 264–282. <https://doi.org/10.59169/pentaciencias.v6i2.1046>
- Villela, F. (2019). Considerations on the methodological justification about the use of animals in biomedical research. *Revista Colombiana de Bioética*, 14(1). <https://doi.org/10.18270/RCB.V14I1.2427>
- Vivero, C. E., Campelo, M. M., & Dicado, M. A. (2021). *Diferenciación y personalización de la enseñanza*. <http://portal.amelica.org/ameli/jatsRepo/442/4422091018/index.html>

Contreras Rivera, Robert Julio

Grado: Doctor en Ingeniería Industrial; Doctor. en Administración
ORCID: 0000-0003-3188-3662
Correo: rjcontreras@ucvvirtual.edu.pe
Afilación: Universidad Cesar Vallejo
Lima – Perú

Contreras Rivera, Lili

Grado: Maestra en Derecho Penal y Procesal Penal
ORCID: 0000-0002-0861-7879
Correo: C27556@utp.edu.pe
Afilación: Universidad Tecnológica del Perú
Lima – Perú

Paz Campaña, Augusto Edward

Grado: Master universitario en Dirección y administración de empresas
ORCID: 0000-0001-9751-1365
Correo: aepazc@ucvvirtual.edu.pe
Afilación: Universidad Cesar Vallejo
Lima – Perú

Urraca Vergara, Elena Matilde

Grado: Doctora en Ciencias Ambientales
ORCID: 0000-0002-5368-3840
Correo: eurracav@upao.edu.pe
Afilación: Universidad Privada Antenor Orrego
Trujillo – Perú

Temoche López Alfredo Fernando

Grado: Maestría en Ingeniería Industrial con mención en Gestión de Operaciones y Productividad.
ORCID: 0000-0002-5130-5694
Correo: alfredo.temoche@upn.pe
Afilación: Universidad Privada del Norte
Lima – Perú

Morales Chalco, Juana Rosa

Grado: Doctora en Ciencias de la Educación
ORCID: 0009-0006-5899-3254
Correo: jrmoralesc@unac.edu.pe
Filiación: Universidad Nacional del Callao
Callao – Perú

ISBN: 978-9942-33-880-8



Compás
capacitación e investigación