



José Gabriel Rodríguez-Rivas

E-mail: gabriel.rodriguez@itdurango.edu.mx

Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-7031-5097>

Rubén Pizarro-Gurrola

E-mail: rpizarro@itdurango.edu.mx

Orcid: <https://orcid.org/0009-0004-2618-0166>

Jeorgina Calzada-Terrones

E-mail: jcalzada@itdurango.edu.mx

Orcid: <https://orcid.org/0009-0002-1040-233X>

Tecnológico Nacional de México / Instituto Tecnológico de Durango. México

Cita sugerida (APA, séptima edición)

Rodríguez-Rivas, J. G., Pizarro-Gurrola, R., & Calzada-Terrones, J. (2025). Validación de escala para medir la motivación en el uso de Python en Probabilidad y Estadística en Educación Superior. *Portal de la Ciencia*, 6(4), 587-602, DOI: <https://doi.org/10.51247/pdlc.v6i4.653>.

==== o ====

Validación de escala para medir la motivación en el uso de Python en Probabilidad y Estadística en Educación Superior

RESUMEN

Actualmente, la enseñanza de probabilidad y estadística en estudiantes de ingeniería en sistemas o carreras afines es fundamental para formar ciudadanos capaces tomar decisiones basadas en datos. Además, el uso de Python permite a los estudiantes aplicar directamente los conceptos teóricos a datos reales. La investigación tuvo como objetivo validar un instrumento basado en la Escala de Motivación Académica para medir los tipos de motivación asociados al uso de Python en el aprendizaje de probabilidad y estadística en estudiantes universitarios. La investigación se realizó bajo un enfoque cuantitativo, no experimental y transversal con diseño instrumental. Para la validación de contenido, se recurrió al juicio de expertos. En la prueba piloto participaron 76 estudiantes. La fiabilidad interna fue aceptable en las tres dimensiones: motivación intrínseca ($\alpha = 0.794$), desmotivación ($\alpha = 0.872$) y motivación extrínseca ($\alpha = 0.683$), aunque el alfa global ($\alpha = 0.646$) sugiere margen de mejora. El instrumento mostró propiedades psicométricas adecuadas: el análisis factorial exploratorio identificó tres factores coherentes con el modelo teórico, explicando el 74.74% de la varianza total. El análisis confirmatorio respaldó esta estructura con índices de ajuste satisfactorios (CFI = 0.955, TLI = 0.942, RMSEA = 0.064). Estos hallazgos respaldan el uso del instrumento en contextos universitarios, especialmente en asignaturas que integran herramientas tecnológicas.

Palabras Clave: Educación superior, Escala de Motivación Académica, Probabilidad y estadística, Python.

Validation of scale to measure motivation to use Python in Probability and Statistics in Higher Education

ABSTRACT

Currently, teaching probability and statistics to students studying systems engineering or related fields is essential for training citizens capable of making data-driven decisions. Furthermore, the use of Python allows students to directly apply theoretical concepts to real-world data. The research aimed to validate an instrument based on the Academic Motivation Scale to measure the types of motivation associated with the use of Python in learning probability and statistics among university students. The research was conducted using a quantitative, non-experimental, cross-sectional approach with an instrumental design. Expert judgment was used for content validation. Seventy-six students participated in the pilot test. Internal reliability was acceptable across all three dimensions: intrinsic motivation ($\alpha = 0.794$), amotivation ($\alpha = 0.872$), and extrinsic motivation ($\alpha = 0.683$), although the overall alpha ($\alpha = 0.646$) suggests room for improvement. The instrument demonstrated adequate psychometric properties: exploratory factor analysis identified three factors consistent with the theoretical model, explaining 74.74% of the total variance. Confirmatory analysis supported this structure with satisfactory fit indices (CFI = 0.955, TLI = 0.942, RMSEA = 0.064). These findings support the instrument's use in university settings, especially in courses that integrate technological tools.

Keywords: Higher education, Academic Motivation Scale, Probability and Statistics, Python

==== o ====

Validação de escala para medir a motivação para usar Python em Probabilidade e Estatística no Ensino Superior

RESUMO

Atualmente, o ensino de probabilidade e estatística para estudantes de engenharia de sistemas ou áreas afins é essencial para o desenvolvimento de cidadãos capazes de tomar decisões baseadas em dados. Além disso, o uso de Python permite que os alunos apliquem conceitos teóricos diretamente a dados do mundo real. A pesquisa teve como objetivo validar um instrumento baseado na Escala de Motivação Acadêmica para mensurar os tipos de motivação associados ao uso de Python na aprendizagem de probabilidade e estatística entre estudantes universitários. A pesquisa foi conduzida utilizando uma abordagem quantitativa, não experimental, transversal, com delineamento instrumental. O julgamento de especialistas foi utilizado para a validação de conteúdo. Setenta e seis estudantes participaram do teste piloto. A confiabilidade interna foi aceitável em todas as três dimensões: motivação intrínseca ($\alpha = 0,794$), desmotivação ($\alpha = 0,872$) e motivação extrínseca ($\alpha = 0,683$), embora o alfa geral ($\alpha = 0,646$) sugira espaço para melhorias. O instrumento demonstrou propriedades psicométricas adequadas: a análise fatorial exploratória identificou três fatores consistentes com o modelo teórico, explicando 74,74% da variância total. A análise confirmatória corroborou essa estrutura com índices de ajuste satisfatórios (CFI = 0,955, TLI = 0,942, RMSEA = 0,064). Esses achados corroboram o uso do instrumento em ambientes universitários, especialmente em cursos que integram ferramentas tecnológicas.

Palavras-chave: Ensino superior, Escala de Motivação Acadêmica, Probabilidade e Estatística, Python

INTRODUCCION

La probabilidad y la estadística son mucho más que materias universitarias. son herramientas esenciales para comprender y tomar decisiones en un mundo cada vez más impulsado por los datos. Desde las ciencias sociales hasta la ingeniería, pasando por la economía, la salud y la informática, estas disciplinas tienen aplicaciones en prácticamente todos los campos del conocimiento. Aprenderlas no solo ayuda a desarrollar el pensamiento crítico y el análisis de datos, sino que también fortalece la capacidad de tomar decisiones informadas, algo fundamental en la sociedad actual (Serin, 2023).

En educación superior, saber interpretar información cuantitativa y evaluar evidencias se ha vuelto una competencia indispensable. Como destacan Garfield y Ben-Zvi (2008), enseñar estadística no se trata solo de transmitir fórmulas y definiciones, sino de lograr que los estudiantes comprendan realmente los conceptos, a través de experiencias significativas y contextualizadas.

Actualmente, la enseñanza de probabilidad y estadística (PyE) en estudiantes de ingeniería es fundamental para formar ciudadanos capaces de interpretar información en contextos reales. Sin embargo, diversos estudios han demostrado que la interpretación de gráficos estadísticos sigue siendo una habilidad difícil de desarrollar, lo que plantea desafíos importantes para la educación estadística en el siglo XXI (Gómez, 2023).

En este contexto, en los últimos años el avance de las tecnologías de la información y la creciente demanda de competencias digitales han transformado significativamente la enseñanza de las matemáticas, particularmente en el ámbito de la probabilidad y la estadística. Entre las herramientas tecnológicas que han ganado popularidad en este contexto se encuentra Python, un lenguaje de programación de código abierto que se caracteriza por su simplicidad, versatilidad y una amplia comunidad de usuarios (Rodríguez-Rivas y Rodríguez, 2022).

Además, aunque los gráficos son cada vez más comunes en los medios, su interpretación sigue siendo un reto, lo que resalta la necesidad de usar herramientas tecnológicas como Python, que facilitan la exploración y visualización de datos, y transforman la enseñanza estadística tradicional Frassia (2018).

Python ha sido ampliamente utilizado en áreas como la ciencia de datos, la inteligencia artificial y el análisis estadístico (Rodríguez-Rivas y Rodríguez, 2022), lo que lo convierte en una herramienta valiosa para la formación de estudiantes en competencias técnicas aplicables al entorno profesional (Müller y Guido, 2016; VanderPlas, 2016).

En el ámbito educativo, el uso de Python en cursos de PyE permite a los estudiantes no solo comprender conceptos teóricos, sino también aplicarlos a través del análisis de datos reales, promoviendo así el aprendizaje activo y significativo (Namratha et al., 2018). Su sintaxis intuitiva y la disponibilidad de librerías especializadas como pandas, numpy, matplotlib y scipy facilitan la implementación de tareas estadísticas, desde cálculos básicos hasta técnicas más avanzadas, contribuyendo a cerrar la brecha entre la teoría matemática y su aplicación práctica (Downey, 2015).

Diversos estudios han señalado que la integración de lenguajes de programación en la enseñanza de PyE fomenta el desarrollo del pensamiento computacional y mejora la motivación estudiantil al permitir una mayor exploración y visualización de los datos (James et al., 2023). En este sentido, Python no solo actúa como un medio para ejecutar procedimientos estadísticos, sino también como una herramienta pedagógica que estimula el aprendizaje autónomo, la resolución de problemas y la construcción de conocimiento en contextos reales.

Haslwanter (2016), destaca que el uso de Python en la enseñanza de PyE permite a los estudiantes aplicar directamente los conceptos teóricos a conjuntos de datos reales, lo cual

fomenta una comprensión más profunda y práctica del análisis estadístico, especialmente en contextos de las ciencias de la vida.

La formación estadística de futuros programadores se ve fortalecida mediante el uso de tareas aplicadas basadas en datos reales, lo cual incrementa la motivación estudiantil en comparación con el uso de ejemplos sintéticos tradicionalmente empleados en la enseñanza de la probabilidad y la estadística (Pavlenko et al., 2022).

Zhang et al., (2023) señalan que el uso de Python en la enseñanza de PyE permite visualizar procesos de manera dinámica y automatizar cálculos, lo que mejora la comprensión, la precisión y el interés de los estudiantes en el aprendizaje

De igual manera, la integración de la programación en la enseñanza de PyE en educación superior ha demostrado ser una estrategia eficaz para fortalecer la alfabetización estadística. Esta metodología no solo facilita la comprensión conceptual a través de la visualización, sino que también promueve la innovación pedagógica en instituciones de educación superior al incorporar herramientas tecnológicas que enriquecen la experiencia de aprendizaje (Riyantoko et al., 2024).

Además, Python se ha convertido en una herramienta clave en áreas como la ciencia de datos, el desarrollo web y el análisis empresarial, lo que incrementa las posibilidades de empleo para quienes lo manejan con soltura (Ozgun et al., 2020).

En esta misma línea, el lenguaje de programación Python se ha consolidado como una herramienta educativa versátil, especialmente en la enseñanza de habilidades como el pensamiento analítico, la resolución de problemas y el razonamiento algorítmico. Su sintaxis simple y su amplia gama de aplicaciones —desde cálculos matemáticos y simulaciones científicas hasta proyectos creativos y robótica— lo convierten en un recurso valioso para fortalecer la educación en programación y en disciplinas STEM (Doğuş et al., 2024)

La educación superior, especialmente en programas relacionados con la ingeniería, economía, ciencias sociales y ciencias computacionales, enfrenta el reto de preparar a los estudiantes para un entorno laboral cada vez más orientado al análisis de datos. Incluir Python como recurso didáctico en la enseñanza de la estadística representa una respuesta pertinente a esta necesidad, pues permite desarrollar habilidades transversales alineadas con los requerimientos del mercado laboral actual.

Por otra parte, la Escala de Motivación Académica (EMA) o Escala de Motivación Educativa (EME), en inglés como *Academic Motivation Scale (AMS)*, fue desarrollada por Vallerand et al. (1992) a partir de la Teoría de la Autodeterminación (SDT) propuesta por Deci y Ryan (1985). Esta teoría plantea que no toda motivación es igual: algunas personas estudian por el gusto de aprender, otras por cumplir con expectativas externas, y algunas simplemente no encuentran sentido en lo que hacen. La EMA permite identificar principalmente tres tipos de motivación que son:

- La motivación intrínseca (cuando el estudiante realiza actividades académicas por el placer y satisfacción que le generan).
- La motivación extrínseca (cuando la conducta es impulsada por factores externos, como recompensas o reconocimiento).
- Desmotivación (cuando no hay una razón clara para actuar).

Gracias a su solidez teórica y buenos resultados psicométricos, la EMA se ha convertido en una herramienta ampliamente utilizada para evaluar la motivación en estudiantes de educación superior. Por ejemplo, en el contexto hispanohablante, la EMA ha sido validada en países como México (Casanova-Valencia et al., 2023; Rodríguez-Rivas et al., 2019), Paraguay (Alonso et al., 2006), España (Núñez et al., 2010) y Argentina (López, 2008), con resultados que avalan su uso como herramienta de diagnóstico en entornos universitarios, aunque sugieren adecuaciones léxicas, culturales y contextuales para mejorar su

comprensión entre los estudiantes. Estos estudios ponen en evidencia la versatilidad y robustez teórica de la EMA para medir la motivación académica en la educación superior.

En este sentido, aplicar la EMA en contextos como la enseñanza de PyE con Python puede ser muy útil. No solo permite conocer el nivel de motivación de los estudiantes, sino también el tipo de motivación que los impulsa (intrínseca, extrínseca o desmotivación). Esta información es clave para diseñar estrategias pedagógicas más efectivas, acompañar mejor a los estudiantes y aprovechar al máximo las herramientas tecnológicas disponibles.

Sin embargo, a pesar de los beneficios pedagógicos que ofrece integrar la programación en la enseñanza de la probabilidad y la estadística, muchos estudiantes que recién comienzan se enfrentan a desafíos importantes. Los conceptos estadísticos, por su naturaleza abstracta, ya representan un reto por sí solos. Si a eso se le suma la necesidad de aprender al mismo tiempo un lenguaje de programación como Python, es comprensible que algunos estudiantes se sientan abrumados. Esta combinación puede generar una sobrecarga cognitiva, dificultando la comprensión y el avance en el aprendizaje (Riyantoko et al., 2024).

En relación con lo anterior, la validación de un instrumento basado en la EMA resulta esencial para comprender los tipos de motivación que experimentan los estudiantes al utilizar Python en el aprendizaje de PyE. Dado que esta área combina contenidos conceptualmente complejos con habilidades técnicas propias de la programación, es probable que los estudiantes enfrenten distintos niveles y formas de motivación.

Contar con un instrumento válido y confiable, adaptado específicamente a este contexto, permite identificar si la motivación es de tipo intrínseca, extrínseca o si existe desmotivación, lo cual aporta información valiosa para el diseño de estrategias pedagógicas más efectivas, el acompañamiento docente y la integración adecuada de herramientas tecnológicas en el proceso de enseñanza-aprendizaje. Debido a lo anteriormente expuesto se plantea el siguiente objetivo general:

Validar un instrumento basado en la Escala de Motivación Académica para medir los tipos de motivación (intrínseca, extrínseca y desmotivación) asociados al uso de Python en el aprendizaje de Probabilidad y Estadística en estudiantes de Educación Superior.

MÉTODOS

Esta investigación se realizó bajo un enfoque cuantitativo, de tipo no experimental y transversal. El estudio tiene un diseño instrumental, el cual, según lo señalado por Montero y León (2002) y Ato et al. (2013), abarca investigaciones orientadas al análisis, desarrollo, adaptación, traducción y/o validación de instrumentos de medición.

La población objetivo está constituida por los estudiantes de la carrera de Ingeniería en Sistemas Computacionales (ISC) e Ingeniería en Tecnologías de Información y Comunicación (ITIC) del Instituto Tecnológico de Durango (ITD), matriculados en la asignatura de PyE. El muestreo será no probabilístico por conveniencia.

Instrumento

Para adaptar el instrumento, se inició con una revisión detallada de la Escala de Motivación Académica, con el propósito de comprender su estructura y las dimensiones que evalúa. De las siete dimensiones que conforman la escala original, se seleccionaron únicamente tres, consideradas pertinentes para los objetivos del presente estudio.

Como resultados, se elaboró un cuestionario que se denominó Escala de Motivación Académica de Uso de Python en PyE (EMA-UPPyE), compuesto por 12 ítems distribuidos en tres dimensiones. En la tabla 1 se muestra el resultado.

Tabla 1.

Escala de Motivación hacia el Uso de Python en PyE (EMA-UPPyE)

Ítem	Enunciado	Dimensión
1	Me siento satisfecho cuando logro resolver un problema estadístico usando Python.	Motivación intrínseca
2	Usar Python en esta materia me resulta interesante y desafiante.	Motivación intrínseca
3	Disfruto aprendiendo nuevas funciones y librerías de Python para aplicarlas en estadística.	Motivación intrínseca
4	Me entusiasma la idea de aplicar Python para comprender mejor los conceptos estadísticos.	Motivación intrínseca
5	Aprender Python me ayudará a conseguir mejores oportunidades laborales.	Motivación extrínseca
6	Uso Python en estadística porque me ayudará a obtener una buena calificación.	Motivación extrínseca
7	Me esfuerzo por usar Python porque mis profesores y compañeros valoran su uso.	Motivación extrínseca
8	Aprender Python es útil para mi desarrollo profesional futuro.	Motivación extrínseca
9	No veo el sentido de usar Python para aprender estadística.	Desmotivación
10	Me resulta frustrante tener que usar Python en esta asignatura.	Desmotivación
11	Aprender Python para estadística es una pérdida de tiempo.	Desmotivación
12	No tengo motivación para usar Python en esta materia.	Desmotivación

Fuente: Elaboración propia a partir de EMA

El cuestionario se estructuró con una escala de tipo Likert, compuesta por una serie de enunciados ante los cuales se solicita a los participantes que expresen su grado de acuerdo o desacuerdo. Para ello, deben seleccionar una de las cinco opciones disponibles, cada una de las cuales corresponde a un valor numérico que va del 1 al 5.

Validez y confiabilidad del instrumento

Para llevar a cabo la validación de contenido, se recurrió a la técnica de juicio de expertos, la cual consiste en someter el instrumento y sus ítems a la evaluación de profesionales con experiencia en el área temática de la investigación (Urrutia et al., 2015). En este caso, se contó con la participación de tres jueces expertos, quienes poseen trayectoria profesional y docente.

A los docentes que integraron el panel de expertos se les solicitó realizar la evaluación del instrumento, solicitándoles valorar cada ítem en función de cuatro aspectos clave: suficiencia, relevancia, claridad y coherencia, conforme a los lineamientos de la matriz de valoración propuesta por Escobar-Pérez y Cuervo-Martínez (2008). Para ello, se les entregó una tabla de evaluación realizada en Excel en la que podían asignar una puntuación del 1 al 4, donde 1 indicaba que el ítem no cumplía con el criterio y 4 representaba un alto nivel de adecuación. Una vez completado el proceso de revisión, se observó que la mayoría de los ítems fueron calificados con niveles moderados a altos de congruencia, lo que evidencia un buen grado de acuerdo entre los expertos sobre la calidad del instrumento.

Prueba piloto

Para la aplicación de la prueba piloto, se utilizó la plataforma Google Forms, debido a la facilidad que ofrece para distribuir el cuestionario mediante un enlace, el cual puede compartirse fácilmente por correo electrónico y a través de aplicaciones de mensajería instantánea. Enseguida, se exportó la información a SPSS y se configuraron las variables y tipos de datos.

El estudio contó con la participación de un total de 76 estudiantes de segundo semestre de la carrera de ISC e ITIC que cursaban la asignatura PyE utilizando Python como herramienta de aprendizaje. En cuanto a la distribución por sexo, el 69.73% de los participantes fueron hombres ($n = 53$), mientras que el 30.26% fueron mujeres ($n = 23$).

La muestra estuvo conformada en su mayoría por jóvenes entre 18 y 19 años, quienes representaron el 84.5% del total de estudiantes encuestados. La edad más frecuente fue 18 años con 48.1% ($n = 37$), seguida por 19 años con 36.4% ($n = 28$). Solo un pequeño porcentaje tenía edades superiores, destacando edades como 20, 21, 22, 23 y 24 años.

RESULTADOS

Con el objetivo de evaluar la consistencia interna del instrumento se calculó el Alfa de Cronbach. En una primera etapa, se realizó un análisis de fiabilidad por cada una de las dimensiones que conforman la escala. En primer lugar, se calculó la fiabilidad de la subescala correspondiente a la motivación intrínseca, se calcularon los coeficientes de Alfa de Cronbach, considerando los 4 ítems que componen esta dimensión. El análisis arrojó un valor de $\alpha = 0.794$, y un alfa basado en elementos estandarizados de 0.796. Estos resultados indican una buena consistencia interna, lo cual sugiere que los ítems agrupados en esta dimensión presentan una fuerte correlación entre sí y miden de manera coherente el constructo de motivación intrínseca.

Para evaluar la calidad de cada ítem dentro de la escala se realizó el análisis de estadísticas de total de elemento en SPSS y los resultados mostraron que todos los ítems muestran correlaciones ítem-total corregidas superiores a .50, lo que indica una adecuada aportación al constructo teórico. Aunque el ítem 2 muestra la menor correlación (.529) y su eliminación elevaría levemente el alfa, este incremento no es significativo, por lo que se decide conservar todos los ítems. Los valores se muestran en la tabla 2.

Tabla 2.

Estadísticas de total del elemento Motivación Intrínseca

Ítem	Media si se elimina	Varianza si se elimina	Correlación ítem-total corregida	R ² múltiple	Alfa si se elimina
Ítem 1	12.58	4.114	.664	.462	.715
Ítem 2	12.75	4.188	.529	.281	.781
Ítem 3	12.65	3.889	.648	.441	.719
Ítem 4	12.74	4.274	.583	.351	.753

Fuente: Resultados de SPSS

La dimensión correspondiente a la motivación extrínseca fue evaluada mediante los ítems 5 al 8. El análisis mostró un valor de $\alpha = 0.683$ y un alfa de 0.696, indicando una fiabilidad moderada, cercana al umbral mínimo aceptado de 0.70. Aunque no alcanza niveles óptimos, los resultados son aceptables. La subescala de motivación extrínseca presenta una fiabilidad moderada, con espacio para mejora. El ítem 7 mostró la correlación más baja (.372), así como el menor R² (.175), lo que sugiere que no se ajusta tan bien al constructo de motivación extrínseca como los demás ítems. Sería recomendable ajustar la redacción del ítem 7, para que represente más claramente una motivación externa. Los valores completos los podemos ver en la tabla 3.

Tabla 3.
Estadísticas de total del elemento Motivación Extrínseca

Ítem	Media si se elimina	Varianza si se elimina	Correlación ítem-total corregida	R ² múltiple	Alfa si se elimina
Ítem 5	12.52	3.937	.466	.309	.630
Ítem 6	12.92	3.099	.542	.304	.565
Ítem 7	13.21	3.351	.372	.175	.692
Ítem 8	12.66	3.332	.525	.379	.580

Fuente: Resultados de SPSS

A continuación, la dimensión de desmotivación, compuesta por los ítems 9 al 12, el análisis reveló un Alfa de Cronbach de 0.872, y un valor de 0.876 basado en elementos estandarizados, lo cual indica un nivel excelente de fiabilidad interna. Estos valores superan el umbral mínimo recomendado de 0.70, y sugieren que los ítems están altamente correlacionados entre sí. Todos los ítems presentaron correlaciones ítem-total corregidas mayores a 0.67, lo que indica una fuerte asociación con el constructo de desmotivación. La dimensión de desmotivación demostró una excelente fiabilidad interna, con ítems sólidamente relacionados entre sí y estadísticamente coherentes. No se recomienda eliminar ni modificar ningún ítem de esta subescala, dado que todos los elementos aportan de forma significativa al constructo. Los valores completos se muestran en la tabla 4.

Tabla 4.
Estadísticas de total del elemento Desmotivación

Ítem	Media si se elimina	Varianza si se elimina	Correlación ítem-total corregida	R ² múltiple	Alfa si se elimina
Ítem 9	5.10	6.752	.719	.528	.840
Ítem 10	5.09	7.031	.673	.457	.859
Ítem 11	5.44	7.487	.779	.614	.822
Ítem 12	5.29	6.944	.756	.586	.824

Fuente: Resultados de SPSS

Posteriormente, se procedió a evaluar la consistencia interna del instrumento. El análisis mostró un valor de $\alpha = 0.646$, mientras que el Alfa de Cronbach basado en ítems estandarizados fue ligeramente superior, con un valor de $\alpha = 0.669$, considerando los 12 ítems del cuestionario. Si bien estos valores se encuentran ligeramente por debajo del umbral comúnmente aceptado de 0.70, se consideran aceptables con una consistencia interna moderada.

Posteriormente, con el objetivo de mejorar la consistencia interna del instrumento, se eliminó temporalmente el ítem 7, ya que presentaba una baja correlación con el total de su dimensión y un impacto negativo en la fiabilidad general. Se procedió a eliminarlo temporalmente del cuestionario y se recalculó el coeficiente de fiabilidad. Sin embargo, los resultados mostraron una disminución en el Alfa de Cronbach global, que descendió a 0.605, y el Alfa basado en ítems estandarizados alcanzó un valor de 0.629. Ambos valores fueron inferiores a los obtenidos con la versión original del instrumento.

Este comportamiento puede atribuirse tanto a la reducción en el número total de ítems como a la contribución relativa del ítem eliminado a la varianza total. Por lo tanto, se optó por conservar la versión original del cuestionario, reconociendo que, si bien el Alfa global es

moderado, las dimensiones específicas presentan niveles de confiabilidad aceptables y el instrumento mantiene coherencia teórica con el modelo de motivación académica.

En una segunda fase, para identificar la estructura del instrumento y explorar la agrupación de los ítems en función de sus dimensiones teóricas, se realizó un Análisis Factorial Exploratorio (AFE) utilizando el método de componentes principales. Previo al análisis, se verificó la adecuación de los datos. La medida de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) fue de 0.724, lo que indica un nivel aceptable de adecuación muestral (Kaiser, 1974).

Asimismo, la prueba de esfericidad de Bartlett resultó significativa ($\chi^2 = 215.429$; $gl = 66$; $p < .001$), lo que confirma la correlación suficiente entre los ítems y la factibilidad del análisis factorial. En cuanto a las comunalidades, los valores extraídos oscilaron entre 0.570 y 0.864, lo que indica que una proporción considerable de la varianza de cada ítem es explicada por los factores comunes.

En el AFE realizado, se observaron comunalidades que oscilan entre 0.570 y 0.864. Estos valores indican que los factores extraídos explican una proporción adecuada de la varianza de cada ítem. De acuerdo con Lloret-Segura et al. (2014), comunalidades superiores a 0.40 son consideradas aceptables, mientras que valores por encima de 0.60 reflejan una buena representación del ítem dentro del modelo factorial. En este sentido, todos los ítems del instrumento presentan comunalidades dentro de rangos aceptables o superiores, lo que respalda la validez estructural del instrumento y sugiere que los ítems están bien relacionados. Solo los ítems 2 y 4 están en el rango más bajo aceptable, pero aún dentro de lo considerado adecuado. En la tabla 5, se puede ver los valores de las comunalidades y su interpretación.

Tabla 5.
Comunalidades

Ítem	Comunalidad (Extracción)	Interpretación
Item1	0.864	Muy buena
Ítem 2	0.590	Aceptable
Ítem 3	0.737	Buena
Ítem 4	0.570	Aceptable
Ítem 5	0.789	Buena
Ítem 6	0.775	Buena
Ítem 7	0.800	Muy buena
Ítem 8	0.860	Muy buena
Ítem 9	0.795	Buena
Ítem 10	0.737	Buena
Ítem 11	0.734	Buena
Ítem 12	0.716	Buena

Fuente: Resultados de SPSS

Enseguida, el AFE permitió identificar una estructura de tres factores principales con base en el criterio de autovalores mayores a 1 (criterio de Kaiser), lo cual coincide con la propuesta teórica del instrumento basada en tres dimensiones: motivación intrínseca, motivación extrínseca y desmotivación. Los tres componentes extraídos explican conjuntamente el 74.74% de la varianza total, lo que indica un alto poder explicativo del modelo. El primer componente explica el 27.20% de la varianza tras la rotación, el segundo componente, el 24.91% y el tercer componente, el 22.63%.

Estos resultados demuestran que la estructura factorial del instrumento es sólida y coherente, ya que supera el umbral del 60% de varianza explicada recomendado para

instrumentos en Ciencias Sociales (Hair et al., 2010). Todos los valores se muestran en la tabla 6.

Tabla 6.
Varianza total explicada

Compo nente	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acum.	Total	% de varianza	% acum.	Total	% de varianza	% acum.
1	5.339	44.491	44.491	5.339	44.491	44.491	3.264	27.203	27.203
2	2.398	19.987	64.478	2.398	19.987	64.478	2.989	24.910	52.112
3	1.232	10.265	74.742	1.232	10.265	74.742	2.716	22.630	74.742
4	.665	5.544	80.287						
5	.534	4.446	84.733						
6	.476	3.967	88.699						
7	.424	3.532	92.231						
8	.300	2.500	94.731						
9	.266	2.219	96.950						
10	.183	1.526	98.477						
11	.106	.885	99.361						
12	.077	.639	100.000						

Fuente: Resultados de SPSS

Continuando con el AFE, la matriz de componentes rotados con rotación ortogonal (Varimax), reveló una estructura de tres componentes claramente diferenciados, lo cual respalda la validez estructural del instrumento conforme al modelo teórico de tres dimensiones.

- La dimensión **desmotivación** se confirmó plenamente, con ítems muy sólidos en un único factor con cargas altas y consistentes con valores superiores a .80, lo que confirma esta subescala.
- Por otra parte, la dimensión de **motivación intrínseca** también se conserva en su mayoría, aunque el ítem 7 (motivación extrínseca) se agrupó empíricamente en esta dimensión, posiblemente porque hace referencia al reconocimiento social y al desempeño académico, lo cual puede ser percibido como una forma de satisfacción personal. Por otro lado, el ítem 6 tiene cargas cruzadas en ambos tipos de motivación, aunque con una mayor carga en la motivación extrínseca. En tanto, el ítem 4 mostró cargas cruzadas y no se asoció claramente a un solo factor, por lo que podría considerarse su revisión o reformulación en futuras versiones del instrumento.
- En cuanto a la **motivación extrínseca**, los ítems 5 y 8 mantienen su posición esperada en el factor de motivación extrínseca. Como ya se mencionó, el ítem 6, presentó una carga compartida entre los factores intrínseco y extrínseco, aunque su mayor carga se encuentra en el factor extrínseco (.666), lo que justifica su permanencia dentro de la dimensión de motivación extrínseca.

Todos los valores de la matriz de componentes rotados los podemos ver en la tabla 7.

Tabla 7.
Matriz de componentes rotados

Ítem	Componente		
	Desmotivación	Motivación intrínseca	Motivación extrínseca
Ítem 9	.859		
Ítem 12	.846		
Ítem 10	.824		
Ítem 11	.818		
Ítem 4	-.490	.422	.390
Ítem 7		.891	
Ítem 1		.778	.487
Ítem 2		.693	
Ítem 3		.662	.491
Ítem 5			.882
Ítem 8			.870
Ítem 6		.570	.666

Fuente: Resultados de SPSS

Acto seguido, se realizó un Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) para verificar la validez estructural del instrumento. Los resultados indicaron un ajuste global adecuado del modelo ($\chi^2 = 66.44$; $gl = 51$; $p = .072$), con índices robustos como el CFI = 0.955, TLI = 0.942 y una raíz del error cuadrático medio de aproximación (RMSEA) de 0.064, lo que indica un ajuste aceptable del modelo a los datos, según los criterios establecidos por Browne y Cudeck (1993). Las cargas factoriales estandarizadas fueron altas y estadísticamente significativas ($p < .001$) en todas las dimensiones, con valores comprendidos entre 0.82 y 1.45, lo que evidencia una fuerte relación entre los ítems y los factores latentes. Estos resultados confirman la validez estructural del instrumento y su coherencia conceptual con el modelo de motivación académica, lo que lo convierte en una herramienta confiable para evaluar los tipos de motivación vinculados al uso de Python en el aprendizaje de PyE en educación superior. En la tabla 8, se muestran los índices globales de ajuste.

Tabla 8.
Índices de ajuste global del modelo

Índice	Valor	Interpretación
Chi ² (gl=51)	66.44 ($p = .072$)	No significativo → Buen ajuste
CFI	0.955	> 0.95 = Ajuste excelente
TLI	0.942	> 0.90 = Muy buen ajuste
RMSEA	0.064	< 0.08 = Ajuste aceptable
GFI	0.837	> 0.85 = Moderado (aceptable en exploratorio)
AGFI	0.789	Cercano a 0.80 = Límite inferior aceptable

Fuente: Elaboración propia con resultados de SPSS

Para concluir, se realizó un diagrama de rutas con Python y la librería semopy. En la figura 1, se presenta el modelo confirmatorio estructurado a partir de las dimensiones teóricas de la motivación académica, evidenciando la coherencia interna del instrumento propuesto. Cada constructo mostró fuertes relaciones con sus respectivos ítems, con cargas factoriales estandarizadas superiores a 0.82 ($p < .001$), lo cual confirma la validez del instrumento.

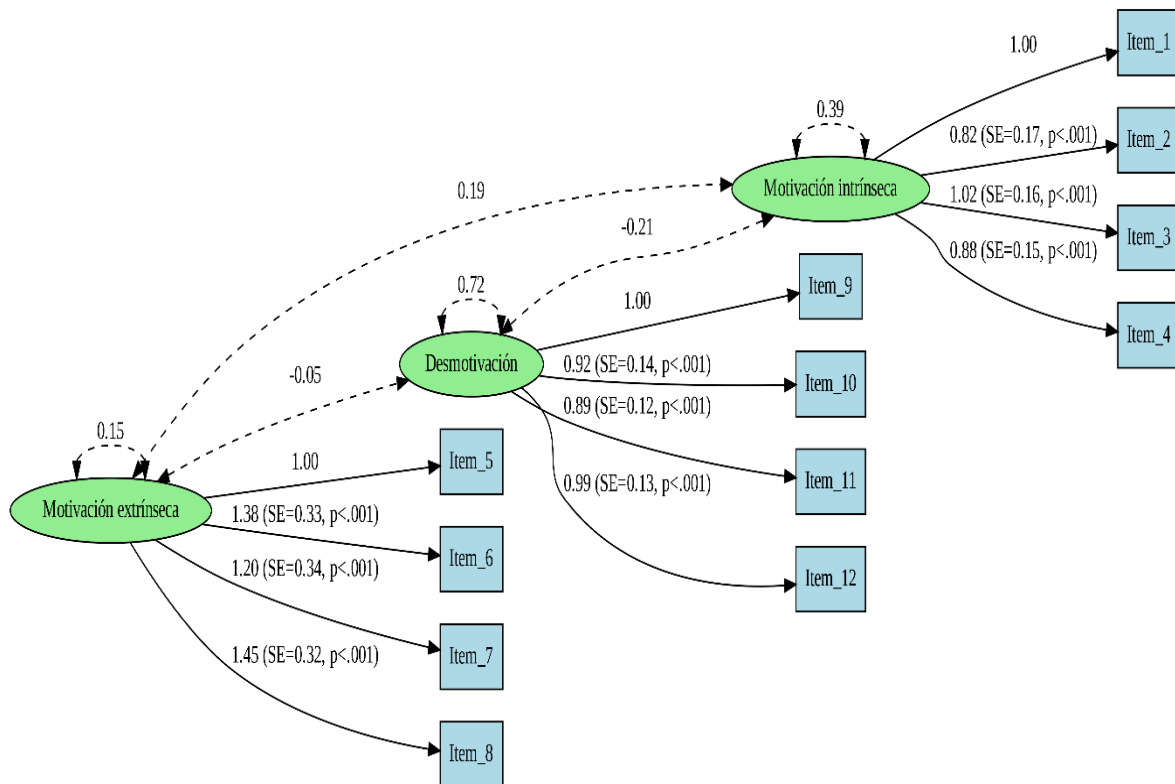


Figura 1. Diagrama de rutas AFC
Fuente: Resultados de Python y semopy

Las correlaciones entre factores revelan una relación positiva moderada entre la motivación intrínseca y la extrínseca ($r = 0.19$), así como una correlación negativa entre la motivación intrínseca y la desmotivación ($r = -0.21$), lo que respalda la discriminación entre dimensiones motivacionales.

DISCUSION

Los hallazgos obtenidos en esta investigación se alinean con la literatura sobre la Teoría de la Autodeterminación (Deci y Ryan, 2000), que establece la coexistencia y posible interacción entre diferentes tipos de motivación. La presencia de cargas factoriales elevadas en todos los ítems refuerza lo encontrado por Kotera et al. (2021) al validar la versión corta de la Academic Motivation Scale (SAMS) en entornos universitarios, donde los factores se agrupan de forma diferenciada pero complementaria.

En el AFE, se observó una ligera redistribución de algunos ítems entre los factores 2 y 3. En el caso del ítem 7 originalmente asignado a la dimensión de motivación extrínseca, dado que hace referencia a la influencia del entorno social y el reconocimiento externo como factores motivadores. No obstante, en el análisis factorial exploratorio se agrupó con los ítems de motivación intrínseca, mostrando una carga alta en ese componente (.891). Esta discrepancia puede explicarse por el hecho de que, en un contexto académico, el reconocimiento de pares y docentes puede interpretarse como una forma de satisfacción personal o sentido de pertenencia, elementos propios de la motivación intrínseca. Por tal motivo, se decidió mantenerlo conceptualmente en la dimensión extrínseca, respetando su intención original.

En el caso del ítem 4, se presentó cargas cruzadas débiles en los tres factores, sin asociarse claramente a uno en particular (.422 en factor 2, .390 en factor 3, y una carga negativa en el factor 1). Este patrón sugiere una ambigüedad en la percepción del ítem por parte de los

participantes, posiblemente debido a una redacción amplia o poco diferenciada entre el entusiasmo personal (intrínseco) y la utilidad académica o profesional (extrínseco). Se recomienda su reformulación en futuras aplicaciones.

Asimismo, se observó una correlación débil positiva entre la motivación intrínseca y extrínseca ($r = .15$), la cual es consistente con estudios recientes en contextos digitales (Ryan y Deci, 2017), que sugieren que ambos tipos de motivación pueden coexistir y potenciar el compromiso del estudiante en tareas tecnológicas. Esta coexistencia no solo es posible, sino deseable, donde ambos tipos de perfiles motivacionales coexisten sin excluirse, se complementan, influyendo positivamente en el aula, donde se integren elementos que apelen al interés personal y al logro externo.

Por otro lado, la relación negativa (débil) entre la motivación intrínseca y la desmotivación ($r = -0.21$) también coincide con hallazgos de investigaciones como las de Kori et al. (2016), quienes reportan que a medida que aumenta el interés personal por la tarea, disminuye la sensación de falta de propósito.

En contraste, en algunos trabajos en contextos diferentes como el realizado por Oláh et al. (2023) con estudiantes de medicina, se observaron patrones motivacionales similares, lo que respalda el uso de la Escala de Motivación Académica (EMA) como una herramienta válida para medir la motivación en diversos contextos educativos.

Finalmente, el uso de herramientas de programación en tareas complejas como el aprendizaje de PyE, potencia la motivación, especialmente cuando se conectan con la identidad profesional de los estudiantes.

CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos en este estudio demuestran que el instrumento diseñado para evaluar los tipos de motivación académica vinculados al uso de Python en el aprendizaje de PyE en educación superior presenta propiedades psicométricas adecuadas. La fiabilidad interna, evaluada mediante el coeficiente alfa de Cronbach, mostró niveles aceptables en las tres dimensiones teóricas: motivación intrínseca ($\alpha = 0.794$), desmotivación ($\alpha = 0.872$) y motivación extrínseca ($\alpha = 0.683$) en menor medida.

Aunque el alfa global del instrumento ($\alpha = 0.646$) se ve influido por la variabilidad interna de la subescala de motivación extrínseca, este valor se considera aceptable y ofrece una base sólida para el desarrollo de versiones futuras más refinadas del cuestionario.

La estructura del instrumento fue validada empíricamente a través del Análisis Factorial Exploratorio y Confirmatorio. El AFE permitió identificar tres factores coherentes con el modelo teórico, que explicaron el 74.74% de la varianza total, lo cual supera el umbral recomendado para escalas en ciencias sociales. Aunque algunos ítems mostraron cargas cruzadas (como el ítem 4 y el ítem 6), la estructura general fue sólida. El AFC confirmó estos hallazgos, revelando índices de ajuste satisfactorios (CFI = 0.955, TLI = 0.942, RMSEA = 0.064), y cargas factoriales estandarizadas significativamente altas en todos los ítems.

Por lo anteriormente expuesto, el instrumento puede considerarse válido y confiable para su aplicación en educación superior, particularmente en asignaturas que integran herramientas tecnológicas como Python. Además, su base teórica en la Teoría de la Autodeterminación fortalece su coherencia conceptual, permitiendo identificar perfiles motivacionales diferenciados entre estudiantes.

LIMITACIONES Y ESTUDIOS FUTUROS

Aunque la institución cuenta con una población estudiantil cercana a los 6,000 alumnos, la muestra utilizada en este estudio fue limitada a 76 participantes. Esta restricción se debió a que el estudio se enfocó exclusivamente en los estudiantes de segundo semestre de la carrera de ISC e ITIC que cursaban la asignatura de PyE durante el semestre en que se

realizó la investigación y que además utilizaban Python como parte de la asignatura. En consecuencia, no se consideraron estudiantes de las demás ingenierías que ofrece la institución, lo que reduce la representatividad de los resultados y limita la generalización de los hallazgos a otros programas académicos.

Se recomienda ampliar futuras investigaciones a otras carreras y semestres dentro de la misma institución. Incluir a estudiantes de las restantes ingenierías permitiría evaluar la validez del instrumento en una muestra más diversa y representativa, lo que fortalecería la generalización de los resultados. No obstante, esta validación presenta limitaciones importantes. En primera instancia, ampliar la muestra sería viable únicamente en aquellas ingenierías que contemplan tanto programación como PyE, siempre y cuando los estudiantes cursen primero la asignatura de programación y posteriormente la de PyE y además, no todos los docentes que imparten PyE saben programación.

RECONOCIMIENTO

Los autores agradecen la colaboración brindada por los estudiantes participantes en el estudio y el apoyo de la institución.

CONTRIBUCIÓN DE LOS COAUTORES:

José Gabriel Rodríguez Rivas: conceptualización, investigación, validación, análisis formal, visualización.

Rubén Pizarro Gurrola: Curación de datos análisis formal, supervisión.

Jeorgina Calzada Terrones: Metodología, redacción, revisión, edición y supervisión,

REFERENCIAS

- Alonso, J. L. N., Martín-Albo Lucas, J., Navarro Izquierdo, J. G., & Grijalvo Lobera, F. (2006). Validación de la escala de motivación educativa (EME) en Paraguay. *Revista Interamericana de Psicología/Interamerican Journal of Psychology*. <https://accedacris.ulpgc.es/handle/10553/42831>
- Ato, M., López, J. J., & Benavente, A. (2013). Un sistema de clasificación de los diseños de investigación en psicología. *Anales de Psicología*, 29(3). <https://doi.org/10.6018/analesps.29.3.178511>
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. In K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 136–162). Sage Publications. <https://doi.org/10.1177/0049124192021002005>
- Casanova-Valencia, S. A., Hurtado-Ramírez, J., & Ramírez-González, A. (2023). Implementación de la escala de motivación académica (EMA) en estudiantes universitarios de México. *Revista de la facultad de contaduría y ciencias administrativas*, 8(16), 34-41. https://www.researchgate.net/publication/379147721_IMPLEMENTACION_DE_LA_ESCALA_DE_MOTIVACION_ACADEMICA_EMA_EN_ESTUDIANTES_UNIVERSITARIOS_DE_MEXICO
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (1985). *Intrinsic Motivation and Self-Determination in Human Behavior*. Plenum. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4899-2271-7>
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2000). The “what” and “why” of goal pursuits: Human needs and the self-determination of behavior. *Psychological Inquiry*, 11(4), 227–268. https://doi.org/10.1207/S15327965PLI1104_0
- Doğuş, F., Özkan, Y., & Barın Özkan, S. (2024). The effect of python programming language teaching on 7th grade students’ programming self-efficacy skills. *Education Mind*, 3(2), 156–164. <https://doi.org/10.58583/EM.3.2.5>

- Downey, A. (2015). *Think Stats: Exploratory data analysis in Python* (2nd ed.). O'Reilly Media.
- Escobar-Pérez, J., & Cuervo-Martínez, Á. (2008). Validez de contenido y juicio de expertos: Una aproximación a su utilización. *Avances en Medición*, 6(1), 27-36.
- Frassia, M. G. (2018). Enhanced statistical thinking in secondary school with python programming language: a realistic mathematics education approach. In *INTED2018 Proceedings* (pp. 3462-3471). IATED.
- Garfield, J., & Ben-Zvi, D. (2008). *Developing students' statistical reasoning: Connecting research and teaching practice*. Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4020-8383-9#accessibility-information>
- Gómez, J. J., Mejía, G. M. L., Medina, V. A., Ramírez, A. A., & Arias, C. C. A. (2023). Lectura e interpretación de tablas y gráficos estadísticos en enseñanza media: oportunidades y desafíos. *Revista Cubana de Educación Superior*, 42(2). http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S0257-43142023000200023&script=sci_arttext&lng=pt
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson.
- Haslwanter, T. (2016). *An introduction to statistics with Python: With applications in the life sciences*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-28316-6>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., & Taylor, J. (2023). *An introduction to statistical learning: With applications in Python*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-38747-0>
- Kori, K., Pedaste, M., Leijen, Ä., & Tõnisson, E. (2016). The role of programming experience in ICT students' learning motivation and academic achievement. *International Journal of Information and Education Technology*, 6(5), 331. <https://doi.org/10.7763/IJiet.2016.V6.709>
- Kotera, Y., Conway, E., & Green, P. (2021). Construction And factorial validation of a short version of the Academic Motivation Scale. *British Journal of Guidance & Counselling*, 51(2), 274-283. <https://doi.org/10.1080/03069885.2021.1903387>
- López, Alejandra (2008). Escala de motivación académica fundamento teórico y análisis psicométricos. XV Jornadas de Investigación y Cuarto Encuentro de Investigadores en Psicología del Mercosur. Facultad de Psicología - Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires. ARK: <https://n2t.net/ark:/13683/efue/6r5>
- Lloret-Segura, S., Ferreres-Traver, A., Hernández-Baeza, A., & Tomás-Marco, I. (2014). El análisis factorial exploratorio de los ítems: una guía práctica, revisada y actualizada. *Anales de Psicología*, 30(3), 1151-1169. <https://doi.org/10.6018/analesps.30.3.199361>
- Montero, I., & León, O. G. (2002). Clasificación y descripción de las metodologías de investigación en psicología. *Revista Internacional de Psicología Clínica y de La Salud*, 2(3), 503-508. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=33720308>
- Müller, A. C., & Guido, S. (2016). *Introduction to machine learning with Python: A guide for data scientists*. O'Reilly Media.
- Namratha, M., Rekha, G. S., Akram, S., Kumar, S. S., & Nayak, J. S. (2018). Active learning approach for python programming. *Journal of Engineering Education Transformations*, 32(1), 15-19.
- Núñez, J. L., Martín-Albo, J., Navarro, J. G., & Suárez, Z. (2010). Adaptación y validación de la versión española de la Escala de Motivación Educativa en estudiantes de educación

- secundaria postobligatoria. *Studies in Psychology*, 31(1), 89-100. <https://doi.org/10.1174/021093910790744590>
- Oláh, B., Münnich, Á., & Kósa, K. (2023). Identifying academic motivation profiles and their association with mental health in medical school. *Medical Education Online*, 28(1), 2242597. <https://doi.org/10.1080/10872981.2023.2242597>
- Ozgur, C., Jha, S., & Shen, Y. (2018). Using statistics software packages for teaching purposes: R and Python. https://www.researchgate.net/publication/344633744_Using_Statistics_Software_Packages_for_Teaching_Purposes_R_and_Python_Running_head_R_and_Python
- Pavlenko, L. V., Pavlenko, M. P., Khomenko, V. H., & Mezhuiev, V. I. (2022). Application of R Programming Language in Learning Statistics. In *Proceedings of the 1st Symposium on Advances in Educational Technology* (Vol. 2, pp. 62-72). <https://doi.org/10.5220/0010928500003364>
- Riyantoko, P. A., Funabiki, N., Wai, K. H., Aung, S. T., Muhaimin, A., & Trimono. (2024). A proposal of Python programming exercise problems for basic statistics learning. *2024 Seventh International Conference on Vocational Education and Electrical Engineering (ICVEE)*, 289-295. <https://doi.org/10.1109/ICVEE63912.2024.10824036>
- Rodríguez-Rivas, J. G., Saucedo, R. A. S., Rodríguez, Z. M. A. & Pizarro, G. R. (2019). Motivación académica por el uso de la plataforma NetAcad en estudiantes de asignaturas de redes de computadoras en educación superior. *Praxis Investigativa ReDIE: Revista Electrónica de La Red Durango de Investigadores Educativos*, 11(21), 55-70.
- Rodríguez-Rivas, J. G., & Rodríguez, C. S. (2022). Uso de Python para el análisis de datos aplicado en la investigación. *Investigación Y Ciencia Aplicada a La Ingeniería*, 5(34), 33-40. <https://ojsincaing.com.mx/index.php/ediciones/article/view/188>
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2017). *Self-Determination Theory: Basic Psychological Needs in Motivation, Development, and Wellness*. Guilford Press. <https://doi.org/10.1521/978.14625/28806>
- Serin, H. (2023). The Significance of Mathematical Literacy in Today's Society. *International Journal of Social Sciences & Educational Studies*, 10(2), 396-402. <https://ijsses.tiu.edu.iq/index.php/ijsses/article/view/113>
- Urrutia Egaña, M., Barrios Araya, S., Gutiérrez Núñez, M., & Mayorga Camus, M. (2015). Métodos óptimos para determinar validez de contenido. *Revista Cubana de Educación Médica Superior*, 28(3), 547-558.
- Vallerand, R. J., Pelletier, L. G., Blais, M. R., Brière, N. M., Senécal, C., & Vallières, E. F. (1992). *The Academic Motivation Scale: A measure of intrinsic, extrinsic, and amotivation in education*. *Educational and Psychological Measurement*, 52(4), 1003-1017. <https://doi.org/10.1177/0013164492052004025>
- VanderPlas, J. (2016). *Python data science handbook: Essential tools for working with data*. O'Reilly Media.
- Zhang, X., Li, W., & Wang, G. (2023). Construction and Application of the Project-based Teaching System of Statistical Experiment Course using Python Language. *5th International Conference on Computer Science and Technologies in Education (CSTE)*. pp. 15-19. <https://doi.org/10.1109/CSTE59648.2023.00010>
- Kaiser, M. O. (1974). Kaiser-Meyer-Olkin measure for identity correlation matrix. *Journal of the Royal Statistical Society*, 52(1), 296-298.