

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CAJAMARCA

ESCUELA DE POSGRADO



UNIDAD DE POSGRADO DE LA FACULTAD DE EDUCACIÓN

PROGRAMA DE DOCTORADO EN CIENCIAS

TESIS:

**INTELIGENCIA LÓGICO-MATEMÁTICA Y SU RELACIÓN CON EL
RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DEL EJE
CURRICULAR DE ALGORITMOS Y PROGRAMACIÓN DE LA CARRERA
DE INGENIERÍA DE SISTEMAS DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE
CAJAMARCA, AÑO 2021.**

Para optar el Grado Académico de

DOCTOR EN CIENCIAS

MENCIÓN: EDUCACIÓN

Presentada por:

M.Cs. ROGER MANUEL SÁNCHEZ CHÁVEZ

Asesor:

Dr. SIMÓN ALEJANDRO RODRÍGUEZ TEJADA

Cajamarca, Perú

2024



Universidad
Nacional de
Cajamarca
"Norte de la Universidad Peruana"



CONSTANCIA DE INFORME DE ORIGINALIDAD

1. Investigador:
Roger Manuel Sánchez Chávez
DNI: 26705516
Escuela Profesional/Unidad de Posgrado de la Facultad de Educación. Programa de Doctorado en Ciencias. Mención: Educación
2. Asesor: Dr. Simón Alejandro Rodríguez Tejada
3. Grado académico o título profesional
☐ Bachiller ☐ Título profesional ☐ Segunda especialidad
☐ Maestro ☒ Doctor
4. Tipo de Investigación:
☒ Tesis ☐ Trabajo de investigación ☐ Trabajo de suficiencia profesional
☐ Trabajo académico
5. Título de Trabajo de Investigación:
Inteligencia Lógico-Matemática y su relación con el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de Algoritmos y Programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021
6. Fecha de evaluación: **07/01/2025**
7. Software antiplagio: ☒ TURNITIN ☐ URKUND (ORIGINAL) (*)
8. Porcentaje de Informe de Similitud: **9%**
9. Código Documento: **3117:419565667**
10. Resultado de la Evaluación de Similitud:
☒ **APROBADO** ☐ PARA LEVANTAMIENTO DE OBSERVACIONES O DESAPROBADO

Fecha Emisión: **08/01/2025**

Firma y/o Sello
Emisor Constancia

Dr. Simón Alejandro Rodríguez Tejada
DNI: 26608500

* En caso se realizó la evaluación hasta setiembre de 2023

COPYRIGHT © 2024 by
ROGER MANUEL SÁNCHEZ CHÁVEZ
Todos los derechos reservados



Universidad Nacional de Cajamarca
LICENCIADA CON RESOLUCIÓN DE CONSEJO DIRECTIVO N° 080-2018-SUNEDU/CD
Escuela de Posgrado
CAJAMARCA - PERU



PROGRAMA DE DOCTORADO EN CIENCIAS

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

MENCIÓN: EDUCACIÓN

Siendo las 16:00 horas, del día 28 de agosto del año dos mil veinticuatro, reunidos en el Auditorio de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional de Cajamarca, el Jurado Evaluador presidido por el Dr. VÍCTOR HOMERO BARDALES TACULÍ, Dr. CÉSAR ENRIQUE ALVAREZ IPARRAGUIRRE, Dr. LUIS ENRIQUE ZELAYA DE LOS SANTOS y en calidad de Asesor, el Dr. SIMÓN ALEJANDRO RODRÍGUEZ TEJADA Actuando de conformidad con el Reglamento Interno de la Escuela de Posgrado y el Reglamento del Programa de Doctorado de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional de Cajamarca, se inició la SUSTENTACIÓN de la tesis titulada: **INTELIGENCIA LÓGICO-MATEMÁTICA Y SU RELACIÓN CON EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE LOS ESTUDIANTES DEL EJE CURRICULAR DE ALGORITMOS Y PROGRAMACIÓN DE LA CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE CAJAMARCA, AÑO 2021**; presentada por el Maestro en Ciencias Administración y Gerencia Empresarial **ROGER MANUEL SÁNCHEZ CHÁVEZ**

Realizada la exposición de la Tesis y absueltas las preguntas formuladas por el Jurado Evaluador, y luego de la deliberación, se acordó ... APROBAR ... con la calificación de ... 17 (diecisiete) EXCELENTE ... la mencionada Tesis; en tal virtud, el Maestro en Ciencias Administración y Gerencia Empresarial **ROGER MANUEL SÁNCHEZ CHÁVEZ**, está apto para recibir en ceremonia especial el Diploma que lo acredita como **DOCTOR EN CIENCIAS**, de la Unidad de Posgrado de la Facultad de Educación, Mención **EDUCACIÓN**

Siendo las 17:30 horas del mismo día, se dio por concluido el acto.

.....
Dr. Simón Alejandro Rodríguez Tejada
Asesor

.....
Dr. Víctor Homero Bardales Taculí
Presidente-Jurado Evaluador

.....
Dr. César Enrique Álvarez Iparraguirre
Jurado Evaluador

.....
Dr. Luis Enrique Zelaya De Los Santos
Jurado Evaluador

DEDICATORIA

A mis amados padres, quienes me inculcaron esa fortaleza para luchar y alcanzar mis sueños.

A mi amada esposa Lisi Janet Vásquez Fernández, compañera de toda mi vida y a Leticia y Adrian, mis amados hijos; quienes confían en mí y son el motor que me impulsan a alcanzar mis metas.

AGRADECIMIENTO

A mi señor todopoderoso, quien ha sido, es y será mi guía, por toda mi existencia.

Agradezco en forma especial a mi asesor Dr. Simón Rodríguez Tejada, quien con su experiencia y conocimientos guio cada etapa de la elaboración de este trabajo de investigación. De igual manera agradezco de manera especial al Dr. Ricardo Cabanillas Aguilar, quien con sus acertados aportes y sugerencias han enriquecido esta investigación.

Agradezco a los estudiantes de la carrera de Ingeniería de Sistemas del año 2021, quienes gentilmente tomaron parte del proceso de llenado del Test de Inteligencia Lógico-Matemática para la investigación y a la Dirección de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas por su colaboración en la obtención de la información académica de los estudiantes.

Agradezco a la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional de Cajamarca y a su digna docencia por brindarme los conocimientos y recursos necesarios para prepararme académicamente, y concluir satisfactoriamente mis estudios.

EPÍGRAFE

“Las matemáticas constituyen la ciencia de la forma y la cantidad; el razonamiento matemático es simplemente lógica aplicada a la observación de la forma y la cantidad.”

Edgar Allan Poe

Índice General

	Pág.
Dedicatoria	v
Agradecimiento	vi
Epígrafe	vii
Lista de tablas	xiii
Lista de figuras	xiv
Resumen	xv
Abstract	xvi
Introducción	xvii

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1. Planteamiento del problema	1
2. Formulación del problema	5
2.1. Problema principal	5
2.2. Problemas derivados	5
3. Justificación de la investigación	6
3.1. Justificación teórica	6
3.2. Justificación práctica	6
3.3. Justificación metodológica	6
4. Delimitación de la investigación	7
4.1. Epistemología	7
4.2. Espacial	7
4.3. Temporal	7
5. Objetivos de la investigación	7
5.1. Objetivo general	7
5.2. Objetivos específicos	7

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

1. Antecedentes de la investigación	9
1.1. A nivel internacional	9
1.2. A nivel nacional	10
1.3. A nivel local	14
2. Marco epistemológico de la investigación	14
3. Marco teórico-científico de la investigación	15
3.1. Inteligencia Lógico-Matemática	15
3.1.1. Teorías iniciales de la inteligencia	16
3.1.2. Teorías contemporáneas de la inteligencia	18
3.1.3. Teoría de las inteligencias múltiples	19
3.1.4. Aportes de las teorías de la inteligencia a la educación superior	22
3.1.5. Inteligencia Lógico-Matemática	25
3.1.6. Lógica y pensamiento matemático	28
3.1.7. Inteligencia lógica y razonamiento lógico-matemático	29
3.1.8. Resolución de problemas, esquemas lógico formales, resolución de problemas y éxito académico en matemáticas	30
3.1.9. Test de inteligencia	31
3.2. Rendimiento Académico	32
3.2.1. Paradigma conductista	36
3.2.2. Paradigma cognitivista	39
3.2.3. Paradigma constructivista	42
3.3. Fundamentos de la programación	45
3.3.1. Resolución de problemas	45
3.3.2. Diseño de algoritmos	48
3.3.3. Lenguajes de programación	51
3.3.4. Programación de algoritmos	52
4. Definición de términos básicos	55
4.1. Inteligencia	55
4.2. Inteligencia Lógico-Matemática	55
4.3. Rendimiento Académico	55
4.4. Algoritmos	55
4.5. Programación	55

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

1. Caracterización y contextualización de la investigación	56
1.1. Descripción del perfil de la institución educativa	56
1.2. Breve reseña histórica de la institución educativa	56
1.3. Características demográficas y socioeconómicas	57
1.4. Características culturales y ambientales	58
2. Hipótesis de investigación	58
2.1. Hipótesis general	58
2.2. Hipótesis específicas	58
3. Variables de investigación	59
4. Matriz de operacionalización de variables	60
5. Población y muestra	61
6. Unidad de análisis	61
7. Métodos de investigación	61
8. Tipo de investigación	63
9. Diseño de la investigación	64
10. Técnicas e instrumentos de recopilación de información	64
11. Técnicas para el procesamiento y análisis de la información	65
12. Validez y confiabilidad	65

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

1. Matriz general de resultados	68
2. Análisis de la variable: Inteligencia Lógico-Matemática	68
3. Análisis de la variable: Rendimiento Académico	71
4. Resultados por dimensiones de las variables de estudio	74
4.1. Variable: Inteligencia Lógico-Matemática	74
4.1.1. Dimensión: Concepto de número	74
4.1.2. Dimensión: Secuencia y patrón	76
4.1.3. Dimensión: Noción de clasificación	74
4.1.4. Dimensión: Distinción de símbolos	79
4.2. Variable: Rendimiento Académico	81
4.2.1. Dimensión: Evaluación en asignatura	81

5. Prueba de hipótesis.....	82
5.1. Planteamiento de la hipótesis nula (H_0) y la hipótesis alternativa (H_1)	82
5.1.1. Hipótesis general	82
5.1.2. Hipótesis específica 1	83
5.1.3. Hipótesis específica 2	83
5.1.4. Hipótesis específica 3	83
5.1.5. Hipótesis específica 4	84
5.1.6. Hipótesis específica 5	84
5.1.7. Hipótesis específica 6	85
5.2. Nivel de significancia	85
5.3. Prueba de normalidad.....	85
5.4. Regla de decisión para la hipótesis	87
5.4.1. Resultados de la correlación general de las variables de este estudio	88
5.4.2. Prueba de Wilcoxon para la hipótesis específica 1	89
5.4.3. Prueba de Wilcoxon para la hipótesis específica 2	91
5.4.4. Coeficiente de correlación de Spearman para la hipótesis específica 3	92
5.4.5. Coeficiente de correlación de Spearman para la hipótesis específica 4	93
5.4.6. Coeficiente de correlación de Spearman para la hipótesis específica 5	94
5.4.7. Coeficiente de correlación de Spearman para la hipótesis específica 6	95

CAPÍTULO V

PROPUESTA DE MEJORA

1. Nombre de la propuesta	97
2. Fundamentación	97
3. Objetivos	99
3.1. General	99
3.2. Específicos	99
4. Responsables.....	100
5. Duración	100
6. Logros esperados	100
7. Beneficiarios	100
8. Cronograma de acciones	100
9. Desarrollo y evaluación	102
10. Modelo de sesión de aprendizaje	104

11. Presupuesto	105
CONCLUSIONES	106
SUGERENCIAS	107
REFERENCIAS	108
APÉNDICES Y ANEXOS	112
Apéndice 1. Matriz de consistencia	113
Apéndice 2. Rubrica para evaluar el eje curricular “Algoritmos y programación”	116
Apéndice 3. Puntajes obtenidos del Test de Inteligencia Lógico-Matemática	117
Apéndice 4. Resultados obtenidos del Rendimiento Académico de los estudiantes del semestre 2021	120
Apéndice 5. Resultados obtenidos para la dimensión Concepto número	121
Apéndice 6. Resultados obtenidos para la dimensión Secuencia y patrón	122
Apéndice 7. Resultados obtenidos para la dimensión Noción de clasificación	123
Apéndice 8. Resultados obtenidos para la dimensión Distinción de símbolos.....	124
Apéndice 9. Ficha Técnica de Prueba para medir el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática.....	125
Anexo 1. Test de Inteligencia Lógica Matemática de Alva (2017).....	126
Anexo 2. Validez del Test de Inteligencia Lógico-Matemática, Alva (2017).....	131

LISTA DE TABLAS

Tabla 1 Índice KR-20 del instrumento de recolección de datos	67
Tabla 2 Distribución de frecuencias de puntajes de la Inteligencia Lógico-Matemática.....	70
Tabla 3 Distribución de frecuencias de notas del Rendimiento Académico	72
Tabla 4 Distribución de frecuencias de los puntajes alcanzados en la dimensión Concepto de número.....	74
Tabla 5 Distribución de frecuencias de los puntajes alcanzados en la dimensión Secuencia y patrón.....	76
Tabla 6 Distribución de frecuencias de los puntajes alcanzados en la dimensión Noción de clasificación	78
Tabla 7 Distribución de frecuencias de los puntajes alcanzados en la dimensión Distinción de símbolo	79
Tabla 8 Distribución de frecuencias de las notas finales del Rendimiento Académico.....	81
Tabla 9 Prueba de normalidad	86
Tabla 10 Grado de relación según coeficiente de correlación	87
Tabla 11 Correlación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico	88
Tabla 12 Contrastes de hipótesis específica 1 con prueba de Wilcoxon.....	90
Tabla 13 Contrastes de hipótesis específica 2 con prueba de Wilcoxon.....	91
Tabla 14 Correlación entre Concepto de número y el Rendimiento Académico	92
Tabla 15 Correlación entre Secuencia y patrón y el Rendimiento Académico	93
Tabla 16 Correlación entre Noción de clasificación y el Rendimiento Académico	94
Tabla 17 Correlación entre Distinción de símbolos y el Rendimiento Académico.....	95
Tabla 18 Actividades del cronograma para mejorar la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes de sistemas.....	101
Tabla 19 Temario para las sesiones del taller	102
Tabla 20 Presupuesto para implementar el plan de mejora	105

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Calificaciones de las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación 2018-2019.....	4
Figura 2 Implicancias de las teorías de la Inteligencia en la Educación Superior.....	25
Figura 3 Indicadores de medición del Rendimiento Académico.....	50
Figura 4 Factores que influyen en el Rendimiento Académico.....	34
Figura 5 Tipos de Rendimiento Académico.....	34
Figura 6 Aplicaciones educativas que incorporan los principios conductistas	38
Figura 7 Procesos del aprendizaje por observación.....	39
Figura 8 Factores que afectan el aprendizaje y el desempeño por observación	40
Figura 9 Perspectivas del constructivista	43
Figura 10 Proceso de solución de un problema	46
Figura 11 Principales etapas del proceso de solución de problemas	47
Figura 12 Elementos que forman parte de la solución de un problema.....	48
Figura 13 Símbolos para construir un diagrama de flujo.....	50
Figura 14 Elementos de los lenguajes de programación	51
Figura 15 Clasificación de los lenguajes de programación.....	52
Figura 16 Bloques de un programa.....	53
Figura 17 Proceso de transformación de un algoritmo a un programa ejecutable.....	54
Figura 18 Coeficiente de Kuder-Richardson para obtener la confiabilidad del test.....	66
Figura 19 Test de Inteligencia Lógico-Matemática en formato virtual	69
Figura 20 Dispersión absolutas y relativas obtenidas en la Inteligencia Lógico-Matemática	70
Figura 21 Dispersión absolutas y relativas obtenidas del Rendimiento Académico	73
Figura 22 Porcentaje de puntos alcanzados en la dimensión concepto número.....	75
Figura 23 Porcentaje de puntos alcanzados en la dimensión secuencia y patrón.....	76
Figura 24 Porcentaje de puntos alcanzados en la dimensión noción de clasificación.....	78
Figura 25 Porcentaje de puntos alcanzados en la dimensión distinción de símbolos.....	80
Figura 26 Porcentaje de puntos alcanzados en la dimensión de evaluación en asignatura....	81
Figura 27 Representación de la regla de decisión.....	87
Figura 28 Prueba de Wilcoxon para la Inteligencia Lógico-Matemática	90
Figura 29 Prueba de Wilcoxon para el Rendimiento Académico	91

RESUMEN

El propósito de la presente investigación fue determinar la relación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes de la línea curricular de algoritmos y programación de la escuela académico profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca. 2021. La investigación es de tipo básica, con enfoque cuantitativo y diseño descriptivo-correlacional propositivo, y se utilizó el método hipotético-deductivo. La muestra fue de 180 estudiantes, que cursaban las asignaturas de la línea curricular de algoritmos y programación. Los instrumentos de recolección de datos fueron el Test de Inteligencia Lógico-Matemática y las Actas de Evaluación del Rendimiento Académico. Se aplicó la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov, luego se procedió a la prueba de igualdad de medias y finalmente, la prueba no paramétrica Rho de Spearman. La Inteligencia Lógico-Matemática influye en el Rendimiento Académico de los estudiantes que cursan asignaturas de la línea curricular Algoritmos y Programación, dado que se obtuvo un $p=0.000$ menor a 0.01 y un coeficiente de correlación de Spearman igual a 0.275, que establece una correlación positiva débil entre las variables de estudio. El nivel de Inteligencia Lógico-Matemática se identificó como Regular (Puntos: 34–44) y el nivel del Rendimiento Académico se determinó como Regular (Notas: 13–16). Para las dimensiones: “Concepto de número” el 70% de estudiantes comprenden esta dimensión con una buena percepción de análisis y se estableció una correlación positiva muy débil con el Rendimiento Académico, “Secuencia y patrón” el 59% de estudiantes comprenden esta dimensión con una regular percepción de análisis y se estableció una correlación positiva muy débil con el Rendimiento Académico, “Noción de clasificación” el 67% de estudiantes comprenden esta dimensión con una buena percepción de análisis y se estableció una correlación positiva débil con el Rendimiento Académico y “Distinción de símbolos” el 23% de estudiantes comprenden esta dimensión con cierta dificultad de percepción de análisis y se estableció una correlación positiva muy débil con el Rendimiento Académico.

Palabras clave: Inteligencia Lógico-Matemática, Rendimiento Académico, Algoritmos y programación.

ABSTRACT

The purpose of the present research was to determine the relationship between the logical - mathematical intelligence and the academic performance of the students of the curricular line of algorithms and programming of the academic-professional school of systems engineering of the National University of Cajamarca. 2021. The research is of a basic type, with a quantitative approach and a descriptive - correlational propositional design, and the hypothetico - deductive method was used. The sample consisted of 180 students, who were studying subjects in the algorithms and programming curricular line. The data collection instruments were the logical - mathematical intelligence test and the academic performance assessment forms. The Kolmogorov Smirnov normality test was applied, followed by the test of equality of means and finally, the non - parametric Spearman's Rho test. Logical - mathematical intelligence influences the academic performance of students taking subjects in the algorithms and programming curricular line, given that a $p=0.000$ less than 0.01 and a Spearman correlation coefficient equal to 0.275 were obtained, which establishes a weak positive correlation between the study variables. The level of logical - mathematical intelligence was identified as fair (Scores: 34 - 44) and the level of academic achievement was determined as fair (Scores: 13 - 16). For the dimensions: "Concept of number" 70% of students understand this dimension with a good perception of analysis and a very weak positive correlation was established with academic performance, "Sequence and pattern" 59% of students understand this dimension with a regular perception of analysis and a very weak positive correlation was established with academic performance, "Notion of classification" 67% of students understand this dimension with a good perception of analysis and a weak positive correlation was established with academic achievement and "Symbol Distinction" 23% of students understand this dimension with some difficulty of perception of analysis and a very weak positive correlation was established with academic achievement.

Keywords: Logical-mathematical intelligence, Academic performance, Algorithms and programming.

INTRODUCCIÓN

La programación de sistemas, haciendo uso de un computador y un lenguaje de programación, es una habilidad transversal que es requerida en muchas carreras de ingeniería, más aún si se trata de Ingeniería de Sistemas. Por ello es que, los futuros profesionales que egresan de las universidades deben tener la habilidad de aplicar, de una manera inteligente, adecuada y optima, los conocimientos de algoritmos y programación para resolver problemas verídicos de la sociedad; automatizando las actividades de sus procesos dentro de una organización. Para aplicar dichos conocimientos se necesita, además de tener en claro el uso de las estructuras de la programación, tener un orden lógico y cálculos precisos durante el desarrollo del programa; permitiendo obtener los resultados esperados.

El orden lógico es el que apoya a recoger los resultados esperados por una estructura de programación, proveniente de otra estructura de programación, la cual podrá continuar con la ejecución de sus cálculos y decisiones para obtener un resultado y este, a su vez, transmitirlo como resultado final o entregarlo, a otra estructura para continuar con la lógica de ejecución del programa. Para construir este orden lógico y cálculos precisos dentro de un programa, el ser humano realiza una serie de procesos mentales que le permite abstraer el problema, analizarlo y proponer una solución; para lo cual debe contar con un adecuado nivel de Inteligencia Lógico-Matemática que hará más fácil dicha tarea.

Debido a un Rendimiento Académico regular de varios estudiantes de ingeniería de sistemas, en la línea curricular de algoritmos y programación, es que nace la interrogante: ¿qué característica de la inteligencia del estudiante, se relaciona directamente con el proceso enseñanza/aprendizaje de las asignaturas de la línea curricular de algoritmos y programación? Es por ello que luego de investigar y analizar la bibliografía correspondiente al tema, se llega a la conclusión de que la Inteligencia Lógico-Matemática es el conjunto de habilidades mentales que permiten al estudiante enfrentar de manera adecuada la complejidad escalonada de cada asignatura de algoritmos y programación, y por ende alcanzar un mejor Rendimiento Académico.

Por ello, el objetivo que persiguió este trabajo de investigación fue “determinar la relación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la

Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021”. Estos resultados conllevaron a fortalecer el conocimiento acerca de la Inteligencia Lógico-Matemática, el Rendimiento Académico de los estudiantes y a proponer estrategias para repotenciar la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca; todo ello desde un punto de vista específico de inteligencia, aportando a disminuir las falencias que hasta esos momentos presentaban los estudiantes que cursaron las asignaturas de la línea curricular de algoritmos y programación, sin pretender que la Inteligencia Lógico-Matemática sea el único factor que influye en su rendimiento, pero si tiene una significativa influencia en el desarrollo académico del estudiante.

Para resolver un problema planteado, del cual emergerá una solución construida con algoritmos y un lenguaje de programación, el estudiante de ingeniería de sistemas primero debe abstraer la situación problemática; y es la habilidad de la abstracción, que se desarrolla con la inteligencia lógico matemática, la que permite tener una comprensión clara y concisa del problema para plantear así una solución adecuada. Luego de abstraer el problema y analizarlo, surgen y se definen los elementos estructurales del problema que ayudarán a modelar una solución coherente; por lo que, estos elementos tendrán un orden lógico de actuación dentro del proceso o tratamiento del primer elemento que son los datos de entrada encontrados durante el análisis y que generaran información de salida. “La Inteligencia Lógico-Matemática guarda una directa relación con la capacidad de resolución de problemas en los alumnos de ingeniería, lo que implica que a mayor nivel de Inteligencia Lógico-Matemática, mayor será la capacidad de resolución de problemas” (Aquino, 2019, p.46).

Así pues, la estructura de la presente investigación se organiza en cinco capítulos:

En el primer capítulo, se expone el planteamiento y formulación del problema; justificación, delimitación y objetivos de la investigación. En el segundo capítulo, se presentan los antecedentes, marco epistemológico, marco teórico-científico de la investigación y además, la definición de términos básicos. En el tercer capítulo, se muestra la caracterización y contextualización de la investigación, elaboración de las hipótesis, definición de variables y la matriz de operacionalización, se determina la población, muestra y unidad de análisis, se establece el método, tipo y diseño de la investigación, se especifica la técnica e instrumento de recopilación de información y también la técnica para el procesamiento y análisis de la información. En el cuarto capítulo, se hace la presentación, análisis e discusión de los

resultados por dimensiones de las variables de estudio; así como, de los resultados totales de las variables de estudio, se desarrolla la prueba de hipótesis, se discuten los resultados. En el quinto, se precisa los fundamentos, objetivos, responsables, duración, logros esperados, beneficios, cronograma de acciones y presupuesto de una propuesta de mejora, de acuerdo a los resultados obtenidos en el presente trabajo de investigación.

Finalmente se exponen las conclusiones y recomendaciones; y se presentan la lista de referencias, los apéndices y anexos.

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1. Planteamiento del problema

En la actualidad toda empresa u organización con intenciones de tener una adecuada gestión de información y generación de conocimiento empresarial, tiene la necesidad de implementar tecnología adecuada para lograr mantener y mejorar su presencia en el mundo de los negocios. Es por ello que exigen, de las universidades, profesionales con las competencias y capacidades adecuadas que demuestren un perfecto desempeño en el manejo de tecnologías referidas a la implementación de algoritmos y programación.

Ofrecer profesionales de buena calidad, implica para la casa de estudios superar una diversidad de inconvenientes, más allá de la falta de infraestructura y calidad docente. Es necesario contar con un procedimiento adecuado para determinar las características de aprendizaje de los nuevos estudiantes que ingresan a una universidad; pues se sabe que cuando cambian de contexto académico, su rendimiento decae o no saben cómo enfrentar las nuevas formas de enseñanza.

La inteligencia que trae consigo un estudiante permite resolver estos problemas iniciales de adaptación, pero para un estudiante de ingeniería de sistemas, además debe tener desarrollada la habilidad de solucionar problemas específicos; abstraerlos de la realidad, modelar su solución e implementar o automatizar la misma en un dispositivo digital. Y es en este último punto, en el que se han realizados distintos estudios, para precisar qué cualidades influyen en el aprendizaje de los algoritmos y la programación.

El planteamiento de problemas relacionados con los algoritmos y la programación, pretenden que el individuo se enfrente a muchas soluciones factibles, pero al analizar de manera coherente las restricciones que estas llevan consigo, entonces se llega a una solución óptima, facilitando la aplicación de los conocimientos enseñados en las sesiones de clase. Por ello las habilidades lógico-matemáticas que entraña el estudiante para solucionar problemas, deben ser las necesarias para que el docente pueda adecuar, elaborar y compartir el material cognoscitivo adecuado y permitir un buen rendimiento.

También se puede plantear problemas usando la abstracción de la realidad, que luego de un análisis coherente, la solución se presenta como un conjunto de expresiones matemáticas para luego construir una solución algorítmicamente lógica; lo que nos ayudaría a concluir que una persona que tenga una Inteligencia Lógico-Matemática sobre el promedio, será más capaz de realizar este tipo de análisis y llegar a una solución algorítmica, que posteriormente podría programarse en cualquier lenguaje de programación.

Para Oviedo (2004), el análisis de un problema es “donde se hace el planteamiento matemático y lógico de la solución del problema; por lo tanto, se hace necesario identificar qué es lo que tengo en el momento, qué es lo que deseo que la computadora produzca y cuál es el proceso que se debe hacer, de tal manera que a partir de los datos de entrada se pueda llegar a los resultados” (p. 42).

Todo estudiante que persigue, el conocer los nuevos avances tecnológicos, como ser humano en constante evolución, se enfrentan a conceptos, métodos, herramientas, etc; todos intrincados en nuevos problemas de su entorno y que soluciona utilizando su razonamiento innato para descifrar primeramente las características de cada componente del problema y luego construir las relaciones lógicas que entre ellos existen para luego formular sus conclusiones, generalizándolas en eventos similares.

Esto exactamente ocurre con el estudio de los algoritmos y la programación. Las fases para solucionar un problema planteado, haciendo uso de los algoritmos y la programación son: análisis, diseño, codificación, compilación, verificación y depuración, mantenimiento y documentación; que, si las tomamos como una fórmula matemática, para su demostración de una forma razonada, debemos tener en cuenta el orden en que han sido ubicadas y más importante aún los resultados obtenidos de cada una de ellas, así pues se permitiría construir las relaciones lógicas entre ellas.

El comprender y aprender a programar también forma parte de este proceso ya que el diseño del algoritmo se podrá implementar bajo una sintaxis establecida de acuerdo al lenguaje de programación elegido, verificando además que el computador realice lo indicado en las instrucciones y muestre los resultados esperados, corroborando su óptimo funcionamiento.

La Inteligencia Lógico-Matemática permite razonar, planificar, resolver problemas, pensar de manera abstracta, comprender ideas complejas, aprender rápidamente y aprender de la experiencia. Pues todo estudiante, que cursa esta línea curricular para el aprendizaje de algoritmos y programación, con el objetivo de obtener un buen Rendimiento Académico y profesional, se apoya precisamente en dichas habilidades para resolver problemas simples o complejos, de acuerdo al razonamiento, abstracción y planificación que se le ha agregado al diseño del algoritmo solución; el cual, se podrá reutilizar en su totalidad o parte de él de acuerdo a la experiencia que se requiera.

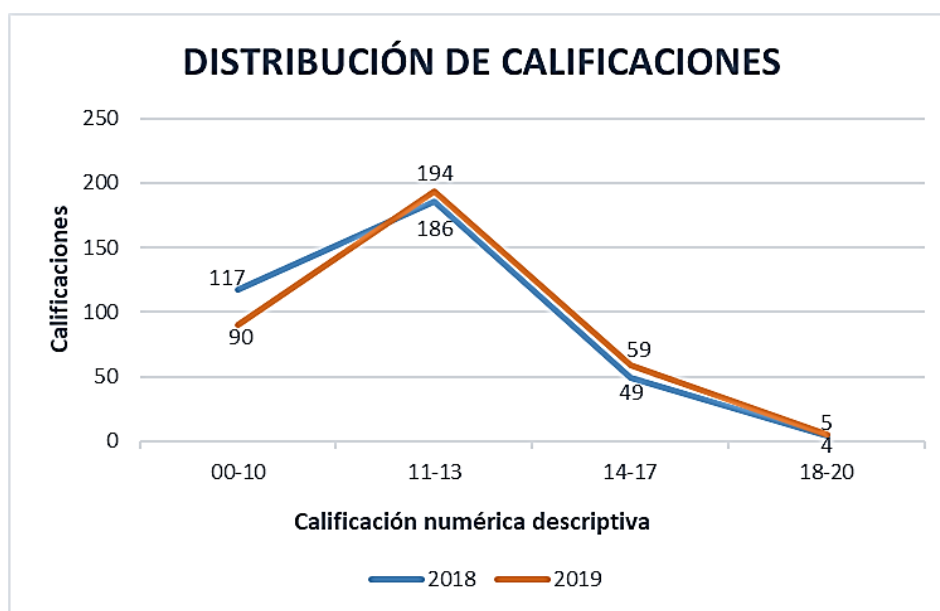
En los dos últimos años, los estudiantes de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas han mostrado calificaciones algo alentadoras en las asignaturas del eje curricular de Algoritmos y Programación (Figura 1), que puede ser el resultado de muchos factores (familiares, sociales, personales, entre otros) que influyen en su Rendimiento Académico.

En el sistema universitario peruano, la nota de un estudiante al finalizar un semestre se expresa en una escala vigesimal (0-20), por lo que se consideró conveniente expresar la nota vigesimal en una escala ordinal, similar a la utilizada por MINEDU para calificar a los estudiantes de educación básica regular hasta el 2018; con la cual las calificaciones del estudiante de la EAPIS se encontrarían entre 11-13: “el estudiante está en camino de lograr los aprendizajes previstos, para lo cual requiere acompañamiento durante un tiempo razonable para lograrlo” (Minedu, 2008, p. 53).

La ley universitaria peruana 30220 determina la exigencia de calidad universitaria, por lo que en la escuela académico profesional, se cuenta con las rubricas correspondientes para cada asignatura y para este estudio se elaboró una rubrica (Ver apéndice 2) que permite evaluar de manera escalar el rendimiento del estudiante en el eje curricular de algoritmos y programación; en dicha rubrica se muestra la escala vigesimal propuesta para este estudio es: Muy Bajo (0 - 10.5), Bajo (10.5 - 13), Regular (13 - 16), Alto (16 - 18) y Muy Alto (18 - 20); por lo tanto las calificaciones de los estudiantes de la EAPIS en los años 2018 y 2019 se encuentran por sobre la escala Regular.

Figura 1

Calificaciones de las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación 2018-2019.



Nota. La figura muestra la distribución de las calificaciones de las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación en los años 2018 y 2019, elaborado con información facilitada por la EAPIS. Fuente. Elaborado con las actas obtenidas del Sistema Informático Académico de la UNC.

Analizando la situación, durante las sesiones de clase, los estudiantes realizan su aprendizaje con la guía práctica y se sienten seguros de lo que aprenden, pero cuando se realiza algunos cambios en la forma y/o la complejidad de los ejercicios, muestran confusión e inseguridad para resolver la nueva problemática; es entonces que se les facilita algunas pistas para que con sus habilidades de inteligencia lógico-matemático puedan comprender la nueva manera de solucionar los problemas y darse cuenta del breve raciocinio que debían haber realizado.

Los estudiantes no muestran en ocasiones esas habilidades o competencias de raciocinio, pero si la capacidad o potencial para enfrentarse a realidades de mayor complejidad que se muestran en sociedades de diferentes ámbitos y contextos. Es pues necesario conocer el nivel de capacidad o potencial de la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes de la carrera de sistemas y poder repotenciar sus habilidades en la solución de problemas.

De lo anterior surge el problema de tener un buen número de estudiantes con Rendimiento Académico regular, que puede deberse a factores externos como internos; y de estos últimos hacemos referencia a las capacidades regularmente desarrolladas del estudiante, como lo es la Inteligencia Lógico-Matemática, que es fundamental para el aprendizaje y entendimiento de las asignaturas de algoritmos y programación.

Siendo el objetivo de la carrera brindar a las organizaciones, empresas o instituciones de nuestra sociedad, egresados con una óptima preparación en el desarrollo de soluciones basadas en la construcción de algoritmos y la implementación de programas; se hace necesario conocer el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática y como es que incide en el Rendimiento Académico de los estudiantes del semestre 2021-I durante el desarrollo de las asignaturas de algoritmos y programación; y con ello, lograr comprender y atender dicho problema.

La investigación relaciona dos variables importantes, la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico (representado por sus calificaciones) de cada estudiante de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas que curso una de las asignaturas del eje curricular de Algoritmos y Programación en el semestre 2021-I, de la Universidad Nacional de Cajamarca.

2. Formulación del problema

2.1. Problema principal

¿Qué relación existe entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de Algoritmos y Programación de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021?

2.2. Problemas derivados

- ¿Cuál es el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021?
- ¿Cuál es el nivel de Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021?

- ¿Cuál es la relación entre el Rendimiento Académico y cada una de las dimensiones de la Inteligencia Lógico-Matemática: Concepto de número, Secuencia y patrón, Noción de clasificación y Distinción de símbolos; de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021?
- ¿Cómo elaborar una propuesta de mejora que fortalezca la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca?

3. Justificación de la investigación

3.1. Justificación Teórica

Los resultados de esta investigación sirvieron para fortalecer el conocimiento de la teoría que fundamenta a las variables de este estudio, basándose en el análisis de los diversos trabajos de investigación y artículos científicos revisados; que tratan sobre la Inteligencia Lógico-Matemática en el aprendizaje de las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación, permitiendo en el estudiante de ingeniería de sistemas mejorar su Rendimiento Académico. Todo esto fundamentado en la teoría de la Computabilidad y teorías del aprendizaje como: Constructivismo y Cognoscitivismo.

3.2. Justificación práctica

Los resultados de esta investigación sirvieron para incentivar a desarrollar los contenidos de las asignaturas, comprendiendo el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática del estudiante e impulsando su mejora, para lograr que su Rendimiento Académico en el aprendizaje de las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación sea el más adecuado y optimo; forjando en los estudiantes el perfil de egresado que requiere la sociedad de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca.

3.3. Justificación metodológica

Los resultados de la investigación permitieron proponer estrategias para repotenciar la inteligencia lógico-matemático del estudiante de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas; mejorando su aprendizaje de las asignaturas del eje curricular de Algoritmos y Programación, y con ello mejorar su Rendimiento Académico.

4. Delimitaciones de la investigación

4.1. Epistemológica

La investigación se ubicó en el paradigma positivista con enfoque cuantitativo, pues se midió la inteligencia lógico-matemático de los estudiantes por medio de un test y se relacionaron sus resultados con su Rendimiento Académico expresado en las actas de calificaciones de las asignaturas del eje curricular de Algoritmos y Programación, buscando medir el nivel de relación significativa al realizar la correlación de estas variables.

4.2. Espacial

La investigación se realizó en la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca.

4.3. Temporal

La investigación abarco desde enero del 2021 a diciembre del 2022; y está comprendida en el eje temático de Gestión del potencial humano: competencias y evaluación del desempeño de la línea de investigación de Desarrollo organizacional y gestión del talento humano

5. Objetivos de la investigación

5.1. Objetivo General

Determinar la relación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

5.2. Objetivos específicos

- ✓ Identificar el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.
- ✓ Determinar el nivel de Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

- ✓ Establecer la relación entre el Rendimiento Académico y cada una de las dimensiones de la Inteligencia Lógico-Matemática: Concepto de número, Secuencia y patrón, Noción de clasificación y Distinción de símbolos; de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.
- ✓ Elaborar una propuesta de mejora que fortalezca la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

1. Antecedentes de la investigación

1.1. A nivel Internacional

Shirawia Nawal et al. (2023) en su artículo titulado *Logical Mathematical Intelligence and its Impact on the Academic Achievement for Pre-Service Math Teachers*; persiguió el objetivo de determinar el nivel de impacto de la Inteligencia Lógico-Matemática de las futuras profesoras de matemáticas en el Rendimiento Académico de las matemáticas. El estudio adoptó un enfoque descriptivo-analítico y una muestra de 45 estudiantes, futuras profesoras de matemáticas; concluyendo que existe un efecto significativo entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de las estudiantes.

Ramdani (2019), en su tesis de maestría, *Investigating the Relationship between Logical Mathematical Intelligence and Learners' Performance on Grammar Tests*; examinó la relación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el desempeño de los estudiantes en las pruebas de gramática en el aula. La investigación sostenida en un enfoque cuantitativo, empleo un diseño correlacional a una muestra de 60 estudiantes de segundo año del departamento de inglés de la Universidad Larbi Ben Mhidi, concluyendo que existe una relación positiva significativa entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el desempeño académico de los estudiantes en las pruebas de gramática.

Ortega (2018), en su estudio de investigación de maestría, *Relación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el desempeño académico en la asignatura de matemáticas de los estudiantes del grado undécimo de la Institución Educativa Santa Rosa de Lima, Los Palmitos Sucre*; buscó establecer una relación existente entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el desempeño académico en la asignatura de matemáticas de los estudiantes del grado undécimo. La investigación sustentada en el enfoque cuantitativo bajo el tipo de estudio correlacional y aplicada a 80 estudiantes, concluye que si existe una relación directamente proporcional entre ambas variables, porque aquellos estudiantes de este grado que obtuvieron un buen desempeño

académico en la asignatura de matemáticas, tendieron a sacar mayores puntuaciones en el test de inteligencia lógica-matemática.

1.2. A nivel Nacional

Sánchez (2021), en su tesis de maestría, *Inteligencias múltiples y Rendimiento Académico en el área de comunicación de estudiantes del cuarto año de secundaria, institución educativa Abraham Cárdenas Ruiz, Bellavista – 2020*, cuyo propósito es determinar la relación entre las inteligencias múltiples y el Rendimiento Académico en la asignatura de comunicación en estudiantes de cuarto año de la mencionada institución educativa y aplicando un diseño no experimental de nivel correlacional; concluyo que la relación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, es positiva considerable con un coeficiente de Pearson $r = 0.833$, indicando que al mejorar la Inteligencia Lógico-Matemática mejorará el rendimiento en el área designada.

Mohamed (2021), en su tesis de segunda especialidad, *Inteligencias múltiples en estudiantes ingresantes de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Peruana Los Andes, 2020*, que buscó describir las inteligencias múltiples predominantes entre los ingresantes de la Facultad de Ingeniería de la UPLA, 2020; y aplicando un método analítico, tipo de investigación básica y un diseño no experimental transversal descriptivo; concluyo que en el caso de la Inteligencia Lógico-Matemática, predomina en un 30.7% de los ingresantes de dicha facultad por lo que sobresalen en el desarrollo de problemas que involucran números, ecuaciones y problemas con incógnitas, así como de realizar cálculos matemáticos con facilidad.

Ccente (2021), en su tesis de maestría, *Inteligencias múltiples y Rendimiento Académico en estudiantes del nivel secundario de una institución educativa publica de la provincia de Andahuaylas 2021*, cuyo objetivo era el de determinar la relación entre las inteligencias múltiples y el Rendimiento Académico en estudiantes de secundaria de la indicada institución pública y aplicando un enfoque cuantitativo, de tipo básico con un alcance correlacional-descriptivo un diseño no experimental y un método hipotético deductivo; concluyo, con respecto a la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, que no existe relación entre dichas variables, pero por su indicador $r = 0.15$ existe una correlación positiva.

Sánchez (2020), en su tesis de doctorado, *Las inteligencias múltiples y su relación con el aprendizaje de las estructuras de control de la programación estructurada en estudiantes universitarios*, cuya meta principal es la de determinar la relación entre las inteligencias múltiples y el aprendizaje de las estructuras de control de la programación estructurada y aplicando una investigación no experimental, descriptiva correlacional y con una muestra no probabilística de 864 estudiantes, logró concluir que la Inteligencia Lógico-Matemática si se relaciona significativamente con el aprendizaje de las estructuras de control secuencial, control selectiva y control repetitiva de la programación estructurada.

Sandoval (2020), en su tesis de maestría, *El razonamiento lógico-matemático en el Rendimiento Académico de los estudiantes de la escuela de ingeniería industrial pesquera de la Universidad Nacional de Tumbes 2019*, donde se persigue relacionar el razonamiento lógico-matemático con el Rendimiento Académico de los estudiantes de la escuela mencionada; encontró en su investigación, donde participaron 83 estudiantes, una muy significativa correlación entre estas dos variables.

Paulino (2019), en su tesis de maestría, *El razonamiento lógico matemático y su influencia en el Rendimiento Académico en Matemática I de los estudiantes del primer ciclo de una Universidad Privada, 2018*, en la cual se buscó determinar la influencia del razonamiento lógico matemático en el Rendimiento Académico en Matemática I de los estudiantes del primer ciclo de Ingeniería Civil de una universidad privada y aplicando un enfoque cuantitativo, tipo de investigación aplicada descriptivo y con un diseño de investigación no experimental transversal correlacional descriptivo; concluyo que existe una correlación positiva moderada entre razonamiento lógico matemático y Rendimiento Académico, lo que indica que el razonamiento lógico matemático influye moderadamente en el Rendimiento Académico.

Aquino (2019), en su tesis de maestría, *Inteligencia lógico matemática y capacidad de resolución de problemas en estudiantes de la Universidad Continental*, donde demuestra si existe una relación directa entre la inteligencia lógico matemática y la capacidad de resolución de problemas en los alumnos de ingeniería de la Universidad Continental y utilizando un enfoque cuantitativo, tipo de investigación aplicada descriptivo y con un diseño de investigación no experimental transversal correlacional

descriptivo; concluyo que la variable Inteligencia lógico matemática guarda una directa relación con la capacidad de resolución de problemas en los alumnos de ingeniería de la Universidad Continental, lo que implica que a mayor nivel de inteligencia lógico matemática, mayor será la capacidad de resolución de problemas.

Vilca (2018), en su tesis de maestría, *Razonamiento lógico matemático y capacidades matemáticas en estudiantes de 5° secundaria de la IE 5150 - Ventanilla, 2018. Realizado en la Institución Educativa 5150 – Ventanilla-Lima*. Su objetivo es Establecer la relación entre los niveles de razonamiento lógico matemático con el desarrollo de las capacidades matemáticas en estudiantes de 5° de secundaria de dicha institución educativa. El diseño de investigación es no experimental y transversal, concebida dentro del paradigma positivista bajo un enfoque cuantitativo. Se decidió no establecer ninguna muestra y realizar el estudio con todos los estudiantes. Concluye los niveles de desarrollo del razonamiento matemático se relacionaron positivamente con el desarrollo alcanzado de la capacidad matemática en el grupo de estudiantes.

Basilio et al. (2022), en su artículo titulado *Inteligencia lógico matemático y Rendimiento Académico en estudiantes de la Facultad Ingeniería y Ciencias Humanas – UNCP*; que busca determinar la relación que existe entre la inteligencia lógico matemático y el Rendimiento Académico en los estudiantes de la Facultad de Ingeniería y Ciencias Humanas de la UNCP, definiendo un tipo de investigación descriptiva con diseño correlacional y un análisis de datos estadístico descriptivo, correlacional “r” Pearson e inferencial la prueba “t” de student, a una muestra de 91 estudiantes; concluyendo que la inteligencia lógico matemático, presenta una correlación positiva alta con el Rendimiento Académico de los estudiantes de la Facultad de Ingeniería y Ciencias Humanas de la UNCP.

Peña et al. (2017), en su artículo denominado *Inteligencia lógico matemático y Rendimiento Académico en estudiantes de la Facultad Ingeniería Civil – UNCP*; que busca determinar la relación que existe entre la inteligencia lógico matemático y el Rendimiento Académico en los estudiantes de la Facultad de Ingeniería, definiendo un tipo de investigación descriptiva con diseño correlacional y un análisis de datos estadístico descriptivo, correlacional “r” Pearson e inferencial la prueba “t” de student, a una muestra de 91 estudiantes; concluyendo que la inteligencia lógico matemático,

presenta una correlación positiva alta con el Rendimiento Académico de los estudiantes de la Facultad de Ingeniería de la UNCP.

Alva (2017), en su tesis de maestría, *Relación entre el nivel de inteligencia lógico matemática y el Rendimiento Académico en los estudiantes de la asignatura de Desarrollo del Pensamiento Matemático del primer ciclo de la Facultad de Educación de la UNMSM durante el semestre académico 2016-I*. Realizada en la Facultad de Educación de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Su objetivo principal persigue determinar la relación que existe entre el nivel de desarrollo de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico en los estudiantes de la asignatura de desarrollo del pensamiento matemático del primer ciclo de dicha facultad. Según el tipo de conocimientos previos es una investigación científica, por la naturaleza del objeto de estudio es una investigación factual o empírica, por el tipo de pregunta planteada es una investigación teórica descriptiva relacional no causal, por el método de estudio de variables es una investigación cuantitativa, por el número de variables es una investigación bivariada, por el ambiente en que se realiza es una investigación de campo, por el tipo de datos que produce es una investigación secundaria, por el enfoque utilitario es una investigación pragmática y por el tiempo de aplicación de la variable es una investigación transversal. Su muestra se constituye por 180 estudiantes de una población de 242. Su conclusión principal es que al evaluar las variables Inteligencia Lógico-Matemática y Rendimiento Académico se obtuvo que los estudiantes que están en la categoría Medio bajo de la primera también están en las categorías Muy bajo o Bajo de la segunda variable; los que están en la categoría Regular de la primera están en las categorías Bajo, Regular o Alto de la segunda; los que están en la categoría Aceptable están en las categorías Regular, Alto y Muy alto; y los que están en la categoría alto están en las categorías de Alto y Muy alto; mostrando de esta manera que existe una relación entre estas dos variables.

Galarza (2017), en su tesis de maestría, *Inteligencias múltiples y Rendimiento Académico en estudiantes de secundaria de una institución educativa particular del distrito de La Victoria*. Realizado en la Institución Educativa Particular del Distrito de La Victoria-Lima. Su objetivo es el de analizar la relación existente entre las inteligencias múltiples y el Rendimiento Académico de los estudiantes de dicha institución educativa. El nivel de investigación es descriptivo y el tipo de estudio es

una investigación sustantiva descriptiva. Por medio del procedimiento no probabilístico se seleccionaron a los alumnos que poseen las características para el estudio. Concluye que no existe una correlación estadísticamente significativa, entre las inteligencias múltiples con el Rendimiento Académico, y existe relación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico en el curso de Matemáticas en estudiantes de secundaria de un colegio particular en el distrito de La Victoria.

1.3. A nivel Local

Tanto en el repositorio de Posgrado de la Universidad Nacional de Cajamarca, como en los repositorios de Posgrado de las universidades particulares del medio y no se encontraron antecedentes relacionados con la presente investigación.

2. Marco epistemológico de la investigación

Este estudio se fundamentó en el positivismo, dado que la aplicación del Test de Inteligencia Lógico Matemática, a los estudiantes involucrados con el eje curricular de Algoritmos y Programación; son hechos que brindarán información verídica sobre la experiencia empírica que atañen al presente estudio; la cual deben ser observada, analizada y relacionada con el Rendimiento Académico, para determinar algunas características de generalización, y luego ser comprobadas y validadas usando métodos estadísticos descriptivos e inferenciales.

Reza Becerril (1997), sostiene que el positivismo explica el Todo, reduciéndolo a lo único verdadero que son los hechos y a las relaciones entre estos, que serán las leyes naturales y leyes invariables que existen entre los fenómenos. El objeto observado tendría en sí mismo la existencia de dichas leyes, el investigador debe descubrirlas y aplicar su inteligencia y su observación metódica para encontrar o descubrir las leyes que lo rigen. Este estudio presenta un enfoque cuantitativo dado que será un proceso ordenado y secuencial, partiendo del planteamiento del problema, luego estableciendo el objetivo y determinando la hipótesis; llegado a este punto se recolectará información de la inteligencia lógico matemática y del Rendimiento Académico de cada estudiante del eje curricular de algoritmos y programación, para luego precisar su medida y relación que existe entre estas variables por medio de métodos y técnicas estadísticas que ayudaran a obtener un grado de validez de la hipótesis.

Cortés e Iglesias (2004) sostiene que el enfoque cuantitativo “utiliza la recolección, la medición de parámetros, la obtención de frecuencias y estadígrafos de la población que investiga para llegar a probar las Hipótesis establecidas previamente. En este enfoque se utiliza necesariamente el Análisis Estadístico, se tiene la idea de investigación, las preguntas de investigación, se formulan los objetivos, se derivan las hipótesis, se eligen las variables del proceso y mediante un proceso de cálculo se contrastan las hipótesis. Este enfoque es más bien utilizado en procesos que por su naturaleza puedan ser medibles o cuantificables”. (p. 10)

3. Marco teórico-científico de la investigación

3.1. Inteligencia Lógico-Matemática

La inteligencia es tan básica para nuestra visión de la naturaleza humana que cualquier caracterización de otra persona que omita mencionar su nivel de inteligencia se considera incompleta. La inteligencia influye en nuestro éxito en la escuela, el tipo de trabajo que realizamos, los tipos de recreación que disfrutamos e incluso nuestra elección de amigos. La distinción entre habilidades y aptitudes es la más sencilla. Una habilidad se refiere a una destreza que la gente realmente tiene y para la cual no necesita entrenamiento adicional. Una aptitud es una habilidad potencial.

De acuerdo al Diccionario de la lengua española, la palabra “inteligencia” proviene del latín *intelligentia*, que a su vez está compuesta del prefijo “*inter*” (entre), el verbo “*legere*” (escoger), el sufijo “*nt*” (indica agente) y el sufijo “*ia*” (indica cualidad); es decir: la cualidad del que sabe escoger entre varias opciones. Ser inteligente es saber escoger la mejor alternativa de entre varias y también saber leer entre líneas.

Actualmente el término inteligencia, aun no tiene un concepto definido

Desde que Binet y Simon produjeron las primeras pruebas prácticas de inteligencia, los psicólogos han intentado formular una definición viable del concepto. La explicación de Binet destacaba el juicio, el entendimiento y el razonamiento. Otras definiciones describían la inteligencia como la habilidad de pensar en forma abstracta, la habilidad de aprender o la habilidad de adaptarse al medio ambiente. Sin embargo, todas estas definiciones fueron criticadas por una u otra razón. La habilidad obviamente es necesaria para la sobrevivencia, pero resulta una definición de la inteligencia demasiado amplia. Por otra parte,

la definición de inteligencia de Lewis Terman como la habilidad de tener pensamiento abstracto es demasiado estrecha. La habilidad para el pensamiento abstracto es un aspecto importante de la inteligencia, pero ciertamente no es el único. Por último, la concepción popular de inteligencia como la habilidad de aprender es inadecuada si se aceptan las pruebas de inteligencia como medida de ésta. Los aciertos en tales pruebas no están correlacionados en alto grado con el ritmo o la velocidad de aprender cosas nuevas, aunque sí están más relacionados con el nivel o la cantidad de aprendizaje. (Lewis, 2003, p.136)

La inteligencia se refiere a la capacidad intelectual general de una persona; así que las pruebas de inteligencia comúnmente están diseñadas para probar la capacidad mental general. Es probable que las personas que tienen un buen desempeño en las pruebas de inteligencia también se desempeñen bien en la escuela.

3.1.1. Teorías iniciales de la inteligencia

Estas teorías tienen su origen con las reflexiones e investigaciones de Charles Spearman, Louis Leon Thurstone y Raymond Bernard Cattell; de lo que constituye la inteligencia general.

Morris y Maisto (2005) nos manifiestan que **Charles Spearman** sostenía que la inteligencia es bastante general, una especie de manantial o brote de energía mental que fluye cada acción, advirtiéndolo que las personas que son brillantes en un área, a menudo destacan también en otras áreas, entienden las cosas con rapidez, toman decisiones adecuadas, se sumergen en conversaciones interesantes y tienden a comportarse de manera inteligente en diversas situaciones. Si bien es cierto algunas personas son más rápidas en algunas áreas que en otras, Spearman nos indica que son formas en que se revela la misma inteligencia general subyacente.

Un gran número de diferencias individuales en el rendimiento de las pruebas mentales, Spearman las explicaba por medio de su **Teoría Bifactorial**, la cual menciona que la inteligencia está compuesta por dos parámetros fundamentales: “El factor g (la inteligencia general) era considerado como una capacidad intelectual heredada que influye en la ejecución en general, y los factores s (habilidades específicas) son los responsables de las diferencias entre las

puntuaciones en distintas tareas” (Papalia y Wendkos, 2009, p. 221). Esto podría asegurarnos que si obtenemos buenas puntuaciones en una prueba de razonamiento matemático, también obtendríamos puntuaciones alentadoras en álgebra.

Por otro lado, **Thurstone** con su **Teoría de las Aptitudes Primarias** que propone un modelo alternativo multifactorial de las capacidades cognitivas, no compartía lo mencionado por Spearman; así pues, nos manifiestan Morris y Maisto (2005), que Thurstone argumentaba que la inteligencia comprende siete habilidades mentales: habilidad espacial, rapidez perceptual, habilidad numérica, significado verbal, memoria, fluidez verbal y razonamiento; así una persona con una habilidad espacial excepcional puede carecer de fluidez verbal. Para Thurstone, estas siete habilidades mentales primarias, en conjunto, componen la inteligencia general.

Thurstone nos precisa entonces, que una competencia intelectual humana agrupa un conjunto de habilidades que permitirían solucionar problemas que encuentren en la realidad cotidiana como: recordar palabras rápidamente, definir palabras, reconocer una figura cuya posición en el espacio había cambiado, detectar semejanzas y diferencias entre distintos dibujos, pensar de manera lógica, operar con números y administrar información en nuestro cerebro (Papalia y Wendkos, 2009).

A diferencia de Spearman y Thurstone, Morris y Maisto (2005) nos revelan que el psicólogo **Cattell** con su **Teoría de la Inteligencia**, identificó dos grupos de habilidades mentales, el de la Inteligencia Cristalizada que fundamenta las habilidades del razonamiento y las habilidades verbales y numéricas; así también, el de la Inteligencia Fluida donde considera a las habilidades de la imaginación espacial y visual, la habilidad para advertir los detalles visuales y la memorización.

Papalia y Wendkos (2009) nos revelan que la inteligencia fluida es la que usamos para tareas como descubrir las relaciones entre dos elementos o conceptos distintos, formar conceptos, razonar o abstraer y además, que depende del desarrollo neurológico y está relativamente libre de influencias educativas y culturales. Por otro lado, para resolver problemas que no tiene una respuesta concreta, sino varias

posibles soluciones, usamos la inteligencia cristalizada, que es la que aprendemos de una manera específica y, por tanto, depende de la educación y de la cultura.

De todo lo anterior, podemos precisar que, tanto Spearman, Thurstone y Cattell, reconocen la existencia de habilidades mentales que convergen en el que hacer de la actividad humana, al enfrentarse a problemas de la vida real; algunas de ellas sobresalen más que otras cuando se aplican a resolver problemas específicos, pero en conjunto también generan buenas soluciones para diversos problemas.

3.1.2. Teorías contemporáneas de la inteligencia

En este rubro de teorías podemos mencionar a Robert Sternberg, Daniel Goleman y Howard Gardner, cuyos estudios y trabajos de investigación han brindado un alcance más actualizado de lo que es la inteligencia.

Sternberg propuso su **Teoría Triárquica** de la Inteligencia, en la cual organiza una variedad de habilidades dentro de tres componente diferentes pero relacionados a la vez:

La inteligencia analítica se refiere a los procesos mentales, como la habilidad de aprender cómo hacer las cosas, adquirir nuevo conocimiento, resolver problemas y realizar tareas con eficacia. De acuerdo con Sternberg, la mayoría de las pruebas de inteligencia evalúan la inteligencia analítica. La inteligencia creativa es la habilidad para ajustarse a nuevas tareas, usar nuevos conceptos, combinar información de maneras novedosas, responder con eficacia a las situaciones nuevas, obtener conocimiento y adaptarse creativamente. Las personas que califican alto en inteligencia práctica son muy buenas para encontrar soluciones a problemas prácticos y personales. Sacan partido de sus talentos buscando situaciones que se adecuen a sus habilidades, moldeando esas situaciones de manera que puedan hacer uso óptimo de sus destrezas, y sabiendo cuándo cambiar las situaciones para ajustarlas mejor a sus talentos (Morris y Maisto, 2005, p. 257).

Sternberg también presento su **Teoría del Enfoque del Procesamiento de la Información**, donde se interesa en el como una persona resuelve los problemas, considerando a la resolución de problemas como un aspecto de la inteligencia. Esta

teoría, especifica una serie de pasos de cómo procesamos la información: codificación, inferencia, configuración de un mapa cognitivo de las relaciones, aplicación, justificación y respuesta; es así que cada paso conlleva a la persona a invertir una cierta cantidad de tiempo. Papalia y Wendkos (2009) afirman que las personas que saben resolver problemas gastan más tiempo en la codificación, que proporciona una buena base para trabajar con rapidez. Sternberg recomienda que se enseñe a pensar cómo enfocar un problema, a preguntarse si lo están haciendo bien e indicarles cómo y cuándo cambiar de estrategia.

3.1.3. Teoría de las inteligencias múltiples

Cerda (2012) hace referencia a la teoría bifactorial de la inteligencia de Spearman que presenta un indicador de capacidad general o factor g y un indicador de habilidades cognitivas concretas o factor s. También se hace referencia a Catell que plantea una inteligencia cristalizada o de conocimientos culturales que sedimentan con los años y una inteligencia fluida o referida a la capacidad de resolver problemas. Actualmente, una concepción muy importante acerca de las inteligencias múltiples es la que nos brinda Gardner, mostrando los distintos tipos de facetas en la cognición y potenciales cognitivos en las personas. Los niveles de estas inteligencias pueden ser alterables y desarrollables durante toda la vida de una persona, mostrándose como realidades diferentes.

Para comportarse de manera inteligente, Sternberg bosqueja tres elementos constitutivos: 1) la inteligencia analítica, que permite alcanzar nuevo conocimiento, resolver problemas y realizar tareas; 2) la inteligencia creativa o contextual, que permite adecuarse a nuevas situaciones problemáticas y elaborar soluciones innovadoras; y 3) la inteligencia práctica o experiencial, que permite mejorar nuestras habilidades adaptándonos al medio y a la convivencia con otras personas.

Gardner (2001) que muestra los distintos tipos de facetas en la cognición y potenciales cognitivos en las personas. Los niveles de estas inteligencias pueden ser alterables y desarrollables durante toda la vida de una persona, mostrándose como realidades diferentes.

Gardner, psicólogo norteamericano, propone su Teoría de las Inteligencias Múltiples, que es una propuesta del campo de la psicología cognitiva con una perspectiva más amplia sobre cuántas inteligencias múltiples existen en el ser humano, contraponiéndose al paradigma de una inteligencia única y también a los métodos usados para medirla.

Gardner (2001) pone énfasis en la habilidad de resolver problemas o la elaboración de productos que resultan de importancia en un contexto cultural o comunidad. Según ello, la capacidad intelectual se explicita como un conjunto de habilidades, talentos o capacidades mentales a las que denomina inteligencias, de ahí su enfoque de inteligencias múltiples.

Gardner, al igual que Thurstone, afirma que la inteligencia está compuesta por varias habilidades diferentes e independientes una de la otra; así pues, menciona en su teoría ocho inteligencias: lógico-matemática, lingüística, espacial, musical, cinestésica-corporal, interpersonal, intrapersonal y naturalista. Gardner, además advierte que cada inteligencia es valorada de manera diferente en distintas culturas (Morris y Maisto, 2005). Para definir estas inteligencias Gardner se aseguraba que una inteligencia humana sea verdaderamente útil e importante, por medio de dos prerequisites que debía cumplir: el dominio de un conjunto de habilidades para resolver problemas y el dominio de la potencia para encontrar o crear problemas con el fin de adquirir conocimiento.

Inteligencia Lógico-Matemática. Capacidad para usar los números con eficacia y de razonar bien; incluye la sensibilidad a patrones y relaciones lógicas, afirmaciones y proposiciones, funciones y otras abstracciones relacionadas. Los procesos empleados en la Inteligencia Lógico-Matemática incluyen: categorización, clasificación, deducción, generalización, cálculo y prueba de hipótesis (Armstrong, 2006, p. 9).

Inteligencia Lingüística. Capacidad para usar las palabras de manera eficaz, ya sea oralmente o por escrito. Incluye la capacidad de manejar la sintaxis o la estructura del lenguaje, la fonología o los sonidos del lenguaje, la semántica o los significados de las palabras, y las dimensiones pragmáticas o usos prácticos del lenguaje.

Algunos de estos usos son la retórica, la mnemotecnia, la explicación y el metalenguaje (Armstrong, 2006, p. 9).

Inteligencia Espacial. Capacidad de percibir el mundo visuo-espacial de manera precisa y de llevar a cabo transformaciones basadas en esas percepciones. Implica sensibilidad al color, las líneas, la forma, el espacio y las relaciones entre estos elementos. Incluye la capacidad de visualizar, de representar gráficamente ideas visuales o espaciales, y de orientarse correctamente en una matriz espacial (Armstrong, 2006, p. 9).

Inteligencia Cinético-Corporal. Dominio del propio cuerpo para expresar ideas, sentimientos y facilidad para utilizar las manos en la creación o transformación de objetos. Incluye habilidades físicas específicas, como la coordinación, el equilibrio, la destreza, la fuerza, la flexibilidad y la velocidad, además de capacidades propioceptivas, táctiles y hápticas (Armstrong, 2006, p. 9).

Inteligencia Musical. Capacidad de percibir, discriminar, transformar y expresar las formas musicales. Incluye la sensibilidad al ritmo, el tono o la melodía, y al timbre o color de una pieza musical. Se puede entender la música desde una perspectiva figural o «de arriba hacia abajo» (global, intuitiva), formal o «de abajo hacia arriba» (analítica, técnica), o ambas (Armstrong, 2006, p. 9).

Inteligencia Interpersonal. Capacidad de percibir y distinguir los estados anímicos, las intenciones, las motivaciones y los sentimientos de otras personas. Puede incluir la sensibilidad hacia las expresiones faciales, voces y gestos; la capacidad de distinguir entre numerosos tipos de señales interpersonales, y la de responder con eficacia y de modo pragmático a esas señales (Armstrong, 2006, p. 10).

Inteligencia Intrapersonal. Autoconocimiento y capacidad para actuar según ese conocimiento. Puede incluir una imagen precisa de uno mismo (los puntos fuertes y las limitaciones), la conciencia de los estados de ánimo, intenciones, motivaciones, temperamentos y deseos interiores, y la capacidad de autodisciplina, autocomprensión y autoestima (Armstrong, 2006, p. 10).

Inteligencia Naturalista. Capacidad para reconocer y clasificar las numerosas especies de flora y fauna del entorno. Incluye la sensibilidad hacia otros fenómenos naturales y, en el caso de los individuos criados en un entorno urbano, la capacidad de distinguir formas inanimadas como coches, zapatillas deportivas o cubiertas de discos compactos (Armstrong, 2006, p. 10).

El aspecto fisiológico y el desarrollo humano de las personas también está involucrado en el alcance que tiene el concepto de inteligencia. Así, el repaso de obras recientes en la neurobiología ha señalado otra vez la presencia de áreas en el cerebro que corresponden, al menos en forma aproximada, a ciertas formas de la cognición; y estos mismos estudios implican una organización neural que está acorde con la noción de distintos modos del procesamiento de información. Por lo menos en los campos de la psicología y la neurobiología, el espíritu del tiempo parece estar preparado para la identificación de varias competencias intelectuales humanas (Gardner, 2001, p. 60).

3.1.4. Aportes de las teorías de la inteligencia a la educación superior

Las teorías de la inteligencia tienen mucha incidencia en el desarrollo de la educación superior, siendo de vital importancia tenerlas en cuenta para comprender y conocer al estudiante, respecto de sus habilidades intelectuales y su desenvolvimiento durante las actividades académicas.

Así pues, la teoría bifactorial sugiere que las instituciones deben considerar tanto el factor g como las habilidades específicas al diseñar los programas educativos, dado que un estudiante puede tener un alto potencial general, pero si carece de habilidades específicas en comunicación o análisis crítico, podría enfrentar dificultades en disciplinas que requieren estas competencias; entonces es esencial desarrollar métodos de evaluación que integren las habilidades específicas, como trabajos en grupo, proyectos interdisciplinarios y presentaciones orales. Las universidades pueden adoptar enfoques más personalizados en la enseñanza, como implementación de programas de tutoría, asesoramiento académico y recursos adicionales para estudiantes que necesiten apoyo en áreas particulares.

La teoría de las aptitudes primarias, por su parte, sugiere que las instituciones deben reconocer y valorar la diversidad de habilidades entre los estudiantes, siendo fundamental ofrecer experiencias educativas que aborden las distintas aptitudes; entonces se deben implementar métodos de evaluación más variados, como portafolios, proyectos colaborativos y presentaciones orales, que permitirían a los estudiantes demostrar sus habilidades en diferentes áreas y ofrecería una visión más completa de su potencial. Las universidades podrían implementar programas de estudios interdisciplinarios que integren distintas áreas del conocimiento y fomenten la colaboración entre estudiantes con diferentes fortalezas; que prepararían a los estudiantes para un entorno laboral que valora la versatilidad y la capacidad de trabajar en equipo.

La teoría de la inteligencia de Cattell sugiere que las universidades deben fomentar tanto la inteligencia fluida como la cristalizada en sus programas educativos, por lo que es esencial promover el pensamiento crítico, la creatividad y la resolución de problemas. Estos elementos son fundamentales para desarrollar la inteligencia fluida, que es crucial en un mundo laboral cambiante y en constante evolución. Métodos como la evaluación basada en proyectos, el aprendizaje experiencial y las presentaciones orales pueden proporcionar una imagen más completa de las capacidades de los estudiantes, al reconocer su habilidad para aplicar el conocimiento en contextos novedosos. Los programas de estudio pueden estructurarse de tal manera que incluyan tanto el aprendizaje teórico como actividades prácticas que fomenten la aplicación de conocimientos, incorporando proyectos de investigación, estudios de caso y trabajos en equipo que permitirán a los estudiantes no solo aprender contenido, sino también desarrollar habilidades de pensamiento crítico y resolución de problemas.

Por su lado la teoría triárquica sugiere que las universidades deben adoptar un enfoque holístico en la enseñanza. En lugar de centrarse únicamente en el desarrollo de habilidades analíticas a través de métodos tradicionales, es fundamental incorporar actividades que fomenten la creatividad y la aplicación práctica del conocimiento. Implementar métodos de evaluación que consideren la creatividad y la aplicación práctica es fundamental. Proyectos grupales, presentaciones creativas y estudios de caso pueden proporcionar una visión más

completa de las capacidades de los estudiantes, reflejando no solo su conocimiento teórico, sino también su habilidad para innovar y resolver problemas en situaciones reales. Los programas pueden incluir asignaturas que estimulen la creatividad, como talleres de diseño, cursos de emprendimiento o actividades artísticas. Es crucial que el currículo incluya oportunidades para aplicar el conocimiento en contextos del mundo real, como pasantías, prácticas y proyectos comunitarios, que no solo enriquecen el aprendizaje, sino que también preparan a los estudiantes para los desafíos del futuro laboral.

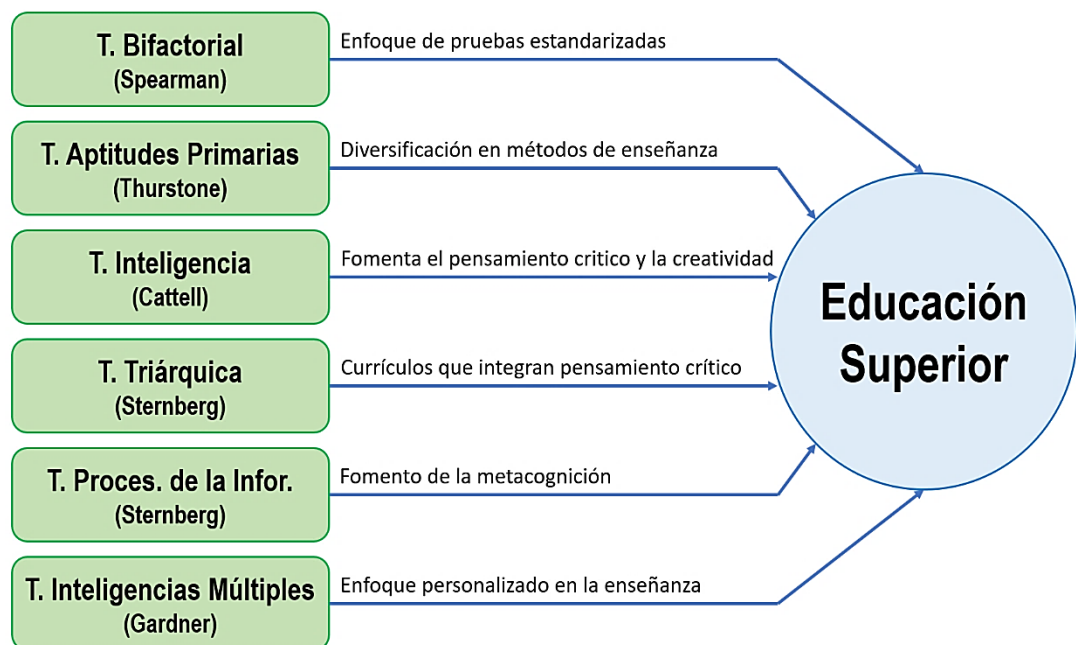
La teoría del procesamiento de la información propone que los educadores deben ser conscientes de las diferentes estrategias que los estudiantes pueden emplear para procesar la información. Es fundamental fomentar un ambiente que promueva la metacognición, es decir, la reflexión sobre el propio proceso de aprendizaje. Incorporar evaluaciones formativas que permitan a los estudiantes demostrar sus estrategias de aprendizaje, como la elaboración de mapas conceptuales, presentaciones o proyectos que requieran la aplicación de diferentes técnicas de procesamiento, puede proporcionar una visión más completa de su comprensión y habilidades. Los programas de estudio deben incluir componentes que enseñen explícitamente estrategias de procesamiento de la información, cursos que integren técnicas de estudio, gestión del tiempo y organización de la información pueden ayudar a los estudiantes a desarrollar habilidades que mejoren su capacidad para aprender de manera efectiva.

Así también, la teoría de las inteligencias múltiples plantea que los educadores deben adoptar un enfoque más inclusivo en la enseñanza, reconociendo que los estudiantes no aprenden de la misma manera. Esto implica diseñar currículos que ofrezcan diversas modalidades de aprendizaje. Por esto es necesario incorporar evaluaciones que permitan demostrar las diferentes inteligencias, como proyectos creativos, presentaciones orales o trabajos colaborativos, puede ofrecer una visión más completa de las capacidades de los estudiantes. Un currículo basado en las inteligencias múltiples permite a los estudiantes explorar y desarrollar sus habilidades en diferentes áreas. Las universidades pueden implementar un enfoque interdisciplinario que incorpore asignaturas que aborden múltiples inteligencias.

Por ejemplo, un curso de eMarketing podría incluir proyectos artísticos que permitan a los estudiantes expresar conceptos de manera visual. Esta diversidad no solo enriquece la experiencia de aprendizaje, sino que también motiva a los estudiantes a comprometerse con su educación. Las universidades pueden crear espacios para el desarrollo de estas habilidades a través de proyectos grupales, actividades de liderazgo y programas de tutoría. Al hacerlo, se prepara a los estudiantes no solo en su campo de estudio, sino también en competencias esenciales para su futuro profesional.

Figura 2

Implicancias de las teorías de la Inteligencia en la Educación Superior



Nota. La figura muestra las implicaciones que cada teoría de la inteligencia asume en la Educación Superior. Elaboración propia.

3.1.5. Inteligencia Lógico-Matemática

Esta capacidad humana nace desde los inicios de nuestras vidas, desde el primer contacto con los objetos del mundo real y de la manipulación que realizamos con ellos, como ordenarlos, contarlos, relacionarlos y operar con ellos; hasta llegar a abstraerlos para lograr modificarlos. Así pues, Gardner (2001) refiere que los orígenes de esta forma del pensamiento se pueden encontrar en una confrontación con el mundo de los objetos, donde un niño logra su conocimiento inicial y

fundamental de la inteligencia lógico-matemático; la cual se vuelve remota respecto del mundo de los objetos materiales.

Entonces cuando el ser humano tiene contacto con nuevos aspectos de la realidad hace gala de su análisis para adquirir de ellos nuevos conocimientos, los cuales abstrae de manera mental, siendo reutilizados para confrontar aspectos similares, y esta acción la podemos realizar desde muy pequeños. Después de los primeros dieciocho meses de edad el infante aprecia cabalmente que los objetos siguen existiendo aun cuando son sacados de su estructura de tiempo y espacio; constituyéndose en una piedra angular para el desarrollo mental posterior (Gardner, 2001).

El desarrollo de la Inteligencia Lógico-Matemática nos permite, desde la infancia, impulsar la habilidad de agrupar objetos que presentan propiedades específicas en común y que originan el conocimiento del concepto de clase o conjunto; Gardner (2001) nos precisa que, así el ser humano puede contar el número de entidades en cada uno de los conjuntos, compara los totales y determina cuál (si lo hay) contiene la mayor cantidad. De esta forma se constituye un método para evaluar la cantidad y la comprensión razonable de lo que significa.

Inicialmente el desarrollo de la Inteligencia Lógico-Matemática se basa en la identificación, abstracción, manipulación y relación de objetos de la realidad. Por lo que estas operaciones servirán para llevar a cabo las tareas de la vida cotidiana: la compra de bienes de consumo en la tienda, hacer negocios con sus amigos, seguir recetas de cocina, jugar con canicas, pelota, cartas o juegos de computadora (Gardner, 2001). La abstracción permite realizar operaciones dentro de la cabeza, sin necesidad de tener presentes los objetos o conjuntos de ellos y permitiendo asegurar que la respuesta será correcta. Gardner (2001) manifiesta que la lógica asiste estas operaciones, pues las deducciones, tautologías, silogismos y demás son verdaderos no sólo porque confirman un estado de cosas en el mundo, sino también porque deben aplicarse determinadas reglas de la lógica.

Al llegar a la adolescencia, además de operar con los objetos, el individuo puede operar con palabras, símbolos o series de símbolos que representan objetos, y también puede expresar un conjunto de hipótesis e inferir las consecuencias de cada una:

Estas capacidades para manipular símbolos son "esenciales" en ramas superiores de las matemáticas, en las que los símbolos representan objetos, relaciones, funciones u otras operaciones. Los símbolos que deben ser manipulados también pueden ser palabras, como en el caso del razonamiento silogístico, la formulación de hipótesis científicas y otros procedimientos formales (Gardner, 2001, p.111).

Esto es importante, dado que durante la enseñanza de algoritmos y programación, operar con palabras y símbolos toma un papel importante, pues la abstracción de objetos de la realidad permite crear conjuntos y relaciones, con ellos, por medio de expresiones matemáticas y lógicas, con ellas pueden manipularse más fácilmente para obtener resultados ante un problema. Gardner afirma que la lógica y la matemática, “son una familia de capacidades que se entrelazan; comenzando con observaciones y objetos en el mundo material, el individuo se aproxima a sistemas formales cada vez más abstractos cuyas interconexiones son cuestiones de lógica en vez de la observación empírica” (2001, p.113).

A la edad de los jóvenes universitarios en adelante, la inteligencia se demuestra por el uso de la lógica de símbolos relacionados con conceptos abstractos, las personas razonan hipotética y deductivamente, desarrollando la capacidad de pensar en conceptos abstractos. Gardner (2001) nos precisa que la persona con características de matemático trabaja dentro de un mundo de objetos y conceptos inventados, en paralelo con la realidad cotidiana; al mismo tiempo, el individuo con rasgos de lógico recae en las relaciones entre enunciados más que en la relación de dichos enunciados con el mundo del hecho empírico.

El estudiante de sistemas debe abstraer el problema y luego analizarlo, para proponer una solución que permita obtener resultados similares con diversos valores, esto llevara a concretar una solución reutilizable y general. Gardner (2001) nos manifiesta que el matemático Alfred Adler preciso que al abstraer y generalizar primero el concepto de número, luego el de variable y por último el de función, es

posible llegar a un nivel de pensamiento extremadamente abstracto y general. De igual manera el estudiante de sistemas debe tener la habilidad de resolver un problema complejo o difícil, empezando de un problema más sencillo que este incluido en el mayor, para partir desde allí a la solución del problema complejo (Gardner, 2001).

3.1.6. Lógica y pensamiento matemático

Etimológicamente la palabra lógica proviene del griego logos y éste de la voz legein, norma racional, es decir, la vía de la razón en la comprensión de los hechos. En palabras de García (2003): “La ciencia formal que estudia las técnicas, procedimientos, reglas, métodos y los principios o leyes usados para distinguir la inferencia correcta de la incorrecta, para discriminar la inferencia válida de la no válida” (p. 25). La Real Academia Española la define como “Ciencia que expone las leyes, modos y formas de las proposiciones en relación con su verdad o falsedad” (RAE, 2014).

El pensamiento lógico se torna importante al momento en que los estudiantes elaboran algoritmos para solucionar problemas propuestos o de la vida real, rigiéndose en reglas lógicas y tomando en cuenta la sintaxis de un lenguaje de programación para probar la validez de su trabajo. Cerda (2012) en palabras de Campistrous, señala que el pensamiento lógico son procedimientos generales implicados al trabajar o elaborar cualquier contenido concreto, que se rigen por reglas y leyes de la lógica. Cerda (2012) también nos comenta que Piaget precisa que pensar lógicamente se genera en el transcurso del desarrollo humano, llegando a adquirir un formato específico en cada gran período psicoevolutivo que se manifiesta en la operación que el sujeto hace sobre los objetos. Inicialmente el estudiante elabora de manera precaria sus algoritmos, pero con la práctica continua y la madurez de su pensamiento lógico; estos algoritmos son más óptimos para solucionar un problema específico.

Cerda (2012) afirma que la estructura o configuración psíquica, depende de las acciones sensomotoras, de las representaciones simbólicas y de las funciones lógicas del pensamiento; en ese orden y en conjunto constituyen estructuras cognitivas con las cuales el sujeto opera y se adapta a los retos vitales y cognitivos

que el medio le demanda y llegando, de una manera específica, a constituirse en las estructuras lógicas de pensamiento.

Para un estudiante de ingeniería de sistemas razonar, para llegar a la solución automatizada de algún problema de la realidad, consiste en analizar otros algoritmos que ayudarían a deducir el algoritmo final como la solución que se programará con un lenguaje; Cerda(2012) citando a Moliner (1996), argumenta que el acto de razonar consiste en deducir unas ideas de otras para llegar a cierta conclusión, al mismo tiempo, que también implica el acto de justificar algo, dando las razones o motivos para ello. Además, la deducción del algoritmo solución, que fue generado por la manipulación de información del problema, podrá servir como un nuevo algoritmo reutilizables en problemas con características similares. Cerda (2012) al citar a Balacheff (2000), indica que el razonamiento es aquella actividad intelectual no completamente explícita que se ocupa de la manipulación de la información dada o adquirida, para producir una nueva información.

3.1.7. Inteligencia lógica y razonamiento lógico-matemático

Sobre la Inteligencia Lógico-Matemática Cerda (2012) expone que es la capacidad de las personas para vislumbrar soluciones y resolver problemas, estructurar elementos para realizar deducciones y fundamentarlas con argumentos sólidos. Los estudiantes que manifiestan un alto nivel en ella, disfrutan especialmente con operaciones que involucran números, les atrae enormemente combinarlos y emplear fórmulas, sienten curiosidad y placer por los problemas lógicos, exploran y experimentan, especialmente en el ámbito de las ciencias y su entorno. Son capaces de visualizar con facilidad relaciones entre objetos y conceptos que otros no logran ver, manifiestan excelentes habilidades de razonamiento inductivo y deductivo.

Cerda (2012), haciendo referencia a Polya (1979), manifiesta que éste señaló que la matemática presentada con rigor constituye, una ciencia sistemática, deductiva, y las matemáticas en gestación son una ciencia experimental, inductiva. Por lo anterior se puede afirmar que los estudiantes de sistemas logran realizar inducción al demostrar la validez de un algoritmo recursivo, siendo esto un aprendizaje básico en el estudiante para el entendimiento de un algoritmo que tiene una base teórica

definida; pues esto sería relevante en la formación del pensamiento lógico-matemático.

La elaboración de un algoritmo busca solucionar problemas con características similares, generando algoritmos patrón que servirían para su reutilización en casos con similares características. Las acciones de observación de casos particulares y búsqueda de regularidades del razonamiento inductivo, son importantes tanto en matemáticas como en otras ciencias. Existe una corriente de opinión actualmente, que considera las matemáticas como la ciencia de los patrones, basándose en que las matemáticas estudian las regularidades que se producen en la vida real (Cerde, 2012).

La lógica del pensamiento matemático, en palabras de Ortiz (2009), “es el conjunto de relaciones, conceptos y reglas de inferencia que establecemos y utilizamos para razonar en contenidos matemáticos, así como sus representaciones. Para un buen razonar, es importante el dominio del contenido como los esquemas lógicos que se aplican” (p.52).

3.1.8. Resolución de problemas, esquemas lógico formales, resolución de problemas y éxito académico en matemáticas

Estar frente a una situación desconocida, la cual presenta información que ayudaría a explicar algunos de sus comportamientos, dentro de un contexto específico y de tiempos máximos y mínimos; se podría entender como un problema. Schoenfeld (1985) citado por Cerde (2012), entiende por “problema” a una tarea que es difícil para el individuo que está tratando de resolver o abordar esa dificultad.

Un problema entonces, implica interés o voluntad para que un individuo o un grupo elabore su solución, que tomara un tiempo mayor o menor de acuerdo a la forma en que interrelacionaron la información, pues no hay un procedimiento o regla exacta para emprender el camino a una solución. La interacción de los estudiantes al elaborar sus soluciones informáticas y estrategias de resolución ante un problema, implica que usan en momentos específicos, algoritmos y argumentos de programación, verificando la eficacia del mismo para poder socializarlo y compararlo con otros.

Cerda (2012) nos expone que Polya (1965), establece métodos heurísticos que se basan en su propia experiencia al resolver problemas e identifica al menos tres fases por las cuales cualquier resolución debe pasar: 1) comprensión del problema, 2) diseño de un plan, y 3) ejecución del plan y verificación de la solución obtenida. Además, recoge la afirmación de Vila y Callejo (2005) acerca de lo que es un problema, pues lo consideran como una herramienta para pensar matemáticamente, un medio de aprendizaje que forme entes autónomos, críticos y propositivos, con capacidad para preguntar sobre los hechos que lo rodean, con un criterio propio estando a su vez abierto a los de otras personas.

Cerda (2012) afirma que los procedimientos involucrados en la resolución de problemas, se dividen en dos grandes áreas: algorítmicos y heurísticos. Los primeros son eminentemente prescriptivos y tienden a fortalecer capacidades fundamentales basadas en la repetición, llevando a soluciones adecuadas si se siguen todos los pasos. Los heurísticos, por su parte, implican un mayor esfuerzo cognitivo y piden del alumno un proceso de toma de decisiones, no predeterminadas, en función de los resultados parciales que se van consiguiendo a lo largo de su aplicación.

3.1.9. Test de inteligencia

Todo individuo tiene la capacidad de elegir de manera analítica y lógica, entre varias opciones, aquella que es la más adecuada para solucionar un problema o mejorar una situación. “El enfoque del psicólogo francés Alfred Binet sostenía que la inteligencia se manifiesta en el desempeño en diversas tareas y que podía medirse mediante respuestas a una muestra de dichas tareas” (Lewis, 2003, p.135). Es pues, este desempeño en la tarea la que mide una prueba de inteligencia de acuerdo a su comportamiento inteligente.

De igual forma, todo individuo puede percibir de manera diferente una situación problemática por lo que existen teorías de inteligencia que ayudan a entender el porqué de la decisión para escoger una solución:

Las teorías sobre procesamiento de información, o modelos de resolución de problemas y razonamiento, se ocupan de identificar los procesos cognoscitivos u operacionales mediante los cuales el cerebro maneja la

información. La investigación sobre atención y velocidad de procesamiento ha recibido un énfasis particular desde una perspectiva de procesamiento de información. (Lewis, 2003, p.138)

3.2. Rendimiento Académico

El Rendimiento Académico es una medida de la capacidad de respuesta del individuo, que expresa en forma estimativa lo que una persona ha aprendido como resultado de un proceso de instrucción o formación (Fernandez, 2018).

En dicho proceso de instrucción, formación o de enseñanza/aprendizaje, toman parte dos elementos importantes, que deben interactuar de forma coherente y retroalimentativa, pues del accionar de ambos depende concluir el proceso, antes mencionado, con un Rendimiento Académico esperado. Acerca de esto Fernández (2018) concluye que:

el Rendimiento Académico excelente requiere implicación de ambas partes docente y alumno, con la debida planificación, ejecución, control y seguimiento del proceso de enseñanza aprendizaje y los criterios de evaluación establecidos y conocidos de antemano por el estudiante, sin obviar que los resultados deben ser utilizados para la retroalimentación tendiente a la mejora continua del efectivo logro de competencias por los alumnos, capacidades que no solo deben ser un requisito de salida de una determinada asignatura, sino que principalmente deben servir para su aplicación en el diario vivir del estudiante como futuro profesional y ciudadano.

El Rendimiento Académico es un indicador relevante no sólo para evaluar desarrollo de habilidades técnicas y aptitudes de los estudiantes también para el cumplimiento de objetivos y metas planteadas por las Instituciones de Educación Superior y, un marco referencial interinstitucional (Ramírez Cortés, Sandoval Trujillo, & Ruiz Reynoso, 2020).

Ramírez (2020), haciendo mención a Pizarro, refiere que el Rendimiento Académico es una medida de las capacidades indicativas que manifiestan, en forma estimativa, lo que una persona ha aprendido como consecuencia de un proceso de instrucción; haciendo mención a Tourón, agrega que el Rendimiento Académico es el resultado del aprendizaje producido por el estudiante, es decir, el producto de una suma de factores, aún no del todo conocido, que actúan sobre y desde la persona que aprende.

De igual manera, Ramírez (2020) haciendo referencia a Morales, S. L Morales, S. V & Holguín S., considera que el rendimiento escolar tiene su origen en el modelo económico industrial al centrar los esfuerzos en el incremento de productividad y calidad de los involucrados aplicando métodos de medición a través de dimensiones y escalas que permitan evaluar el desempeño y emplear los resultados en la determinación de promociones, salarios, apoyos y méritos.

El Rendimiento Académico (RA), se puede definir como el valor atribuido a los resultados de aprendizaje de los estudiantes universitarios en un área temática determinada comparado con el nivel de conocimientos esperado en sus pares. Es un indicador de la calidad de la enseñanza universitaria y su medida agrupa factores pedagógicos, institucionales, sociodemográficos y psicosociales (Gutierrez Monsalve, Garzon & Segura Cardona, 2021, p.2). También existen indicadores de medición del Rendimiento Académico universitario.

Figura 3

Indicadores de medición del Rendimiento Académico

Indicador	Descripción
1	Asignaturas cursadas desde el momento del ingreso al programa académico.
2	Asignaturas aprobadas desde el momento del ingreso al programa académico.
3	Indicador de eficacia calculado como el cociente entre 2 y 1.
4	Indicador de productividad media: cociente entre el número de asignaturas aprobadas desde el ingreso y los años desde el ingreso al programa académico.
5	Promedio ponderado de calificaciones o notas (con o sin aplazo).
6	Índice que multiplica el indicador 4 y el 5.
7	Índice que multiplica el indicador 3 y el 5.
8	Numero de aplazamientos acumulados durante el curso del programa académico.
9	Asignaturas aprobadas respecto a asignaturas según duración teórica.

Nota. La figura muestra la lista de indicadores del Rendimiento Académico presentado en su artículo Factores asociados al Rendimiento Académico en estudiantes universitarios (Gutiérrez, 2021, p. 14).

El entorno y contexto en el cual se desenvuelve académicamente el estudiante, también influye en su Rendimiento Académico, considerándose factores preponderantes y trascendentes durante el proceso de enseñanza aprendizaje; Ramírez (2020) en mención de Garbanzo señala que son tres factores los que determinan dicho desenvolvimiento, los cuales podemos ver en la siguiente imagen.

Figura 4

Factores que influyen en el Rendimiento Académico



Nota. La figura muestra la descripción de los factores que influyen en el Rendimiento Académico. Elaborada en base al artículo Rendimiento Académico en la educación superior: UAEMex Valle de Teotihuacan (Ramírez, 2020, p. 1007).

Durante el proceso educativo, el estudiante hace uso de instrumentos y/o elementos de su preferencia, haciendo que su productividad sea la más adecuada a los objetivos que persigue, es por ello que Ramírez (2020) haciendo referencia a Bobadilla, indica que se puede distinguir cuatro tipos de Rendimiento Académico.

Figura 5

Tipos de Rendimiento Académico



Nota. La figura muestra la descripción de los tipos de factores que influyen en el Rendimiento Académico. Elaborada en base al artículo Rendimiento Académico en la educación superior: UAEMex Valle de Teotihuacan (Ramírez, 2020, p. 1007).

Todo estudiante que hace uso adecuado de lo aprendido en las sesiones de clase, para solucionar situaciones propuestas o reales, y muestra que sus competencias están evolucionando satisfactoriamente, será un buen indicador de Rendimiento Académico; sin embargo, dicho indicador está sujeto a varios factores que influyen para alcanzar su nivel más alto. Reyes (2006) resume que:

es un indicador del nivel de aprendizaje alcanzado por el alumno, por ello, el sistema educativo brinda tanta importancia a dicho indicador. En tal sentido, el Rendimiento Académico se convierte en una "tabla imaginaria de medida" para el aprendizaje logrado en el aula, que constituye el objetivo central de la educación. Sin embargo, en el Rendimiento Académico, intervienen muchas otras variables externas al sujeto, como la calidad del maestro, el ambiente de clase, la familia, el programa educativo, etc., y variables psicológicas o internas, como la actitud hacia la asignatura, la inteligencia, la personalidad, el auto concepto del alumno, la motivación, etc.

Para valorar el Rendimiento Académico, se tienen en cuenta instrumentos de evaluación, los cuales miden el nivel de respuesta del estudiante, pero dentro de ella se deben contemplar instrumentos de evaluación que inicialmente ayuden a retroalimentar el aprendizaje del estudiante; una vez concluido con este tipo de evaluación se podría aplicar un instrumento final para medir de manera concluyente el rendimiento del estudiante. Fernández (2018) reafirma a estas dos evaluaciones, dándoles un alcance funcional importante:

En el ámbito académico la evaluación intenta usualmente complementar la función formativa con un tratamiento pedagógico por parte del docente a partir de cuyos resultados intenta retroalimentar el proceso de enseñanza aprendizaje, sin embargo, surge al final del proceso la otra función, la certificadora que habilita y/o sanciona la ausencia de logros, esta función es la más criticada cuando da muestras de su falta de objetividad.

El Rendimiento Académico, también es influenciado por las estrategias de enseñanza que emplea el docente durante sus sesiones de clase y de igual manera las estrategias de aprendizaje que utiliza el estudiante durante el repaso de los temas tocados en clase. Para esto es de consideración importante conocer los paradigmas de enseñanza-aprendizaje más relevantes, como: el conductista, el cognitivista y el constructivista.

3.2.1. Paradigma conductista

Dentro de este paradigma existen varios psicólogos que se interesaron en estudiar la conducta durante el proceso de enseñanza aprendizaje, Thorndike con su teoría del conexionismo, Pávlov con su condicionamiento clásico, Guthrie con el condicionamiento por contigüidad y Skinner con su condicionamiento operante; todos ellos en diferentes momentos y con sendos estudios de investigación demostraron que la conducta del ser humano puede ser maleable al aplicarle estímulos que generan respuestas de la misma, rigiéndola por retroalimentación y castigos.

Un estudiante que recién ingresa a una universidad presenta una conducta preestablecida debido a millones de conexiones, que relacionan su experiencia sensorial y sus impulsos; desarrolladas mediante el aprendizaje por ensayo y error, que ocurre de manera incremental a medida que se establezcan en su mente las respuestas exitosas y se abandonan las respuestas fallidas. “Thorndike en su Psicología Educativa postuló que el tipo fundamental de aprendizaje implica la formación de asociaciones entre las percepciones de estímulos o eventos y las respuestas que se manifiestan en una conducta. Thorndike creía que el aprendizaje suele ocurrir por ensayo y error” (Schunk,2012,p.73).

Un estudiante de Ingeniería de Sistemas que cursa las asignaturas de la línea curricular de Algoritmos y Programación experimentara situaciones de ensayo y error dado que, cuando se inician en el aprendizaje de los temas en cuestión, los primeros intentos porque obtengan resultados óptimos, al diseñar y programar los algoritmos, no serán de éxito y se tendrá que retroalimentar, examinar los resultados y aplicar su inteligencia lógico matemática para analizar y abstraer el problema nuevamente, y con ello obtener resultados adecuados; permitiendo así mantener una conducta optimista frente al fracaso e intentando crear las conexiones de estímulo y respuesta adecuados.

Otra manera en que un universitario aprende, es respondiendo a estímulos que el docente le presenta, con la intención de hacer más efectivo su proceso de aprendizaje. Es de saber que un estudiante de ingeniería de sistemas se siente mas estimulado si sus trabajos los realiza haciendo uso de herramientas virtuales, pero

cuando se trata de desarrollar algoritmos se debe tomar en cuenta la lógica y el proceso matemático, considerados en el algoritmo, que la herramienta para implementarlo y probarlo; por lo que, si el algoritmo está bien diseñado, entonces recién el estudiante podría hacer uso de la herramienta virtual. “El condicionamiento clásico es un procedimiento de varios pasos que en un principio involucra la presentación de un estímulo incondicionado, el cual provoca una respuesta incondicionada. Una vez que se condiciona un estímulo, se puede utilizar como estímulo incondicionado para el condicionamiento de orden superior.”

El condicionamiento de orden superior es un proceso complejo poco comprendido, sin embargo para Schunk (2012) nos precisa que teóricamente ayudaría a explicar algunos fenómenos sociales, como el fracaso en los exámenes, que provocan reacciones emocionales condicionadas (estrés y ansiedad). Las señales asociadas con la situación pueden convertirse en estímulos condicionados; los alumnos podrían sentir ansiedad yendo al salón de clases donde rendirán un examen.

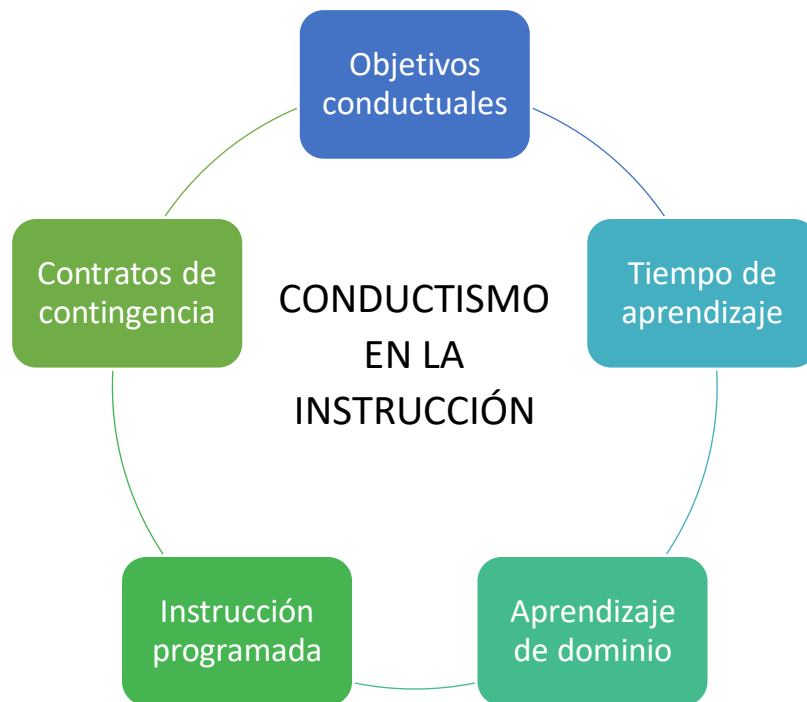
Durante el aprendizaje de los temas de las asignaturas de la línea curricular de Algoritmos y Programación, los estudiantes deben hacer gala de sus habilidades para razonar de manera abstracta, mostrando su pensamiento analítico y crítico en la solución de un problema de características específicas. Esta misma conducta se debe mantener al repetir el proceso de resolver problemas reales y similares, en diferentes contextos; dado que se asocia el problema, del cual se conocen sus características, con la solución encontrada para dicha situación. Guthrie afirma que el aprendizaje por contigüidad precisa que una conducta en una situación se repetirá cuando dicha situación se presente nuevamente; la repetición de una situación añade movimientos, combina movimientos en actos y establece el acto en diferentes condiciones ambientales. Los propios actos tienen muchas variantes y de manera ideal deben transferirse, y para ello, las conductas deben practicarse exactamente en las mismas situaciones en las que se originaron, por ejemplo, en un escritorio, en grupos pequeños o en casa (Schunk, 2012).

Por otro lado, el método básico del condicionamiento operante para el cambio de conducta, es el moldeamiento hacia la forma deseada de la conducta. Para ello un estudiante de Ingeniería de Sistemas presenta en aula una conducta establecida con

respecto al análisis y resolución de problemas, con una capacidad de abstracción y razonamiento lógico matemático adquirido en sus años de estudios de educación básica regular. Por ello, en el proceso básico de la instrucción, se identifica el objetivo de la instrucción (conducta deseada), así como la conducta inicial de los estudiantes. Se establecen submetas (conducta), desde la conducta inicial hasta la conducta final deseada, que representa una modificación de la anterior (Schunk, 2012). Durante el proceso de aprendizaje, es importante que los docentes entreguen el material en pequeños fragmentos, hacer que los estudiantes participen activamente, retroalimentar luego de recibir una respuesta del estudiante y permitir que los estudiantes, que ya cuentan con las referencias del material entregado, pueda aprender a su propio ritmo; permitiendo mejorar su manera de aplicar su inteligencia lógico matemática al análisis y resolución de problemas, moldeando así su conducta hacia la conducta esperada.

Figura 6

Aplicaciones educativas que incorporan los principios conductistas



Nota. La figura muestra la aplicación del conductismo en la educación. Elabora en base al libro de Teorías del aprendizaje (Schunk, 2012, p. 103-113)

3.2.2. Paradigma cognitivista

Alberto Bandura y sus colaboradores, descubrieron que “las personas podían aprender nuevas acciones con el simple hecho de observar a otros realizarlas; además que los observadores no tenían que llevar a cabo la acción en el momento del aprendizaje” (Schunk, 2012, p. 118). Este paradigma es muy aplicado dentro de las aulas de clase de la escuela de ingeniería de sistemas, pues los docentes del eje curricular de algoritmos y programación, preparan modelos de programas que solucionan ciertos problemas de la realidad y los estudiantes adquieren de ellos nuevos conocimientos, metodologías, estrategias y habilidades para solucionar problemas nuevos, además de aprender a hacer uso de herramientas pertinentes para dicho trabajo.

Figura 7

Procesos del aprendizaje por observación

Atención

El estudiante dirige su atención en los aspectos relevantes de la tarea, dividiendo en partes las tareas complejas, usando modelos competentes y demostrando la utilidad de las conductas modeladas.

Retención

Aumenta al repasar la información que se va a aprender, al codificarla en forma visual y simbólica, y al relacionar el material nuevo con la información ya almacenada en la memoria.

Producción

Las conductas emitidas se comparan con la propia representación conceptual (mental). La retroalimentación ayuda a corregir las deficiencias.

Motivación

Las consecuencias de las conductas modeladas informan a los observadores de su valor funcional y de su pertinencia. Las consecuencias tienen un efecto motivador al formar expectativas de los resultados y al incrementar la autoeficacia.

Nota. La imagen muestra la descripción de las etapas del proceso de aprendizaje por observación. Elabora en base al libro de Teorías del aprendizaje (Schunk, 2012, p. 127)

Los procesos del aprendizaje por observación se presentan como una secuencia de habilidades cognitivas que son vigiladas por el docente o maestro, en el afán de realzar el modo de cómo el estudiante enfrentaría futuras situaciones problemática. Para Schunk (2012), “En una secuencia educativa común el docente explica y

demuestra las habilidades por aprender y luego los alumnos reciben la practica guiada mientras el profesor verifica su comprensión” (p. 129). En tal sentido la atención y retención que puso el estudiante durante una sesión de clase, le permitirá producir soluciones a los problemas propuestos y con las correcciones que se realicen y la retroalimentación implantada, el estudiante presentara una nueva conducta motivada para seguir aprendiendo.

Como en todo proceso de aprendizaje, también el aprendizaje por observación se encuentra influenciado por factores que afectan el aprendizaje vicario y el desempeño por observación. Schunk (2012), nos presenta una tabla con dichos factores y como afectan estos en el modelamiento para el aprendizaje por observación.

Figura 8

Factores que afectan el aprendizaje y el desempeño por observación

Característica	Efectos en el modelamiento
Estado del desarrollo	Las mejoras que conlleva el desarrollo incluyen periodos de atención más largos y mayor capacidad para procesar información, utilizar estrategias, comparar el desempeño con las representaciones de la memoria y utilizar motivadores intrínsecos.
Prestigio y competencia del modelo	Los observadores prestan mayor atención a los modelos competentes y con un alto estatus. Las consecuencias de las conductas modeladas transmiten información acerca del valor funcional. Los observadores buscan aprender las acciones que consideran necesitarán realizar.
Consecuencias vicarias	Las consecuencias de los modelos comunican información acerca de lo apropiado de la conducta y de los probables resultados de las acciones. Las consecuencias valoradas motivan a los observadores. La similitud en atributos o en competencia indica hasta qué grado la conducta es apropiada e incrementa la motivación.
Expectativas del resultado	Es más probable que los observadores ejecuten las acciones modeladas que consideran apropiadas y las que tendrán resultados reforzantes.
Establecimiento de metas	Es más probable que los observadores atiendan a los modelos que demuestran conductas que los ayudarán a alcanzar sus metas.
Valores	Es más probable que los observadores atiendan a los modelos que demuestran conductas que consideran importantes y autosatisfactorias.
Autoeficacia	Los observadores prestan atención a los modelos si creen que son capaces de aprender o de ejecutar la conducta modelada. La observación de modelos semejantes influye en la autoeficacia (“si ellos pueden hacerlo, yo también”).

Nota: La imagen nos detalla el efecto que provocan los factores, en el modelamiento para el aprendizaje por observación. Elabora en base al libro de Teorías del aprendizaje (Schunk, 2012, p. 134)

La aplicación de la teoría cognoscitiva puede aplicarse a la instrucción y al aprendizaje de los estudiantes, para lo cual se deben incluir: modelos, autoeficacia, ejemplos resueltos y tutoría, durante el desarrollo de las clases. Los modelos hacen

referencia a los docentes que explican y demuestran conceptos y habilidades que los estudiantes pueden aprender y además aplican métodos para infundir autoeficacia al estudiante observador; también, los mismos compañeros que actúan como modelos coetáneos fomentan la motivación y el aprendizaje de los estudiantes observadores e igualmente aumentan en ellos la autoeficacia (Schunk, 2012).

Las practicas sobre algoritmos y programación, que se presentan en diversidad maneras y que se explican e implementan durante las sesiones de clase por los docentes, son soluciones a problemas reales, dicho de otro modo son ejemplos resueltos que según Schunk (2012), “reflejan muchos principios de la teoría cognoscitiva social; incorporan modelos cognoscitivos y una demostración más una explicación” (p. 158).

Las horas de tutoría establecidas por cada docentes de las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación de la escuela de ingeniería de sistemas, permite mejorar el aprendizaje del estudiante, que observando y comprende la explicación de los ejercicios resueltos que presenta el docente. Segun Schunk (2012):

La tutoría se refiere a una situación en la que una o más personas sirven como agentes de instrucción, generalmente en una materia específica o para un propósito en particular. Los tutores fungen como modelos de instrucción al explicar y demostrar las habilidades, operaciones y estrategias que los individuos deben aprender. (p. 158)

La asesoría de prácticas pre profesionales y tesis, que reciben los estudiantes y egresados de la escuela de ingeniería de sistemas, permiten que el docente comparta experiencias con ellos para mejorar y enriquecer sus informes finales. “La asesoría implica la enseñanza de habilidades y estrategias a estudiantes u otros profesionales en contextos de orientación y capacitación; incorporando aprendizaje y participación mutuos entre el orientador y el aprendiz” (Schunk, 2012, p. 159).

3.2.3. Paradigma constructivista

El constructivismo explica filosóficamente la naturaleza del aprendizaje, proponiendo que las personas crean su propio aprendizaje y haciendo predicciones sujetas a diferentes interpretaciones, que serían objeto de investigación. Los constructivistas rechazan la existencia de verdades científicas y esperan el descubrimiento y la verificación con cierta duda razonable.

El constructivismo afirma que el conocimiento no es impuesto desde el entorno de las personas, sino que se forma dentro de ellas. Las construcciones de una persona son verdaderas para ella, pero no necesariamente para los demás. Esto se debe a que las personas producen conocimientos con base en sus creencias y experiencias en las situaciones, por lo que, todo el conocimiento es subjetivo y producto de nuestras cogniciones.

Un supuesto fundamental del constructivismo es que las personas son aprendices activos y desarrollan el conocimiento por sí mismas, descubriendo los principios básicos. Algunos constructivistas creen que las estructuras mentales se vuelven un reflejo de la realidad, mientras que otros, consideran que la única realidad que existe es el mundo mental del individuo. Los constructivistas también difieren en el grado en que adjudican la construcción del conocimiento a las interacciones sociales con los profesores, compañeros, padres y otros. El constructivismo ha influido en el pensamiento educativo acerca del currículo y la instrucción, subrayando el énfasis en el currículo integrado, por el cual los alumnos estudian un tema desde múltiples perspectivas.

Otro supuesto del constructivismo es que los profesores no deben enseñar en el sentido tradicional de dar instrucción a un grupo de estudiantes, sino que más bien deben estructurar situaciones en las que los estudiantes participen de manera activa con el contenido a través de la manipulación de los materiales y la interacción social. El constructivismo no es un solo punto de vista, pues presenta diferentes perspectivas, las cuales se muestran en la siguiente imagen.

Figura 9

Perspectivas del constructivista



Nota. La imagen describe brevemente las perspectivas del constructivismo. Elabora en base al libro de Teorías del aprendizaje (Schunk, 2012, p. 232)

Los puntos de vista exógenos son apropiados cuando lo que nos interesa es determinar el grado de exactitud con el cual los aprendices perciben la estructura del conocimiento dentro de un área. La perspectiva endógena es relevante para explorar de qué manera los aprendices pasan de ser novatos a adquirir mayores niveles de competencia. La perspectiva dialéctica es útil para diseñar intervenciones que desafíen el pensamiento de los niños y para la investigación que busca explorar la eficacia de las influencias sociales, como la exposición a modelos y la colaboración entre pares.

Una premisa central del constructivismo es que los procesos cognoscitivos, incluyendo el pensamiento y el aprendizaje, están situados, en los contextos físicos y sociales. La cognición situada o aprendizaje situado, implica las relaciones entre una persona y una situación; los procesos cognoscitivos no residen sólo en la mente; también es relevante para la motivación, depende de la actividad cognoscitiva en interacción con factores socioculturales y de instrucción, la cual incluye el lenguaje y ciertas formas de apoyo, como el andamiaje. La cognición situada se ajusta bien a la idea constructivista de que el contexto es una parte inherente del aprendizaje.

El constructivismo, es considerado como una epistemología que concibe al conocimiento, como una construcción personal que realiza el hombre en interacción con el mundo próximo. Cada persona “construye” su realidad, su representación del mundo, en función de su viabilidad, por lo que no cabe en la opción constructivista hablar de verdad absoluta. Sus bases fundamentales son: la negación del absolutismo de la verdad y su dependencia del punto de vista del observador, de su experiencia, y el conocimiento solo es válido explicarlo a través de la lógica formal, de las leyes del lenguaje, de la lógica de las proposiciones.

Las ideas comunes del constructivismo son: Todo conocimiento es una construcción humana. El hombre es un ser activo que construye conocimientos. Existen estructuras previas, a partir de las cuales se construye el conocimiento. El hombre no es “una tabula rasa”. La construcción del conocimiento tiene un valor personal. Los conocimientos no son verdaderos o falsos, sino simplemente viables.

La escuela psicogenética es una psicología del desarrollo, que destaca el papel que juega el punto de vista del sujeto que aprende durante el propio proceso de desarrollo. Para Piaget, el desarrollo comporta dos aspectos: un aspecto psicosocial y otro aspecto espontáneo o psicológico, que es el desarrollo de la inteligencia, aquello que nadie le enseña al sujeto y que descubre por sí mismo.

Piaget subraya que el aspecto espontáneo del desarrollo es el desarrollo de la inteligencia, el cual constituye la condición previa para el desarrollo escolar. De aquí se desprenden dos aspectos importantes: Diferencia dos formas de aprendizaje, el espontáneo y el aprendizaje por transmisión, subordinando este último al primero. En cada momento del desarrollo el sujeto construye su propio conocimiento a partir de sus propias estructuras cognitivas o esquemas.

El estudio de la estructura cognoscitiva confiere a la psicología del niño, un valor explicativo que afecta a la psicología en general, en el sentido de que la génesis se une a la causalidad de los mecanismos formativos. Las operaciones lógico-matemáticas derivan de las acciones mismas, puesto que son el producto de una abstracción que actúa a partir de la coordinación de las acciones y no a partir de los objetos.

La psicología genética nos ha enseñado cómo se construyen algunas de las estructuras lógico-matemáticas que forman parte, finalmente, de todas las formas evolucionadas del pensamiento adulto (Piaget, 1991, p. 102). Las ideas de Vigotsky conducen a una reestructuración del concepto de aprendizaje: no existe al margen de las relaciones sociales, no ocurre fuera de los límites de la Zona de Desarrollo Próximo (ZDP), y junto a la educación (en un sentido amplio) preceden al desarrollo, o conducen al desarrollo.

Teniendo en cuenta la génesis del constructivismo, se podría decir que la enseñanza se adapta a las formas por las que pasa el sujeto que aprende. Esta concepción presupone que la enseñanza se adapte al desarrollo, mientras que el enfoque histórico-cultural considera que la enseñanza precede al desarrollo y que, por tanto, la enseñanza es desarrolladora, es decir, produce el desarrollo.

Sobre la base de las diferencias relativas entre Enseñanza y Desarrollo, se caracteriza al constructivismo, según tres enfoques generales: Constructivismo duro, para el cual el conocimiento es producto de una construcción individual: se aprende solo. Constructivismo medio, que concibe el conocimiento como una negociación de las construcciones entre individuos: se aprende solo, pero mejor con la ayuda de otros. Constructivismo blando, para el cual el conocimiento continúa siendo una negociación, pero no de carácter interindividual, sino social por su esencia. Sólo se aprende, con la ayuda de otros.

3.3. Fundamentos de la programación

3.3.1. Resolución de problemas

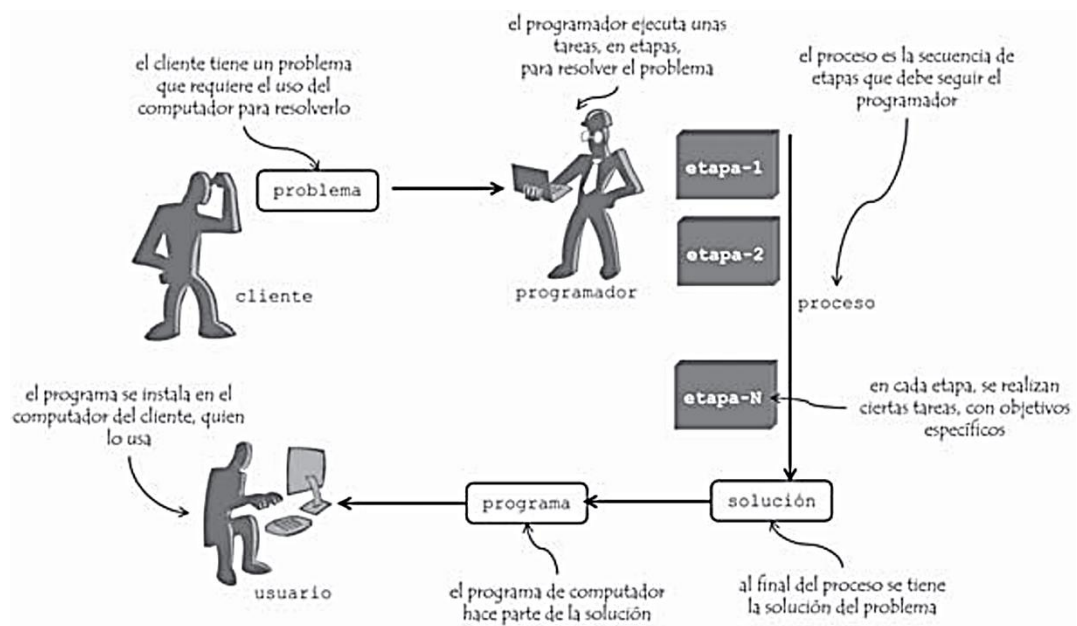
Debido a la importancia que se le ha dado al uso del computador, en la automatización de tareas, procedimientos y/o procesos; es pues, que toda institución, organización, empresa o persona particular requiere de expertos en la construcción de herramientas que le permitan hacer más fácil el día a día en el trabajo o solucionen problemas específicos.

Para dar paso a esta construcción de herramientas, que finalmente son los programas, es necesario que se tenga en cuenta todas las expectativas y necesidades del cliente (institución, organización, etc) que darán solución a una determinada

situación. Villalobos & Casallas (2006) plantean que la resolución de un problema se resume en tres pasos, donde intervienen el cliente y el programador, a decir: 1. El cliente expone su problema y solicita una solución, 2. El programador entiende el problema y construye la solución, y 3. El programador entrega la solución y el cliente hace uso de ella.

Figura 10

Proceso de solución de un problema



Nota. La figura explica el proceso para solucionar un problema. Tomada del libro Fundamentos de programación Aprendizaje activo basado en casos (Villalobos, 2006, p. 3)

Como se puede apreciar el segundo paso es en realidad un proceso que indica los pasos a seguir para entender el problema y solucionarlo. El programador entonces debe tener en cuenta algunos aspectos llevar a cabo esta tarea, para lo que Villalobos & Casallas (2006) nos brinda la siguiente lista:

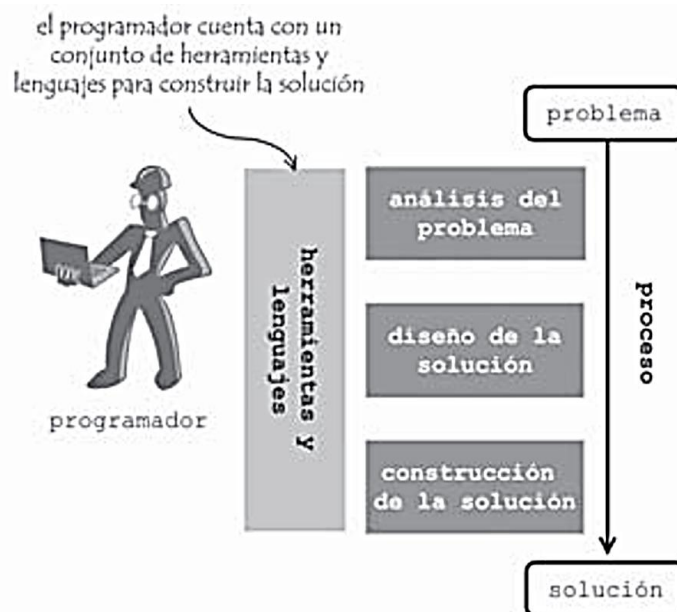
- Analizar un problema es tratar de entenderlo. Esta etapa busca garantizar que no tratemos de resolver un problema diferente al que tiene el cliente.
- Descomponer el problema en sus tres aspectos fundamentales, facilita la tarea de entenderlo: en cada etapa nos podemos concentrar en sólo uno de ellos, lo cual simplifica el trabajo.

- Esta descomposición se puede generalizar para estudiar todo tipo de problemas, no sólo se utiliza en problemas cuya solución sea un programa de computador.
- Además de entender el problema, debemos expresar lo que entendemos siguiendo algunas convenciones.
- Al terminar la etapa de análisis debemos generar un conjunto de documentos que contendrán nuestra comprensión del problema.

Teniendo en cuenta los aspectos listados, debemos obtener las características más acertadas para el entendimiento del problema, y con ello pasar a implementar la solución; hablamos de los requerimientos funcionales y no funcionales, además del contexto donde se suceden estos.

Figura 11

Principales etapas del proceso de solución de problemas

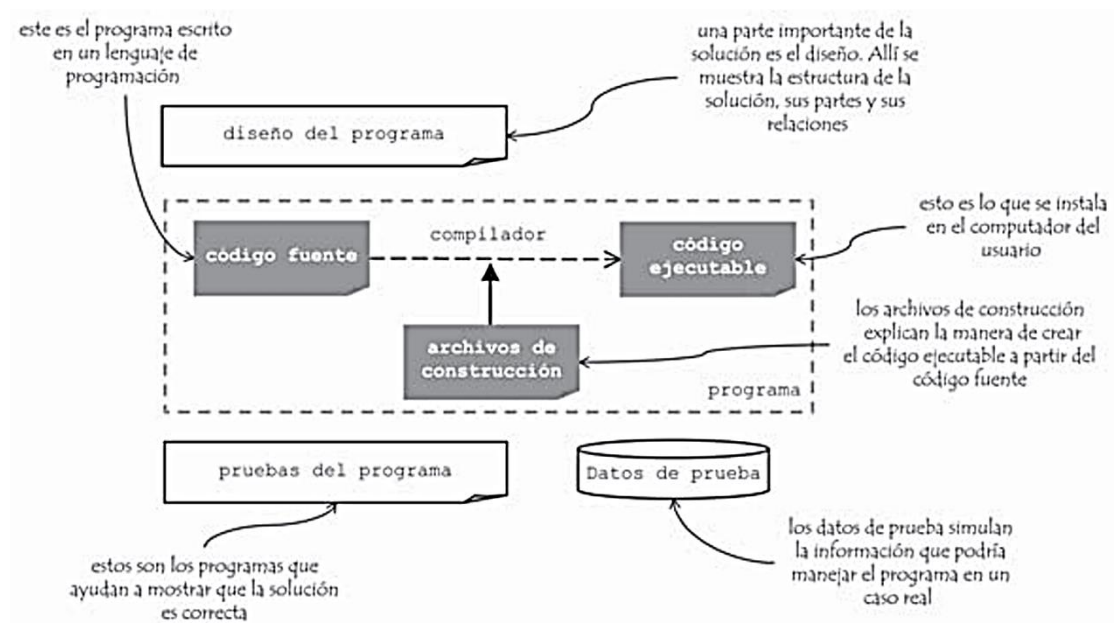


Nota. La figura muestra la secuencia de las etapas del proceso de solución de problemas. Tomada del libro Fundamentos de programación Aprendizaje activo basado en casos (Villalobos, 2006, p. 6)

Para Villalobos & Casallas (2006) una solución puede estar compuesta de varios elementos, dependiendo de la amplitud o complejidad del problema al cual soluciona. Cada elemento cumple una función primordial en el desempeño de la solución como parte del cumplimiento de los requerimientos.

Figura 12

Elementos que forman parte de la solución de un problema



Nota. La figura describe los elementos que se implementan como parte de la solución de un problema. Tomada del libro Fundamentos de programación Aprendizaje activo basado en casos (Villalobos, 2006, p. 7)

La comprensión de un problema es la base para llegar a su solución, y es la abstracción el mecanismo que nos permite alcanzarla; entender cómo se manifiestan sus variables y las relaciones que teje con su entorno ayudara a encontrar la solución. López (2009) nos manifiesta que:

La rama del saber que mayor utilización ha hecho del enfoque algorítmico es las matemáticas. Durante miles de años el ser humano se ha esforzado por abstraer la estructura de la solución de problemas con el fin de determinar claramente cuál es el camino seguro, preciso y rápido que lleva a esas soluciones. (p. 21)

3.3.2. Diseño de algoritmos

El diseño de la solución, que es la etapa fundamental para la resolución de problemas, se expresa por medio de una secuencia de instrucciones u operaciones que pueden ser numéricas o no numéricas y con la característica de ser independiente del ente ejecutor. Un algoritmo puede ser construido para ejecutarse de manera manual o automatizada, haciendo uso de un lenguaje natural o un lenguaje de programación; encerrando los pasos de la solución para la complejidad

del problema. “La amplitud del campo de los problemas es tan grandiosa que cualquiera percibe la dificultad de aprehender la noción de algoritmo si uno se sitúa en medió de la diversidad de los problemas y la diversidad de los agentes ejecutores” (Fernández & Sáez, 1987, p. 312).

Toda persona para solucionar un problema, concibe en su mente un conjunto de pasos a seguir, teniendo en cuenta la abstracción de los elementos que componen dicha situación y analizando su relación con lógica. A esta tarea que se realiza inconscientemente se denomina algoritmo. Joyanes (2008) afirma:

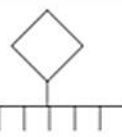
La palabra algoritmo se deriva de la traducción al latín de la palabra Alkhô-warîzmi, nombre de un matemático y astrónomo árabe que escribió un tratado sobre manipulación de números y ecuaciones en el siglo IX. Un algoritmo es un método para resolver un problema mediante una serie de pasos precisos, definidos y finitos. (p.46)

Los algoritmos deben reunir las siguientes características: 1. La precisión de los pasos deben ser claros, 2. Para los mismos datos de entrada se debe obtener los mismos resultados, y 3. Sin importar la complejidad debe ser de longitud finita (Cairó, 2005). Para hacer más fácil la construcción y el entendimiento de un algoritmo, se puede elaborar la versión grafica del mismo, en el cual se puede apreciar, no solo los pasos consecutivos a seguir sino también la complejidad que contiene dicho algoritmo y las estructuras algorítmicas usadas para solucionarla; nos referimos al diagrama de flujo y al diagrama Nassi Schnelderman (N-S). “Un diagrama de flujo representa la esquematización gráfica de un algoritmo. En realidad muestra gráficamente los pasos o procesos a seguir para alcanzar la solución de un problema” (Cairó, 2005, p. 4).

Un diagrama N-S es similar al un diagrama de flujo con la diferencia de que en el se omiten las flechas de unión y las cajas son contiguas en las cuales se pueden escribir diversas acciones; un algoritmo se representa con un rectángulo en el que cada banda es una acción a realizar (Joyanes, 2020)

Figura 13

Símbolos para construir un diagrama de flujo

Símbolos principales	Función
	Terminal (representa el comienzo, "inicio", y el final, "fin" de un programa. Puede representar también una parada o interrupción programada que sea necesario realizar en un programa).
	Entrada/Salida (cualquier tipo de Introducción de datos en la memoria desde los periféricos, "entrada", o registro de la información procesada en un periférico, "salida").
	Proceso (cualquier tipo de operación que pueda originar cambio de valor, formato o posición de la información almacenada en memoria, operaciones aritméticas, de transferencia, etcétera).
	Decisión (Indica operaciones lógicas o de comparación entre datos —normalmente dos— y en función del resultado de la misma determina cuál de los distintos caminos alternativos del programa se debe seguir; normalmente tiene dos salidas —respuestas SI o NO— pero puede tener tres o más, según los casos).
	Decisión múltiple (en función del resultado de la comparación se seguirá uno de los diferentes caminos de acuerdo con dicho resultado).
	Conector sirve para enlazar dos partes cualesquiera de un ordinograma a través de un conector en la salida y otro conector en la entrada. Se refiere a la conexión en la misma página del diagrama.
	Indicador de dirección o línea de flujo (Indica el sentido de ejecución de las operaciones).
	Línea conectora (sirve de unión entre dos símbolos).
	Conector (conexión entre dos puntos del organigrama situado en páginas diferentes).
	Llamada a subrutina o a un proceso predeterminado (una subrutina es un módulo independientemente del programa principal, que recibe una entrada procedente de dicho programa, realiza una tarea determinada y regresa, al terminar, al programa principal).
	Pantalla (se utiliza en ocasiones en lugar del símbolo de E/S).
	Impresora (se utiliza en ocasiones en lugar del símbolo de E/S).
	Teclado (se utiliza en ocasiones en lugar del símbolo de E/S).
	Comentarios (se utiliza para añadir comentarios clasificadores a otros símbolos del diagrama de flujo. Se pueden dibujar a cualquier lado del símbolo).

Nota: La figura muestra y describe la simbología que se utiliza para construir el diagrama de flujo de la solución de un problema. Tomada del libro Fundamentos de programación Algoritmos, estructura de datos y objetos (Joyanes, 2020, p. 67)

Precisamente un algoritmo nos permite indicarle a un computador la información que debe recibir, como la debe procesar y que resultados debe entregar. Para una mejor legibilidad de los algoritmos existen instrumentos que ayudan a comprender las instrucciones que conllevan, estos son los pseudocódigos y los diagramas de flujo.

3.3.3. Lenguajes de programación

Para que un algoritmo que soluciona un problema pueda funcionar en un computador, el algoritmo debe estar expresado en un idioma que entienda la maquina; ese idioma son los lenguajes de programación, que con sus estructuras simbólicas que nos permiten disponer de los dispositivos de una computadora. Para poder programar con un lenguaje de programación hay que conocer y saber manejar sus elementos, que son de gran ayuda para transformar las sentencias de un algoritmo en un programa funcional.

Figura 14

Elementos de los lenguajes de programación

Estructura del código:

- Es la forma general en que deberá escribirse un programa

Palabras reservadas:

- Son palabras con significado dentro del lenguaje de programación.

Expresiones:

- Son valores expresados de forma entendible para el lenguaje de programación.

Símbolos especiales:

- Son los caracteres (generalmente no más de dos), que provocan un comportamiento predecible dentro de un programa.

Sintaxis:

- Es la forma ordenada en que se deben especificar las palabras reservadas, las expresiones y los símbolos especiales.

Semántica:

- Son las reglas que determinan el significado que ha de dársele a una palabra reservada, expresión o símbolo especial, dependiendo del contexto de sintaxis en que se encuentran.

Nota: En la imagen se describe los elementos de los lenguajes de programación.

Fuente: Adaptado del libro Introducción a la programación. Algoritmos y su implementación en VB.NET, C#, Java y C++ (Ramírez, 2007, p. 20)

Según Ramírez (2007):

El objetivo primordial de un lenguaje de programación es proporcionar formas humanamente comprensibles de construir secuencias de números binarios reconocidos por un entorno operativo, a través de símbolos y palabras equivalentes. Codificar es representar un mensaje de forma sistemática en el caso de la programación agrupamos palabras

reservadas, estructuras básicas, símbolos especiales, que unidos nos permiten representar la realidad que queremos automatizar. (p. 21)

Figura 15

Clasificación de los lenguajes de programación



Nota. El esquema muestra la clasificación de los lenguajes de programación de acuerdo al criterio que persiguen. Esquema elaborado de acuerdo al libro Introducción a la programación. Algoritmos y su implementación en VB.NET, C#, Java y C++ (Ramírez, 2007, p. 26)

Un programa se escribe en un lenguaje de programación y las operaciones que conducen a expresar un algoritmo en forma de programa se llaman programación. El proceso de traducir un algoritmo en pseudocódigo a un lenguaje de programación se denomina codificación, y el algoritmo escrito en un lenguaje de programación se denomina código fuente. Los programas que traducen el código fuente escrito en un lenguaje de programación a código máquina se denominan traductores.

3.3.4. Programación de algoritmos

Una vez que se tiene el algoritmo que soluciona un problema, hay que transformarlo en una secuencia de instrucciones o sentencias haciendo uso de un lenguaje de programación; el resultado de este proceso es un programa, el cual comprenderá y ejecutará una computadora. Según Joyanes (2020), “las computadoras no entienden los algoritmos, por lo que es necesario indicarles

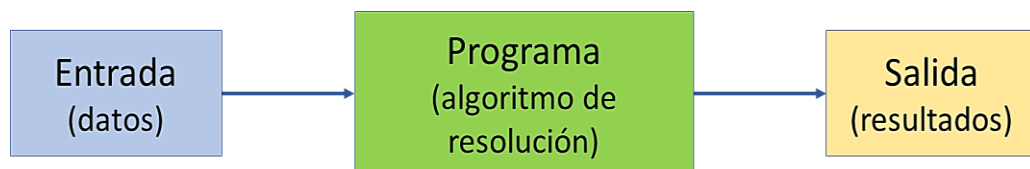
exactamente las acciones que deben hacer en un lenguaje comprensible para la máquina” (p. 26). La descripción de las acciones que debe hacer la computadora se denomina programa, y programación a la actividad de escribir y verificar tales programas.

Para el diseño y construcción de programas existen dos enfoques que conducen a la programación estructurada y a la programación orientada a objetos; dentro de estos confluye un tercer enfoque que conduce a una programación modular (Joyanes, 2020).

Un programa contiene en su estructura principal todas las instrucciones e información, invisibles al usuario, que son necesarias para producir los resultados esperados; un programa puede ser considerado una caja negra conteniendo el conjunto de códigos que transforman las entradas del programa (datos) en salidas (resultados) (Joyanes, 2020).

Figura 16

Bloques de un programa



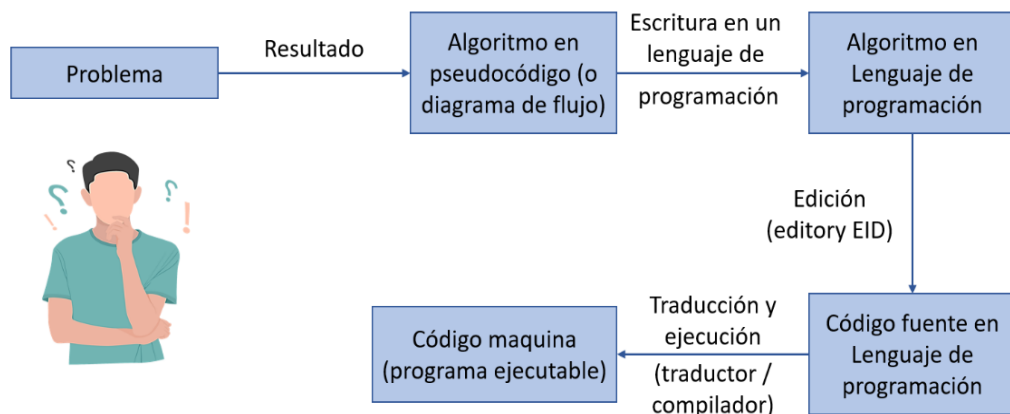
Nota: El diagrama muestra la estructura principal de un programa. Fuente: Tomado de Fundamentos de programación Algoritmos, estructura de datos y objetos (Joyanes, 2020, p. 85)

Cuando el computador realiza la compilación o interpretación de un programa, lo hace teniendo en cuenta el orden en que fueron programadas las instrucciones o también las llamadas sentencias para esto se hace uso de los flujos de control que conllevan en sus sintaxis y semántica cada lenguaje de programación. “El termino flujo de control se refiere al orden en que se ejecutan las sentencias del programa” (Joyanes, 2020, p. 134). Los flujos de control estandarizados para controlar la ejecución de un programa son: secuencial, de selección simple y múltiple; repetitiva o iterativa.

La capacidad de una persona para darle solución a un problema, por medio de la construcción de un software, es precisamente lo que se denomina programación de un computador; que sigue un procedimiento ordenado y que en cada etapa del mismo se hace uso del análisis, abstracción y conocimiento del problema, retroalimentando de manera continua la solución hasta llegar a una respuesta más óptima.

Figura 17

Proceso de transformación de un algoritmo a un programa ejecutable.



Nota. El esquema muestra cada paso para lograr transformar una solución a un problema, en un programa ejecutable. Fuente: Tomado de Fundamentos de programación Algoritmos, estructura de datos y objetos (Joyanes, 2020, p. 23)

El usuario de un programa de computador es aquél que, como parte de su trabajo o de su vida personal, utiliza las aplicaciones desarrolladas por otros para resolver un problema. Todos nosotros somos usuarios de editores de documentos o de navegadores de Internet, y los usamos como herramientas para resolver problemas. Un programador, por su parte, es la persona que es capaz de entender los problemas y necesidades de un usuario y, a partir de dicho conocimiento, es capaz de construir un programa de computador que los resuelva (o los ayude a resolver). Vista de esta manera, la programación se puede considerar fundamentalmente una actividad de servicio para otras disciplinas, cuyo objetivo es ayudar a resolver problemas, construyendo soluciones que utilizan como herramienta un computador. (Villalobos & Casallas, 2006, p.2)

4. Definición de términos básicos

4.1. Inteligencia

Es una constante interacción activa entre las capacidades heredadas y las experiencias ambientales, cuyo resultado capacita al individuo para adquirir, recordar y utilizar conocimientos, entender tanto conceptos concretos como (eventualmente) abstractos, comprender las relaciones entre los objetos, los hechos y las ideas y aplicar y utilizar todo ello con el propósito concreto de resolver los problemas de la vida cotidiana (Papalia & Wendkos, 2009, p.220).

4.2. Inteligencia Lógico-Matemática

Capacidad de utilizar los números con eficacia (matemáticos, contables, estadísticos) y de razonar bien (científicos, programadores informáticos, especialistas en lógica). Incluye la sensibilidad a patrones y relaciones lógicas, afirmaciones y proposiciones (si... entonces, causa-efecto), funciones y otras abstracciones relacionadas (Armstrong, 2006, p. 9).

4.3. Rendimiento Académico

Es el rendimiento es el nivel de conocimiento expresado en una nota numérica que obtiene un alumno como resultado de una evaluación que mide el producto del proceso de enseñanza aprendizaje en el que participa (Hernández Cosain & Arreola Medina, 2021, p.22).

4.4. Algoritmos

Es el conjunto de pasos ordenados en forma lógica que se ejecutan para llevar a cabo un actividad o resolver un problema. (Jiménez Murillo, Jiménez Hernández & Alvarado Zamora, 2015, p.24)

4.5. Programación

Es aquella ciencia o arte que nos permite en un momento dado programar una computadora con el fin de resolver o encontrar la solución a un problema planteado. Podemos ver así mismo, también este hecho como la acción de expresar un procedimiento de solución por medio de una máquina capaz de procesar y otorgar soluciones. (Zavala López & Llamas Avalos, 2013)

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

1. Caracterización y contextualización de la investigación

1.1. Descripción del perfil de la institución educativa

La Universidad Nacional de Cajamarca, es una universidad pública licenciada y es la principal institución dedicada a la docencia y a la investigación, ubicada en la ciudad de Cajamarca-Perú. Cuenta con 10 facultades que abarcan un total de 24 escuelas profesionales. Tiene una población de 9704 estudiantes al 2019, de los cuales 353 pertenecen a la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas.

Los estudiantes de nuestra Universidad en su mayoría son de un nivel socioeconómico medio, y algunos de un nivel socioeconómico bajo. En tal sentido, la Oficina de Bienestar Universitario identifica a los estudiantes, que requieren apoyo con prestaciones asistenciales como comedor universitario, subvenciones, exoneraciones y otros.

1.2. Breve reseña histórica de la institución educativa

La creación de la Universidad Nacional de Cajamarca, es el resultado de las aspiraciones populares y ciudadanas que ansiaban para Cajamarca una Universidad, fue la federación de Educadores de Cajamarca, que desde 1957 bajo la conducción del Dr. Zoilo León Ordoñez y de un grupo de preclaros maestros iniciaron el noble propósito de gestar un centro de estudios superiores para la juventud y el pueblo de esta milenaria tierra.

En 1961, dicha federación auspicia, un comité de Amplia Base Pro-Universidad, en el cual estuvieron debidamente acreditados los representantes de todas las instituciones más significativas de la provincia, quienes en forma unánime apoyaron la cívica iniciativa. Este organismo cumplió una serie de acciones, como el establecimiento de filiales en provincias vecinas: Celendín, Cajabamba, Contumazá y Bambamarca, la circulación de memoriales, la coordinación con los señores parlamentarios, y las notas estimulantes del periódico "época", fueron determinantes para que se aprobara el viaje de una comisión a la Capital de la República.

Finalmente el 13 de febrero del año 1962 se promulga la Ley N° 14015, por la que se crea la Universidad Técnica de Cajamarca y el 14 de julio del mismo año inicia su funcionamiento, con una planificación de seis Escuelas, Medicina Rural, Agronomía, Medicina Veterinaria, Pedagogía, Minería y Metalurgia, Economía y Organización de Empresas; en nuestros días cuenta con otra estructura normativa, fundamentándose en la formación académica, investigación y proyección social; con diez facultades, Educación, Ingeniería, Ciencias Agrícolas y Forestales, Ciencias de la Salud, Ciencias Económicas, Contables y Administrativas, Ciencias Sociales, Ciencias Veterinarias, Zootecnia, Medicina Humana y Derecho y Ciencias Políticas. Desde el 2016, ejerce el Rectorado el Dr. Angelmiro Montoya Mestanza.

La Universidad Nacional de Cajamarca creó la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas, el 29 de enero de 1992, ante la necesidad de las organizaciones cajamarquinas de este tipo de profesionales, gracias al estudio integral de justificación de la carrera y gestiones realizadas por la comisión liderada por el ingeniero Carlos Rodríguez Black.

A partir del año 1992 hasta el año 1997 se implementó el primer Plan de Estudios. Posteriormente en el año 1997, se aprobó el primer Currículo de Estudios, siendo actualizado solo el Plan de Estudios en el año 2001. En el 2006 se comenzó a trabajar en la elaboración de un nuevo Currículo de Estudios, aprobándose y entrando en vigencia desde el año 2007 hasta la fecha. Para la elaboración de este currículo se consideró al cuerpo de conocimiento de la carrera de Sistemas de Información de la Computing Curricula, documento base desarrollado por la Association for Computing Machinery (ACM), la IEEE Computer Society y la Association for Information Systems (AIS).

1.3. Características demográficas y socioeconómicas

La población estudiantil de la Universidad Nacional de Cajamarca proviene en gran número de la Región Cajamarca y con menor afluencia de otras regiones del Perú. Por ello la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas muestra la misma variedad de estudiantes. El nivel socioeconómico del estudiante, en su mayoría es medio y en algunos casos muestra un nivel socioeconómico bajo.

La universidad, por medio de sus instancias correspondientes, brinda asistencia a los estudiantes como comedor, subvenciones, exoneraciones y otros.

1.4. Características culturales y ambientales

En la Universidad Nacional de Cajamarca se respeta el calendario cívico, por lo que se muestran expresiones culturales en diferentes fechas del año. También se celebran las fiestas de cachimbo de cada escuela, en las cuales se muestra la integración y la interculturalidad entre estudiantes. En la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas se ha hecho tradición la actividad denominada Semana Sistémica, que incluye entre sus actividades, ponencias, talleres, deporte y cultura.

El campus de la universidad cuenta, con una gran extensión de áreas verdes, de las cuales un buen porcentaje forman parte de los jardines que embellecen cada facultad y contando así, con un ambiente natural e idóneo para el desarrollo de las actividades académicas.

2. Hipótesis de investigación

2.1. Hipótesis general

Existe relación significativa entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

2.2. Hipótesis específicas

- El nivel de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021, se encuentra sobre el nivel medio bajo.
- El nivel del Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021, se encuentra sobre la categoría bajo.

- Existe relación significativa entre el Rendimiento Académico y cada una de las dimensiones de la Inteligencia Lógico-Matemática: Concepto de número, Secuencia y patrón, Noción de clasificación y Distinción de símbolos; de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

3. Variables de investigación

V1: Inteligencia Lógico-Matemática

V2: Rendimiento Académico en el eje curricular de Algoritmos y Programación

4. Matriz de operacionalización de variables

Variable	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones	Indicadores	Técnicas/ instrumentos
V1: Inteligencia Lógico- Matemática	“La capacidad para construir soluciones y resolver problemas, estructurar elementos para realizar deducciones y fundamentarlas con argumentos sólidos” (Ferrándiz, Bermejo, Sainz, Ferrando y Prieto, 2008, p. 214).	Se operacionalizará por medio de la aplicación de un test de Inteligencia Lógico-Matemática.	• Concepto de número • Secuencia y patrón • Noción de clasificación • Distinción de símbolos	- Bajo [0 - 16] - Medio Bajo [18 - 32] - Regular [34 - 44] - Aceptable [46 - 54] - Alto [54 - 64]	Psicometría. Test de Inteligencia Lógico-Matemática. (Alva Rodríguez Miguel Ángel).
V2: Rendimiento Académico en el eje curricular de Algoritmos y Programación.	“Producto de todas las actividades dentro del ámbito académico que al final repercuten en las calificaciones de los alumnos” (Rivera, 2014, p. 24).	Calificativos obtenidos por los estudiantes, a través de las evaluaciones aplicadas en los semestres implicados en la investigación.	• Rendimiento Académico en Fundamentos de programación • Rendimiento Académico en Algoritmos y Estructura de datos II • Rendimiento Académico en Programación aplicada II	- Muy Bajo [0 – 10.5> - Bajo [10.5 – 13> - Regular [13 – 16> - Alto [16 – 18> - Muy Alto [18 – 20]	Análisis documental. Acta de evaluación del Rendimiento Académico. (SIA)

5. Población y muestra

La población está constituida por 275 estudiantes de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca.

$$N = 275$$

La muestra es por conveniencia y está constituida por los estudiantes del semestre 2021-I que cursaron las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación: Fundamentos de programación, Algoritmos y estructura de datos II y Programación aplicada II; de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, entre los cuales hay 25 mujeres y 155 hombres que hacen un total de 180 estudiantes.

$$n = 180$$

6. Unidad de análisis

La unidad de análisis está representada por cada uno de los 180 estudiantes que cursaron la asignatura de Fundamentos de programación, Algoritmos y estructura de datos II o Programación aplicada II, del eje curricular de algoritmos y programación de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, en el semestre 2021-I.

7. Métodos de investigación

El método de investigación que se empleo es hipotético deductivo; Sánchez (2019) expresa que se inicia con premisas generales para llegar a una conclusión particular, que sería la hipótesis a falsar para contrastar su veracidad, lo que permitiría el incremento de la teoría de la que partió o el planteamiento de soluciones a problemas tanto de corte teórico o práctico; y en tanto que no, podría impulsar su reformulación para hacerla veraz, o abandonarla y replantearla.

Pues si se comprueba la hipótesis planteada para los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, en el semestre 2021-I; entonces se puede deducir que se cumplirá igualmente para cada estudiante de Ingeniería de Sistemas de esta universidad, en dicho eje curricular.

Complementando al método anterior, se utilizaron los siguientes métodos:

Método estadístico o análisis de datos cuantitativos, ya que en la presente investigación se generarán datos que tendrán que ser analizados mediante la estadística descriptiva e inferencial. Este método, según Hernández (2014) comprende los siguientes pasos:

1. Seleccionar un software apropiado para analizar los datos.
2. Ejecutar el programa: SPSS, Minitab, STATS, SAS u otro equivalente.
3. Explorar los datos: Analizar descriptivamente los datos por variable y Visualizar los datos por variable.
4. Evaluar la confiabilidad y validez logradas por el o los instrumentos de medición.
5. Analizar mediante pruebas estadísticas las hipótesis planteadas (análisis estadístico inferencial).
6. Realizar análisis adicionales.
7. Preparar los resultados para presentarlos (tablas, gráficas, figuras, cuadros, etcétera).

El método estadístico se aplicó a la presente investigación, en la elección del uso del software SPSS Statistics v.26, al evaluar la confiabilidad y validez de los instrumentos de recolección de datos, luego en aplicar la prueba de normalidad y de homogeneidad de los datos. De igual manera, se aplicó la estadística descriptiva, para presentar los resultados en gráficos y para contrastar la hipótesis general, se aplicó la prueba no paramétrica de Spearman, presentando los resultados en tablas.

Método de recolección de datos cuantitativos, que consiste en recolectar los datos pertinentes sobre los atributos, conceptos o variables de las unidades de muestreo/ análisis o casos (participantes, grupos, fenómenos, procesos, organizaciones, etcétera). Recolectar los datos implica elaborar un plan detallado de procedimientos que nos conduzcan a reunir datos con un propósito específico. Hernández (2014)

En la presente investigación, se utilizó la recolección de datos cuantitativos a través de la aplicación del Test de Inteligencia Lógico-Matemática, el cual fue validado por juicio de expertos y su confiabilidad se determinó a través de la prueba denominada Kuder-Richardson KR-20.

Método Analítico - Sintético, que consiste en la descomposición de un todo en sus partes, con el fin de observar las relaciones, similitudes, diferencias, causas, naturaleza y efectos; y el método sintético es un proceso de razonamiento que tiende a construir un todo, a partir de los elementos distinguidos por el análisis manifestado en las conclusiones del estudio. Valderrama (2015)

Este método, en la presente investigación, se aplicó al realizar la operacionalización de variables, pues es allí donde se descompone el objeto de estudio en variables, dimensiones e indicadores, lo que permitió recoger y analizar los datos, para luego obtener resultados y en base a ello las conclusiones de la investigación.

8. Tipo de investigación

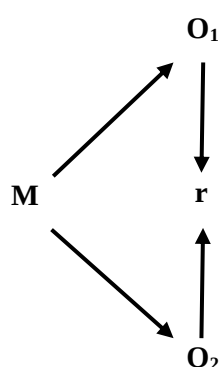
Dado que la finalidad de la investigación es solucionar un problema planteado en base a aspectos educativos y psicológicos, el tipo de investigación es Básica; pues, este tipo de investigación tiene como objetivo aplicar los resultados de la investigación en la mejora e impulso de la inteligencia lógica-matemática de los estudiantes de la muestra. Además, de acuerdo al análisis y resultados que se persiguieron, el tipo de investigación es Descriptivo y Correlacional.

La investigación descriptiva busca especificar las propiedades, las características y los perfiles de personas, grupos, comunidades, procesos, objetos o cualquier otro fenómeno sometidos a un análisis; pretendiendo medir o recoger información de manera independiente o conjunta sobre los conceptos o las variables a las que se refieren y la investigación correlacional tiene como propósito evaluar la relación que existe entre dos o más conceptos, categorías o variables en una muestra o contexto en particular (Hernández, 2014).

Para este estudio, la investigación descriptiva tomo un papel importante dado que algunos objetivos específicos son determinar y describir las características de un grupo de estudiantes con respecto a las variables de estudio Inteligencia Lógico-Matemática y Rendimiento Académico. Así también, la investigación correlacional permitió establecer el nivel de influencia que la Inteligencia Lógico-Matemática ejerce sobre el Rendimiento Académico.

9. Diseño de la investigación

El diseño de investigación es No experimental de corte transversal porque se trata de estudios en los que no hacemos variar en forma intencional las variables independientes para ver su efecto sobre otras variables, solamente se observan fenómenos tal como se dan en su contexto natural, para analizarlos y además el propósito que persiguen es describir las variables y analizar su incidencia e interrelación en un momento dado (Hernández, 2014); y de tipo descriptivo-correlacional, dado que el objetivo es determinar la incidencia de los niveles de cada variable y el grado de relación entre ella; para nuestro estudio nos referimos a la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico.



Donde:

M : Muestra

O₁ : Observaciones de la variable 1: Inteligencia lógico-matemático

O₂ : Observaciones de la variable 2: Rendimiento Académico

r : Coeficiente de correlación de Spearman entre variables 1 y 2

10. Técnicas e instrumentos de recopilación de información

Las técnicas de recopilación de información que se utilizaron para la recolección de datos son:

- El análisis documental, que permitió obtener la información del Rendimiento Académico que cada estudiante de la muestra obtuvo en cada asignatura correspondiente.
- La psicometría, que permitió medir con un test, las habilidades de Inteligencia Lógico-Matemática.

Los instrumentos que se utilizaran para la recolección de información académica son:

- Actas de evaluación del Rendimiento Académico de las asignaturas del eje curricular de Algoritmos y Programación, obtenidos del Sistema de Informático Académico (SIA) de la Universidad Nacional de Cajamarca.
- Test de inteligencia lógico matemática (TILM), instrumento que consta de 32 ítems y tiene por finalidad determinar el cumplimiento de los indicadores para poder medir el nivel de inteligencia lógico matemática de los estudiantes.

11. Técnicas para el procesamiento y análisis de la información

El procesamiento de los datos se realizó mediante el programa estadístico SPSS Statistics v.26; determinándose inicialmente la distribución de frecuencias y la incidencia de participación (porcentajes), de los datos de los instrumentos de recopilación de información.

A los datos recogidos, se les aplico la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov, dado que la muestra es mayor a 50 elementos. Si cumple con las presuposiciones de normalidad de la distribución de datos, usaremos el estadístico paramétrico de Correlación de Pearson, para definir la relación entre variables; caso contrario haremos uso del estadístico no paramétrico de Correlación de Spearman.

12. Validez y confiabilidad

Determinar la validez de un test, “atañe a si éste produce un rango de respuestas que son representativas del dominio entero o universo de habilidades, entendimientos y otras conductas que supuestamente debe medir la prueba” (Lewis, 2003, p. 95). Alva (2017) muestra que el Test de Inteligencia Lógica Matemática supero el juicio de expertos y alcanzo coeficientes V de Aiken significativos, concluyendo que el instrumento presenta Validez de Contenido (Ver anexo 2).

Determinar la confiabilidad de un test, para Lewis (2003) es medir si el instrumento resulta lo suficientemente confiable como para medir lo que fue diseñado para medir. Las puntuaciones en una prueba varían con la ocasión o la situación, es probable que la prueba no sea lo suficientemente confiable como para ser usada en describir y evaluar a la gente y hacer predicciones sobre su conducta.

Alva (2017) mostro en su estudio y bajo su contexto, que el Test de Inteligencia Lógica Matemática presenta una alta confianza obtenida mediante la prueba denominada Kuder-Richardson KR-20, alcanzando un valor de 0.806.

Figura 18

Coeficiente de Kuder-Richardson para obtener la confiabilidad del test

$$KR_{(20)} = \frac{k}{k-1} \left[1 - \frac{\frac{\sum p \cdot q}{items}}{s^2} \right]$$

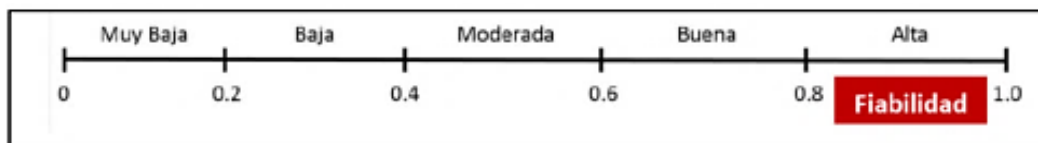
En donde:

KR: Coeficiente de Kuder-Richardson.

K: número de ítems.

$\sum p \cdot q$: Sumatoria de proporciones de aciertos por desaciertos.

S^2 : Varianza total del instrumento.



Nota. La figura muestra la formula, descripción de la misma e intervalos de confiabilidad para los resultados obtenidos, del coeficiente de Kuder-Richardson. Fuente: Adaptado del libro Tests psicológicos y evaluación (Lewis, 2003, p. 88).

Se sabe que el coeficiente tiene un valor que oscila entre 0 y 1. Si su valor está por debajo de 0.8, el instrumento que se está evaluando presenta variabilidad heterogénea en sus ítems y por lo tanto nos puede llevar a conclusiones equivocadas, se dice que el instrumento es inconsistente. Mientras que en los valores más altos comprendidos entre 0.8 y 1 se puede decir que el instrumento evaluado es confiable.

Siendo el instrumento un Test de Inteligencia Lógico-Matemática, con características dicotómicas; para el presente estudio se determinó el valor del índice KR-20, haciendo uso del programa estadístico IBM SPSS Statistics 26 y obteniéndose un valor de 0.89, con lo cual se demuestra que para nuestro contexto el instrumento tiene una alta confianza.

Tabla 1

Índice KR-20 del instrumento de recolección de datos

Instrumento	KR-20	Nro. de elementos
TILM	0.890	180

Nota. La tabla muestra el coeficiente KR-20 obtenido para determinar la confianza del Test de Inteligencia Lógico-Matemática.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

1. Matriz general de resultados

Los datos que conforman esta matriz se encuentran en los Anexos.

2. Análisis de la variable: Inteligencia Lógico-Matemática

Los resultados obtenidos de la variable Inteligencia Lógico-Matemática, se basan en la aplicación virtual del Test de Inteligencia Lógico-Matemática a 180 estudiantes del semestre 2021-I que cursan la asignatura de Fundamentos de Programación (Grupos: A, B y C), Estructura de Datos y Algoritmos II (Grupos: A, B y C) y Programación Aplicada II (Grupos: A 5to, A, B y C 7mo), todas ellas pertenecientes a la línea curricular de Algoritmos y Programación, en la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca.

El Test de Inteligencia Lógico-Matemática (Ver anexo 1), que se aplicó a los 180 estudiantes, consta de 32 ítems, que suman un total de 64 puntos, y divididos en las 4 dimensiones: Concepto de número (ítems 1 al 8 – 16 puntos), Secuencia y patrón (ítems 9 al 16 – 16 puntos), Noción de clasificación (ítems 17 al 24 – 16 puntos) y Distinción de símbolos (ítems 25 al 32 – 16 puntos). Estos rangos corresponden al baremo validado por los expertos, que establecen el conjunto de criterios para medir o evaluar la Inteligencia Lógico-Matemática.

El mencionado test fue elegido para su aplicación, debido a la situación que se vivía en ese entonces, motivado por la emergencia sanitaria y a su vez por la presencia de la COVID-19; así mismo, fue aplicado de manera virtual a los estudiantes, por medio de un Formulario Google, que se encuentra en el siguiente link https://docs.google.com/forms/d/1_pS8LzF_BoHhSChNvJpFCJrrYVn-rTmj9iqJgr3QBsY/edit; manteniendo el orden de los ítems del test, con respecto al orden de las dimensiones determinadas para esta variable. El detalle de la descripción del test se muestra en el apéndice 9.

Figura 19

Test de Inteligencia Lógico-Matemática en formato virtual



Test para medir el nivel de inteligencia Lógico-Matemática

El objetivo de este formulario es recoger información relevante para un estudio netamente de investigación. Tiene una duración de 25 minutos.

rsanchezc_epg19@unc.edu.pe [Cambiar de cuenta](#)

Tu correo se registrará cuando envíes este formulario

En una mesa hay 6 cajas, en la primera caja hay 5 panetones, en la segunda 8, en la tercera 11 y así sucesivamente. ¿Cuántos panetones hay en total?

- ☐ 80
- ☐ 85
- ☐ 75
- ☐ 65
- ☐ 20

Nota. La imagen muestra la pantalla inicial del formulario Google que contiene el Test de inteligencia Lógica Matemática para su aplicación virtual a los estudiantes de la muestra. Fuente: Test adaptado de la tesis de Alva (2017).

Los resultados obtenidos por cada estudiante fueron categorizados de acuerdo a una escala que contempla 5 categorías: Bajo, de 0 a 16 puntos; Medio Bajo, de 18 a 32 puntos; Regular, de 34 a 44 puntos; Aceptable, de 46 a 54 puntos y Alto, de 56 a 64 puntos.

La información recogida a través de este test, se procesó y se tabulo utilizando las herramientas del formulario Google y mejorando su presentación con Excel 2019. Los resultados obtenidos para esta variable se resumen en el apéndice 3.

Con la información obtenida se elaboró la siguiente distribución de frecuencias, organizando la información, de acuerdo al puntaje alcanzado por cada estudiante, dentro de una categoría que se corresponde a un intervalo de puntaje.

Tabla 2

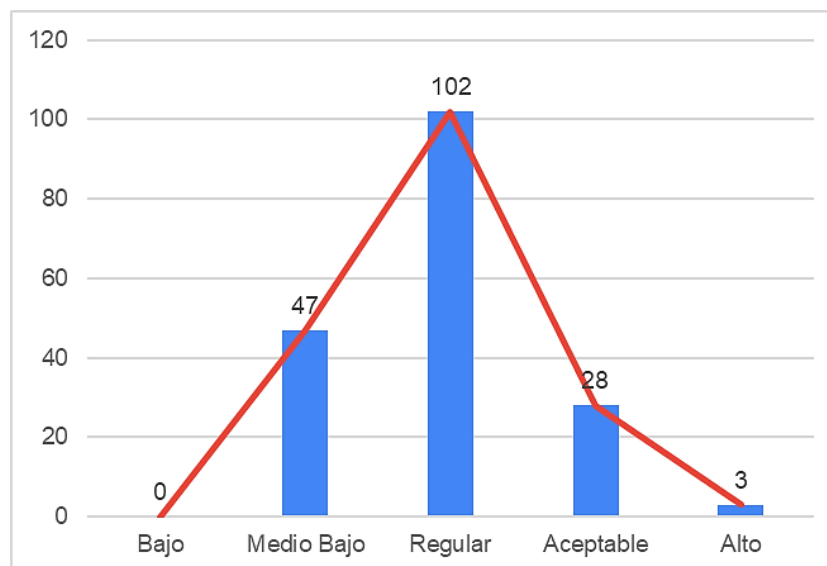
Distribución de frecuencias de puntajes de Inteligencia Lógico-Matemática

Intervalos de los niveles	Categoría	fi	fr	%	Fi
[0 - 16]	Bajo	0	0.000	0.00	0
[18 - 32]	Medio Bajo	47	0.260	26.10	47
[34 - 44]	Regular	102	0.567	56.67	149
[46 - 54]	Aceptable	28	0.156	15.56	177
[56 - 64]	Alto	3	0.017	1.67	180
Totales:		180	1.000	100.00	

Nota. La tabla muestra los datos recogidos después de aplicar el Test de inteligencia lógico matemática a los 180 estudiantes y su distribuidos en rangos que representan a una categoría.

Figura 20

Dispersión absolutas y relativas obtenidas en la Inteligencia Lógico-Matemática



Nota. La figura muestra el gráfico de barras de los datos recogidos después de aplicar el Test de inteligencia lógico matemática de Alva (2017) a los 180 estudiantes y su distribuidos en rangos que representan a una categoría.

Análisis y Discusión

De la distribución de frecuencias se obtiene el siguiente grafico estadístico que muestra la cantidad de estudiantes por cada categoría determinada, de lo cual resalta que 102 estudiantes se ubicaron en la categoría Regular, representando un 56.67% del total de estudiantes; 28 estudiantes se ubicaron en la categoría Aceptable, representando un 15.56% del total de estudiantes y 3 estudiantes se ubicaron en la categoría Alto, representando un 1.67% del total de estudiantes. Se puede apreciar que existe un total de 133 estudiantes que se ubican por encima de la categoría Medio Bajo, es decir alcanzaron un puntaje mayor o igual 34 puntos. El valor representativo de la Inteligencia Lógico-Matemática, de los estudiantes, queda establecida con el valor calculado de la media igual a 37.4.

En el grafico estadístico se muestra la distribución de frecuencias absolutas y la distribución de frecuencias relativas, en el cual podemos afirmar que los estudiantes de la línea de Algoritmos y Programación de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas, alcanzaron puntajes en las categorías de Medio Bajo, Regular, Aceptable y Alto; pero es en la categoría Regular donde se concentra la mayor cantidad de estudiantes.

De igual manera, del grafico podemos afirmar que ningún estudiante respondió menos de 16 ítems del presente test.

En el estudio de Alva (2017), se constató que 178 estudiantes están por encima de la categoría Medio Bajo (32 puntos), de lo que se concluyó que más del 98% de los 180 participantes, no tuvo dificultad para comprender y resolver el test.

Mientras que en el estudio de Ortega (2018), fueron 76 los estudiantes que estuvieron por encima de la categoría Medio Bajo, concluyendo que el 95% de los 80 participantes desarrollo el test sin mucho problema.

3. Análisis de la variable: Rendimiento Académico

Los resultados de la variable Rendimiento Académico se obtuvieron de los reportes finales de evaluación del semestre 2021-I, que se generan del Sistema Informático Académico (SIA), de la Universidad Nacional de Cajamarca, y que, en colaboración con los docentes

encargados de las asignaturas de la línea curricular de Algoritmos y Programación, se recogió sin ningún problema.

Los reportes finales de evaluación muestran, para la calificación de los estudiantes, una escala vigesimal que contempla notas entre 0 a 20.

Para el tratamiento de la información recogida se consideró agrupar los resultados teniendo en cuenta una escala que contempla 5 categorías: Muy Bajo, de 0 a menores de 10.5 puntos; Bajo, de 10.5 a menores de 13 puntos; Regular, de 13 a menores de 16 puntos; Alto, de 16 a menores de 18 puntos y Muy Alto, de 18 a 20 puntos.

La información recogida a través de las actas y los reportes de evaluación, se procesó y se tabuló utilizando Excel 2019. Los resultados obtenidos para esta variable se resumen en el apéndice 4. Con la información obtenida para la variable Rendimiento Académico, se elaboró la siguiente distribución de frecuencias, organizando la información, de acuerdo al puntaje alcanzado por cada estudiante y ubicándolo dentro de una categoría que se corresponde a un intervalo de puntaje.

Tabla 3

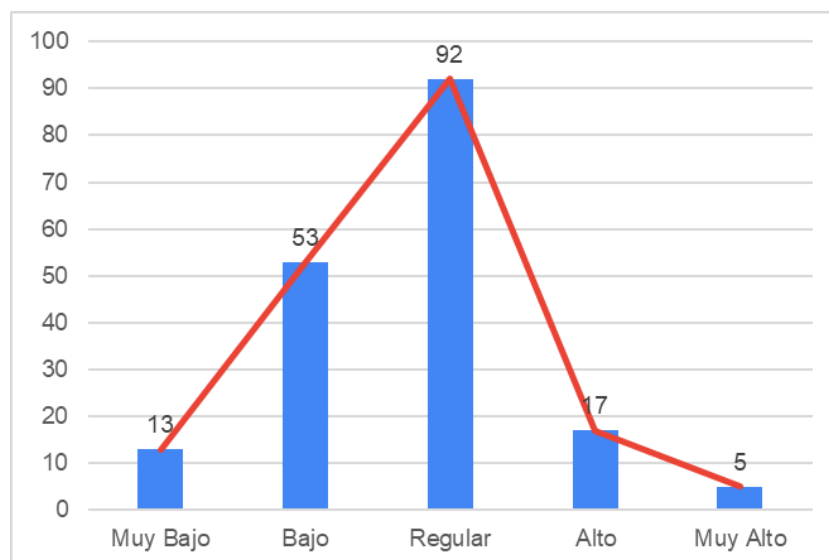
Distribución de frecuencias de notas del Rendimiento Académico

Intervalos de las Notas	Categoría	fi	fr	%	Fi
[0 – 10.5>	Muy Bajo	13	0.072	7.22	13
[10.5 – 13>	Bajo	53	0.294	29.44	66
[13 – 16>	Regular	92	0.511	51.11	158
[16 – 18>	Alto	17	0.094	9.44	175
[18 - 20]	Muy Alto	5	0.028	2.78	180
Totales:		180	1.000	100.00	

Nota. La tabla muestra los datos extraídos de las actas finales del semestre 2021-I de los 180 estudiantes y su distribuidos en rangos que representan a una categoría.

Figura 21

Dispersión absolutas y relativas obtenidas del Rendimiento Académico



Nota. La figura muestra el gráfico de barras de los datos recogidos de las actas finales del semestre 2021-I de los 180 estudiantes y su distribuidos en rangos que representan a una categoría.

Análisis y Discusión

De la distribución de frecuencias se obtiene el siguiente gráfico estadístico que muestra la cantidad de estudiantes por cada categoría determinada, resaltando que 92 estudiantes se encuentran en la categoría Regular, representando un 51.11% del total de estudiantes; 17 se encuentran en la categoría Alto, representando un 9.44% y solo 5 se encuentran en la categoría Muy Alto, representando un 2.78%. Se puede apreciar que existe un total de 114 estudiantes que se ubican por encima de la categoría Bajo, es decir que alcanzaron una nota mayor o igual a 13. El valor representativo del Rendimiento Académico, de los estudiantes, queda establecida con el valor calculado de la media igual a 13.2

En el gráfico estadístico se muestra la distribución de frecuencias absolutas y la distribución de frecuencias relativas, en el cual podemos afirmar que los estudiantes de la línea de Algoritmos y Programación de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas, alcanzaron puntajes en todas las categorías; pero es en la categoría Regular y Bajo donde se concentran la mayor cantidad de estudiantes.

En el estudio de Alva (2017), fueron 134 estudiantes que alcanzaron un Rendimiento Académico por encima de la categoría Bajo (12), de lo que se concluyó que más del 70% de los 180 participantes, tuvo un buen desenvolvimiento académico.

Mientras que en el estudio de Ortega (2018), se constató que 76 estudiantes estuvieron por encima de la categoría Bajo, concluyendo que el 94% de los 80 participantes tuvieron igualmente un buen desenvolvimiento académico.

4. Resultados por dimensiones de las variables de estudio

4.1. Variable: Inteligencia Lógico-Matemática

4.1.1. Dimensión: Concepto de número

Los resultados obtenidos para esta dimensión se resumen en el apéndice 5 y el siguiente gráfico estadístico describe el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática alcanzado por los estudiantes en esta dimensión.

Tabla 4

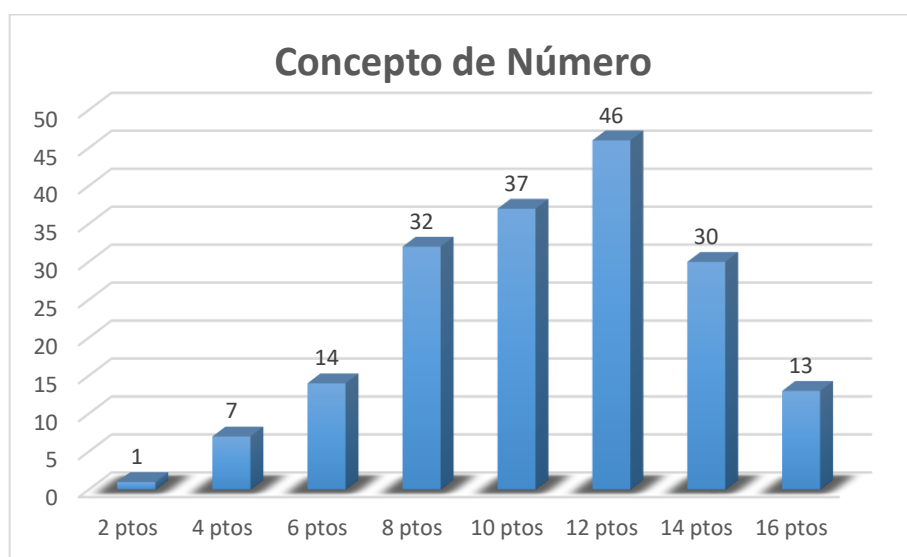
Distribución de frecuencias de los puntajes alcanzados en la dimensión Concepto de número

Puntajes	fi	fr	%	Fi
2	1	0.56	0.56	1
4	7	3.89	4.45	8
6	14	7.78	12.23	22
8	32	17.78	30.00	54
10	37	20.56	50.56	91
12	46	25.56	76.12	137
14	30	16.67	92.78	167
16	13	7.22	100.00	180
Totales:	180	1.00	100	

Nota. La tabla muestra en que cantidad y porcentaje, los estudiantes alcanzaron un determinado puntaje en la dimensión de Concepto de número.

Figura 22

Puntajes alcanzados en la dimensión Concepto número



Nota. La figura muestra en que cantidades, los estudiantes alcanzaron un determinado puntaje en la dimensión de Concepto de número.

Análisis y Discusión

Del grafico resaltaremos que 37 estudiantes alcanzaron 10 puntos, representando al 20.56% del total de estudiantes; 46 alcanzaron 12 puntos, representando al 25.56%; 30 alcanzaron 14 puntos, representando al 16.67% y 13 alcanzaron 16 puntos, representando al 7.22%.

Analizando esta información se puede afirmar, que de los 16 puntos considerados para esta dimensión; 126 estudiantes (70%) han alcanzado puntajes entre 10 y 16; por lo que 54 estudiantes (30%) han alcanzado puntajes entre 2 y 8. Se puede concluir que los estudiantes comprenden esta dimensión con una buena percepción de análisis al momento de responder o solucionar los ítems. En el estudio de Alva (2017) se constató de los 180 estudiantes, fueron 176 estudiantes los que obtuvieron puntajes entre 10 y 16, representando un 97.78% del total de participantes.

Además, como valor representativo del puntaje alcanzado en esta dimensión, por los 180 estudiantes, en este estudio se calculó una media igual a 10.67; la cual difieren un poco con la media alcanzada para esta dimensión en el estudio de Alva (2017), que fue igual a 12.97.

4.1.2. Dimensión: Secuencia y patrón

Los resultados obtenidos para esta dimensión se resumen en el apéndice 6 y el siguiente gráfico estadístico describe el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática alcanzado por los estudiantes en esta dimensión.

Tabla 5

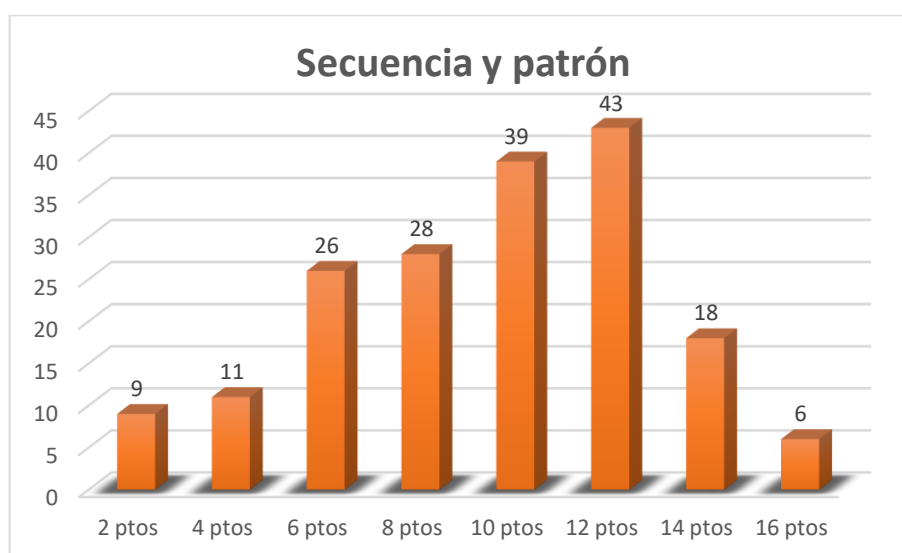
Distribución de frecuencias de los puntajes alcanzados en la dimensión Secuencia y patrón

Puntajes	fi	fr	%	Fi
2	9	5.00	5.00	9
4	11	6.11	11.11	20
6	26	14.44	25.56	46
8	28	15.56	41.11	74
10	39	21.67	62.78	113
12	43	23.89	86.67	156
14	18	10.00	96.67	174
16	6	3.33	100.00	180
Totales:	180	1.00	100	

Nota. La tabla muestra en que cantidad y porcentaje, los estudiantes alcanzaron un determinado puntaje en la dimensión Secuencia y patrón.

Figura 23

Puntajes alcanzados en la dimensión Secuencia y patrón



Nota. La figura muestra en que cantidades, los estudiantes alcanzaron un determinado puntaje en la dimensión Secuencia y patrón.

Análisis y Discusión

Del gráfico resaltaremos que 39 estudiantes alcanzaron 10 puntos, representando al 21.67% del total de estudiantes; 43 alcanzaron 12 puntos, representando al 23.89; 18 alcanzaron 14 puntos, representando al 10.00% y 6 alcanzaron 16 puntos, representando al 3.33%.

Analizando esta información se puede afirmar, que de los 16 puntos considerados para esta dimensión; 106 estudiantes (59%) han alcanzado puntajes entre 10 y 16; y 74 estudiantes (41%) han alcanzado puntajes entre 2 y 8. Se puede concluir que los estudiantes comprenden esta dimensión con una regular percepción de análisis al momento de responder o solucionar los ítems. En el estudio de Alva (2017) se constató de los 180 estudiantes, fueron 178 estudiantes los que obtuvieron puntajes entre 10 y 16, representando un 98.89% del total de participantes.

Además, como valor representativo del puntaje alcanzado en esta dimensión, por los 180 estudiantes, en este estudio se calculó una media igual a 9.42; la cual difieren regularmente con la media alcanzada para esta dimensión en el estudio de Alva (2017), que fue igual a 12.89.

4.1.3. Dimensión: Noción de clasificación

Los resultados obtenidos para esta dimensión se resumen en el apéndice 7 y el siguiente gráfico estadístico describe el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática alcanzado por los estudiantes en esta dimensión.

Tabla 6

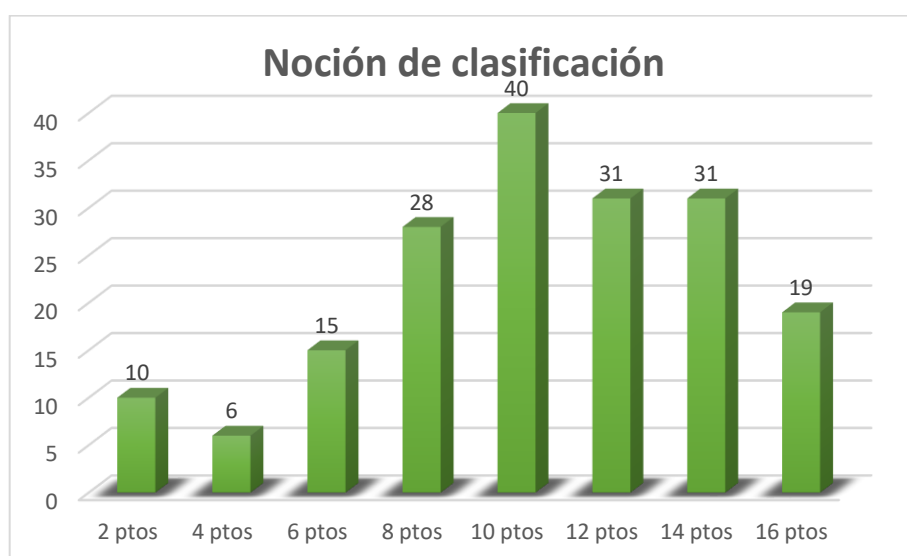
Distribución de frecuencias de los puntajes alcanzados en la dimensión Noción de clasificación

Puntajes	fi	fr	%	Fi
2	10	5.56	5.56	10
4	6	3.33	8.89	16
6	15	8.33	17.23	31
8	28	15.56	32.78	59
10	40	22.22	55.00	99
12	31	17.22	72.23	130
14	31	17.22	89.45	161
16	19	10.56	100.00	180
Totales:	180	1.00	100	

Nota. La tabla muestra en que cantidad y porcentaje, los estudiantes alcanzaron un determinado puntaje en la dimensión de Noción de clasificación.

Figura 24

Puntajes alcanzados en la dimensión Noción de clasificación



Nota. La figura muestra en que cantidades, los estudiantes alcanzaron un determinado puntaje en la dimensión de Noción de clasificación.

Análisis y Discusión

Del gráfico resaltaremos que 40 estudiantes alcanzaron 10 puntos, representando al 22.22% del total de estudiantes; 31 alcanzaron 12 puntos, representando al 17.22%; 31 alcanzaron 14 puntos, representando al 17.22% y 19 alcanzaron 16 puntos, representando al 10.56%.

Analizando esta información se puede afirmar, que de los 16 puntos considerados para esta dimensión; 121 estudiantes (67%) han alcanzado puntajes entre 10 y 16; y 59 estudiantes (33%) han alcanzado puntajes entre 2 y 8. Se puede concluir que los estudiantes comprenden esta dimensión con una buena percepción de análisis al momento de responder o solucionar los ítems. En el estudio de Alva (2017) se constató de los 180 estudiantes, fueron 174 estudiantes los que obtuvieron puntajes entre 10 y 16, representando un 96.67% del total de participantes.

Además, como valor representativo del puntaje alcanzado en esta dimensión, por los 180 estudiantes, en este estudio se calculó una media igual a 10.38; la cual difieren un poco con la media alcanzada para esta dimensión en el estudio de Alva (2017), que fue igual a 12.83.

4.1.4. Dimensión: Distinción de símbolos

Los resultados obtenidos para esta dimensión se resumen en el apéndice 8 y el siguiente gráfico estadístico describe el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática alcanzado por los estudiantes en esta dimensión.

Tabla 7

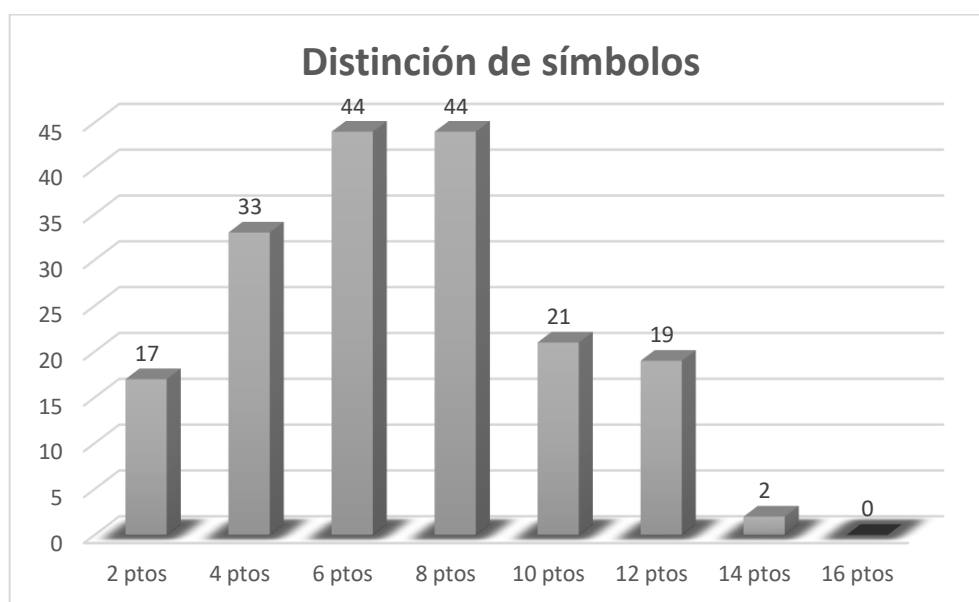
Distribución de frecuencias de los puntajes alcanzados en la dimensión Distinción de símbolo

Puntajes	fi	fr	%	Fi
2	17	9.44	9.44	17
4	33	18.33	27.77	50
6	44	24.44	52.22	94
8	44	24.44	76.66	138
10	21	11.67	88.33	159
12	19	10.56	98.88	178
14	2	1.11	100.00	180
16	0	0.00	100.00	180
Totales:	180	1.00	100	

Nota. La tabla muestra en que cantidad y porcentaje, los estudiantes alcanzaron un determinado puntaje en la dimensión de Distinción de símbolos.

Figura 25

Puntajes alcanzados en la dimensión Distinción de símbolos



Nota. La figura muestra en que cantidades, los estudiantes alcanzaron un determinado puntaje en la dimensión de Distinción de símbolos.

Análisis y Discusión

Del grafico resaltaremos que 21 estudiantes alcanzaron 10 puntos, representando al 11.67% del total de estudiantes; 19 alcanzaron 12 puntos, representando al 10.56%; 2 alcanzaron 14 puntos, representando al 1.11% y ninguno alcanzo 16 puntos.

Analizando esta información se puede afirmar, que de los 16 puntos considerados para esta dimensión; 42 estudiantes (23%) han alcanzado puntajes entre 10 y 14; y 138 estudiantes (77%) han alcanzado puntajes entre 2 y 8. Se puede concluir que los estudiantes comprenden esta dimensión con cierta dificultad de percepción de análisis al momento de responder o solucionar los ítems. En el estudio de Alva (2017) se constató de los 180 estudiantes, fueron 151 estudiantes los que obtuvieron puntajes entre 10 y 16, representando un 83.89% del total de participantes.

Además, como valor representativo del puntaje alcanzado en esta dimensión, por los 180 estudiantes, en este estudio se calculó una media igual a 6.93; la cual difieren considerablemente con la media alcanzada para esta dimensión en el estudio de Alva (2017), que fue igual a 12.63.

4.2. Variable: Rendimiento Académico

4.2.1. Dimensión: Rendimiento Académico

Los resultados registrados, de las actas de evaluación del Rendimiento Académico, para esta dimensión se resumen en el apéndice 4 y el siguiente gráfico estadístico describe el nivel de Rendimiento Académico alcanzado por los estudiantes para esta única dimensión.

Tabla 8

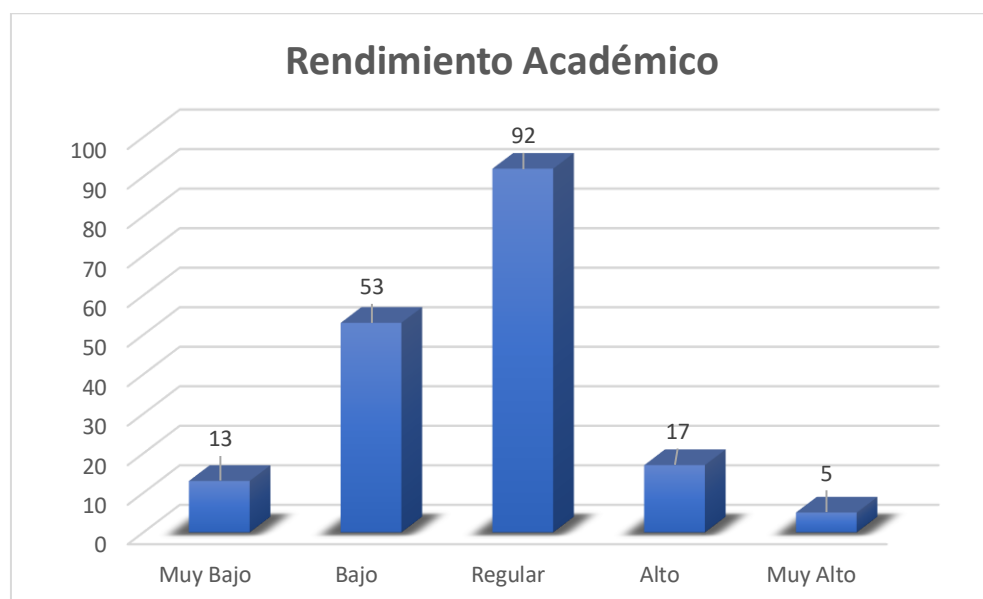
Distribución de frecuencias de las notas finales del Rendimiento Académico

Intervalos de las Notas	Categoría	fi	fr	%	Fi
[0 – 10.5>	Muy Bajo	13	0.072	7.22	13
[10.5 – 13>	Bajo	53	0.294	29.44	66
[13 – 16>	Regular	92	0.511	51.11	158
[16 – 18>	Alto	17	0.094	9.44	175
[18 - 20]	Muy Alto	5	0.028	2.78	180
Totales:		180	1.000	100.00	

Nota. La tabla muestra en que cantidad y porcentaje, los estudiantes alcanzaron un determinado nivel de Rendimiento Académico por medio de su evaluación en asignatura.

Figura 26

Porcentaje de puntos alcanzados en la dimensión de evaluación en asignatura



Nota. La figura muestra en que cantidades, los estudiantes alcanzaron un determinado nivel de Rendimiento Académico por medio de su evaluación en asignatura.

Análisis y Discusión

Del gráfico resaltamos que 92 estudiantes muestran un Rendimiento Académico regular, representando el 51% del total de estudiantes; 17 muestran un Rendimiento Académico alto, representando el 10% y 5 muestran un Rendimiento Académico muy alto, representando el 3%.

Analizando esta información se puede afirmar, 114 estudiantes (64%) se encuentran por encima de un Rendimiento Académico regular y 66 estudiantes (36%) se ubican por debajo del Rendimiento Académico regular; concluyendo que la mayoría de estudiantes tienen un buen desempeño en la línea curricular de programación y algoritmos.

En el estudio de Alva (2017), fueron 134 estudiantes que alcanzaron un Rendimiento Académico por encima de la categoría Bajo (12), de lo que se concluyó que más del 70% de los 180 participantes, tuvo un buen desenvolvimiento académico. Mientras que en el estudio de Ortega (2018), se constató que 76 estudiantes estuvieron por encima de la categoría Bajo, concluyendo que el 94% de los 80 participantes tuvieron igualmente un buen desenvolvimiento académico.

5. Prueba de hipótesis

De acuerdo a Hernández (2014), “en el proceso cuantitativo las hipótesis se someten a prueba o escrutinio empírico para determinar si son apoyadas o refutadas, de acuerdo con lo que el investigador observa” (p. 117). Siendo el diseño de tipo descriptivo correlacional se aplicó el estadístico no paramétrico correlación de Spearman, haciendo uso del software SPSS v. 26.

5.1. Planteamiento de la hipótesis nula (H_0) y la hipótesis alternativa (H_1)

5.1.1. Hipótesis general

H_0

No existe relación significativa entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

H₁

Existe relación significativa entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

5.1.2. Hipótesis específica 1

H₀

El nivel de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021, no se encuentra sobre el puntaje de 32.

H₁

El nivel de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021, se encuentra sobre el puntaje de 32.

5.1.3. Hipótesis específica 2

H₀

El nivel del Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021, no se encuentra sobre la nota 12.

H₁

El nivel del Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021, se encuentra sobre la nota 12.

5.1.4. Hipótesis específica 3

H₀

No existe relación significativa entre la dimensión Concepto de número de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

H₁

Existe relación significativa entre la dimensión Concepto de número de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

5.1.5. Hipótesis específica 4**H₀**

No existe relación significativa entre la dimensión Secuencia y patrón de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

H₁

Existe relación significativa entre la dimensión Secuencia y patrón de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

5.1.6. Hipótesis específica 5**H₀**

No existe relación significativa entre la dimensión Noción de clasificación de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

H₁

Existe relación significativa entre la dimensión Noción de clasificación de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

5.1.7. Hipótesis específica 6

H₀

No existe relación significativa entre la dimensión Distinción de símbolos de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

H₁

Existe relación significativa entre la dimensión Distinción de símbolos de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

5.2. Nivel de significancia

“El nivel de significancia o nivel de alfa (α), el cual es un nivel de la probabilidad de equivocarse y se fija antes de probar hipótesis inferenciales” (Sampieri, 2014, p. 302). En este estudio el nivel de significancia aplicado fue $\alpha = 0.05$, lo cual implica que tenemos un 95% de seguridad para generalizar sin equivocarse y solo 5% en contra.

5.3. Prueba de normalidad

Primeramente nos plantearemos las hipótesis siguientes:

H₀: Los datos siguen una distribución normal

H_a: Los datos no siguen una distribución normal

Aplicando la prueba de normalidad, a las variables: Inteligencia Lógico-Matemática y Rendimiento Académico, se obtuvo los siguientes resultados que se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 9*Prueba de normalidad*

Pruebas de normalidad						
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Logico_Matematica	,090	180	,001	,977	180	,004
Rendimiento_Academico	,124	180	,000	,975	180	,002

a. Corrección de significación de Lilliefors

Nota. La tabla muestra los resultados devueltos por SPSS para determinar la prueba de normalidad entre las variables Inteligencia Lógico-Matemática y Rendimiento Académico.

Como se puede ver la significancia para las variables Inteligencia Lógico-Matemática y Rendimiento Académico respectivamente son 0.001 y 0.000, menores a 0.05; lo que significa que se rechaza la hipótesis H_0 : Los datos tienen una distribución normal, y aceptamos la hipótesis H_a : Los datos no tienen una distribución normal; por lo tanto se aplica estadística no paramétrica.

Teniendo en cuenta los resultados de la prueba de normalidad se consideró utilizar el Coeficiente de Correlación de Spearman; que es una prueba estadística No Paramétrica, formalmente se le conoce como Coeficiente de correlación de rangos de Spearman (r_s), es una medida de la relación lineal entre dos variables para las cuales se cuenta con datos de intervalo o de razón.

Hernández-Sampieri y Mendoza (2018) interpreta los valores obtenidos, donde los valores cercanos a +1.0, indican que existe una fuerte asociación entre las variables, o sea que a medida que aumenta un rango la otra también aumenta; los valores cercanos a -1.0 señalan que hay una fuerte asociación negativa entre las variables, es decir que, al aumentar un rango de una, la otra decrece. Cuando el valor es 0.0, no hay correlación.

Tabla 10

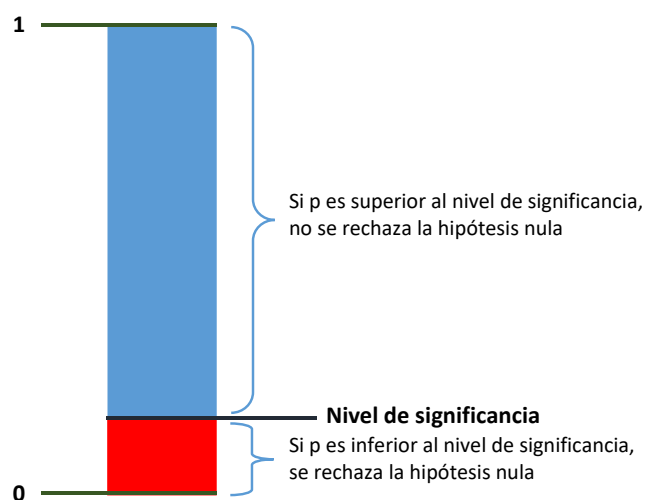
Grado de relación según coeficiente de correlación

Valor	Relación
-1.00	Correlación negativa perfecta
-0.90	Correlación negativa muy fuerte
-0.75	Correlación negativa considerable
-0.50	Correlación negativa media
-0.25	Correlación negativa débil
-0.10	Correlación negativa muy débil
0.00	No existe correlación
0.10	Correlación positiva muy débil
0.25	Correlación positiva débil
0.50	Correlación positiva media
0.75	Correlación positiva considerable
0.90	Correlación positiva muy fuerte
1.00	Correlación positiva perfecta

Nota. La tabla muestra los rangos y descripción para determinar el coeficiente de correlación. Fuente: Hernández-Sampieri y Mendoza (2018).

5.4. Regla de decisión para la hipótesis

La regla teórica para la toma de decisión indica que si la significación asintótica es mayor al nivel de significancia ($p > \alpha$), la hipótesis nula H_0 se acepta y se rechaza la hipótesis alternativa H_1 ; y si la significación asintótica es menor al nivel de significancia ($p < \alpha$), se acepta la hipótesis H_1 alternativa y se rechaza la nula H_0 .

Figura 27*Representación de la regla de decisión*

Nota. Representación del rechazo o no rechazo de la hipótesis nula en función de p

En la práctica, la regla de decisión nos dice que se ha de rechazar la hipótesis nula en favor de la hipótesis alternativa cuando el valor del estadístico de contraste caiga dentro de la región de rechazo. En caso contrario, no se rechazará la hipótesis nula y se considerará cierta.

5.4.1. Resultado de la correlación general de las variables de este estudio

Tabla 11

Correlación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico

			Logico_Matemática	Rendimiento_Académico
Rho de Spearman	Logico_Matemática	Coefficiente de correlación	1,000	,275**
		Sig. (bilateral)	.	,000
		N	180	180
	Rendimiento_Académico	Coefficiente de correlación	,275**	1,000
		Sig. (bilateral)	,000	.
		N	180	180

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Nota. La tabla muestra el coeficiente de correlación de Spearman entre las variables de estudio. Fuente: SPSS Statistics v.26.

Análisis y Discusión

Como se constata en la tabla 7, el valor de significancia obtenido es de 0.00, el cual, al ser menor a 0.05 e incluso a 0.01, se acepta la hipótesis de investigación, es decir, la Inteligencia Lógico-Matemática sí tiene relación significativa con el Rendimiento Académico de los estudiantes que cursaron las asignaturas de la línea curricular de Algoritmos y Programación (Fundamentos de programación, Algoritmos y estructura de datos II y Programación Aplicada II) en el semestre 2021-I. Sin embargo, el coeficiente de correlación de Rho de Spearman alcanzado fue de 0.275, lo cual, según Hernández-Sampieri y Mendoza (2018) se trata de una correlación positiva débil, en tal sentido, se acepta la hipótesis de investigación. Asimismo, se interpreta que mientras el estudiante tenga un buen nivel de Inteligencia Lógico-Matemática mayor será su Rendimiento Académico en las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación.

Paulino (2019), con un coeficiente de correlación de Spearman $r = 0.637$ demuestra que existe una correlación positiva moderada entre dichas variables, para 160 estudiantes. Los siguientes estudios que mencionaremos en este análisis, presentan un coeficiente de correlación diferente al utilizado en el presente estudio, pero muestran la existencia de una relación entre las dos variables que se está analizando y que es el objetivo que se persigue.

Así pues, los estudios de Alva (2017), quien alcanza un coeficiente de correlación de Pearson de $r = 0.86$ demostrando que la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de 180 estudiantes tienen un alto nivel de relación; y Ortega (2018), quien muestra en su trabajo, donde participaron 80 estudiantes, resultados de una correlación muy fuerte entre las dos variables, pues el cálculo del coeficiente de correlación de Pearson fue $r = 0.73$.

Por tanto **SE ACEPTA** la hipótesis H_1 : Existe relación significativa entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

5.4.2. Prueba de Wilcoxon para la hipótesis específica 1

Conociendo que los datos de la variable Inteligencia Lógico-Matemática, no siguen una distribución normal, aplicamos la prueba estadística no paramétrica de Wilcoxon a los puntajes obtenidos en la aplicación del test de Inteligencia Lógico-Matemática; para lo cual se consideró las siguientes hipótesis:

H_0 : El puntaje de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes no supera los 32 puntos.

H_a : El puntaje de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes supera los 32 puntos.

Tabla 12

Contrastes de hipótesis específica 1 con prueba de Wilcoxon

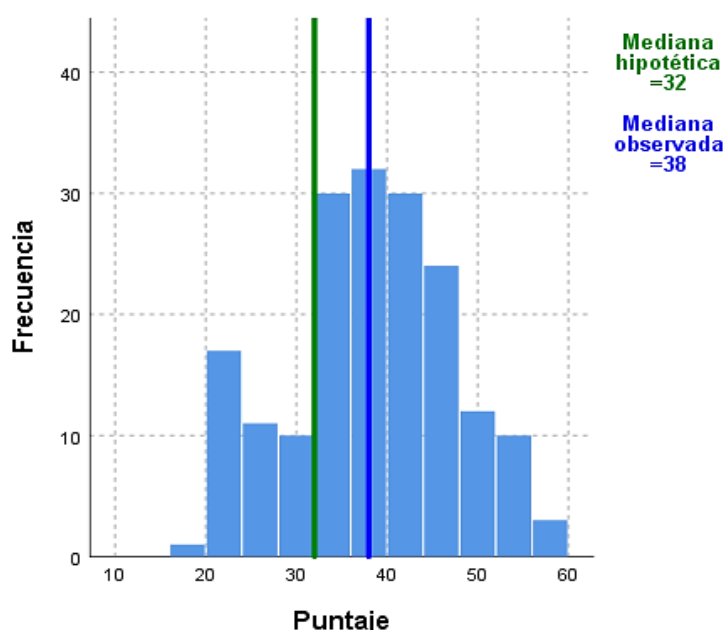
	Hipótesis nula	Prueba	Sig.	Decisión
1	La mediana de Puntaje es igual a 32.	Prueba de rangos con signo de Wilcoxon para una muestra	,000	Rechace la hipótesis nula.

Se muestran significaciones asintóticas. El nivel de significación es de .050.

Nota. La tabla muestra la decisión de la prueba de Wilcoxon para contrastar la hipótesis específica 1.

Figura 28

Prueba de Wilcoxon para la Inteligencia Lógico-Matemática



Nota. La figura muestra la gráfica para contrastar la mediana hipotética con la mediana observada de la Inteligencia Lógico-Matemática. Fuente: SPSS Statistics v.26.

Análisis y Discusión

De acuerdo a los resultados obtenidos, al nivel de significancia del 5% se rechaza la hipótesis nula; es decir, que el puntaje de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes supera los 32 puntos.

Por tanto **SE ACEPTA** la hipótesis H_1 : El nivel de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021, se encuentra sobre el puntaje de 32.

5.4.3. Prueba de Wilcoxon para la hipótesis específica 2

Conociendo que los datos de la variable Rendimiento Académico, no siguen una distribución normal, igualmente aplicamos la prueba estadística no paramétrica de Wilcoxon a las notas de los estudiantes; para lo cual se consideró las siguientes hipótesis:

H_0 : La nota de Rendimiento Académico de los estudiantes no supera el 12.

H_a : La nota de Rendimiento Académico de los estudiantes supera el 12.

Tabla 13

Contrastes de hipótesis específica 2 con prueba de Wilcoxon

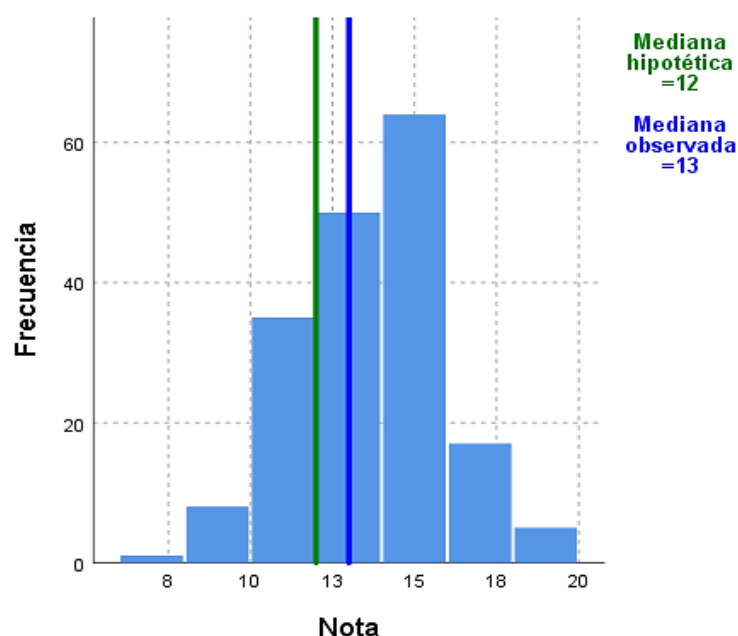
	Hipótesis nula	Prueba	Sig.	Decisión
1	La mediana de Nota es igual a 12.	Prueba de rangos con signo de Wilcoxon para una muestra	,000	Rechace la hipótesis nula.

Se muestran significaciones asintóticas. El nivel de significación es de .050.

Nota. La tabla muestra la decisión de la prueba de Wilcoxon para contrastar la hipótesis específica 2.

Figura 29

Prueba de Wilcoxon para el Rendimiento Académico



Nota. La figura muestra la gráfica para contrastar la mediana hipotética con la mediana observada del Rendimiento Académico. Fuente: SPSS Statistics v.26.

Análisis y Discusión

De acuerdo a los resultados obtenidos, al nivel de significancia del 5% se rechaza la hipótesis nula; es decir, que la nota de Rendimiento Académico de los estudiantes supera el 12.

Por tanto **SE ACEPTA** la hipótesis H₁: El nivel del Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021, se encuentra sobre la nota 12.

5.4.4. Coeficiente de correlación de Spearman para la hipótesis específica 3

Tabla 14

Correlación entre Concepto de número y el Rendimiento Académico

			Concepto_Número	Rendimiento_Academico
Rho de Spearman	Concepto_Número	Coeficiente de correlación	1,000	,151 [*]
		Sig. (bilateral)	.	,044
		N	180	180
	Rendimiento_Academico	Coeficiente de correlación	,151 [*]	1,000
		Sig. (bilateral)	,044	.
		N	180	180

*. La correlación es significativa en el nivel 0,05 (bilateral).

Nota. La tabla muestra el valor del coeficiente de correlación entre la dimensión Concepto de número y Rendimiento Académico. Fuente: SPSS Statistics v.26.

Análisis y Discusión

Como se aprecia en la tabla 10, el valor de significancia obtenido es de 0.044, el cual, al ser menor a 0.05, se acepta la hipótesis de investigación, es decir, la dimensión Concepto de número de la Inteligencia Lógico-Matemática sí tiene relación con el Rendimiento Académico de los estudiantes que cursaron las asignaturas de la línea curricular de Algoritmos y Programación (Fundamentos de programación, Algoritmos y estructura de datos II y Programación Aplicada II) en el semestre 2021-I. Sin embargo, el coeficiente de correlación de Rho de Spearman alcanzado fue de 0.151, lo cual, según Hernández-Sampieri y Mendoza (2018) se trata de una correlación positiva

muy débil, en tal sentido, se acepta la hipótesis de investigación. Asimismo, se interpreta que mientras el estudiante tenga un buen nivel en la dimensión Concepto de número de la Inteligencia Lógico-Matemática, mayor será su Rendimiento Académico en las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación.

Por tanto **SE ACEPTA** la hipótesis H_1 : Existe relación significativa entre la dimensión Concepto de número de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

Estos resultados no se pueden comparar con los antecedentes ya que no se cuenta con información en esta dimensión.

5.4.5. Coeficiente de correlación de Spearman para la hipótesis específica 4

Tabla 15

Correlación entre Secuencia y patrón y el Rendimiento Académico

		Secuencia_P atron	Rendimiento _Academico
Rho de Spearman	Secuencia_Patron	Coeficiente de correlación	1,000
		Sig. (bilateral)	,045
		N	180
	Rendimiento_Academico	Coeficiente de correlación	,149*
		Sig. (bilateral)	1,000
		N	180

Nota. La tabla muestra el valor del coeficiente de correlación entre la dimensión Secuencia patrón y Rendimiento Académico. Fuente: SPSS Statistics v.26.

Análisis y Discusión

Como se aprecia en la tabla 11, el valor de significancia obtenido es de 0.045, el cual, al ser menor a 0.05, se acepta la hipótesis de investigación, es decir, la dimensión Secuencia y patrón de la Inteligencia Lógico-Matemática sí tiene relación con el Rendimiento Académico de los estudiantes que cursaron las asignaturas de la línea curricular de Algoritmos y Programación (Fundamentos de programación, Algoritmos y estructura de datos II y Programación Aplicada II) en el semestre 2021-I. Sin

embargo, el coeficiente de correlación de Rho de Spearman alcanzado fue de 0.149, lo cual, según Hernández-Sampieri y Mendoza (2018) se trata de una correlación positiva muy débil, en tal sentido, se acepta la hipótesis de investigación. Asimismo, se interpreta que mientras el estudiante tenga un buen nivel en la dimensión Secuencia y patrón de la Inteligencia Lógico-Matemática, mayor será su Rendimiento Académico en las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación.

Por tanto **SE ACEPTA** la hipótesis H₁: Existe relación significativa entre la dimensión Secuencia y patrón de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

Estos resultados no se pueden comparar con los antecedentes ya que no se cuenta con información en esta dimensión.

5.4.6. Coeficiente de correlación de Spearman para la hipótesis específica 5

Tabla 16

Correlación entre Noción de clasificación y el Rendimiento Académico

			Noción_Clasi ficación	Rendimiento _Academico
Rho de Spearman	Noción_Clasicación	Coeficiente de correlación	1,000	,317**
		Sig. (bilateral)	.	,000
		N	180	180
	Rendimiento_Academico	Coeficiente de correlación	,317**	1,000
		Sig. (bilateral)	,000	.
		N	180	180

** La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

Nota. La tabla muestra el valor del coeficiente de correlación entre la dimensión Noción de clasificación y Rendimiento Académico. Fuente: SPSS Statistics v.26.

Análisis y Discusión

Como se aprecia en la tabla 12, el valor de significancia obtenido es de 0.000, el cual, al ser menor a 0.05 e incluso a 0.01, se acepta la hipótesis de investigación, es decir, la dimensión Noción de clasificación de la Inteligencia Lógico-Matemática sí tiene

relación significativa con el Rendimiento Académico de los estudiantes que cursaron las asignaturas de la línea curricular de Algoritmos y Programación (Fundamentos de programación, Algoritmos y estructura de datos II y Programación Aplicada II) en el semestre 2021-I. Sin embargo, el coeficiente de correlación de Rho de Spearman alcanzado fue de 0.317, lo cual, según Hernández-Sampieri y Mendoza (2018) se trata de una correlación positiva débil, en tal sentido, se acepta la hipótesis de investigación. Asimismo, se interpreta que mientras el estudiante tenga un buen nivel en la dimensión Noción de clasificación de la Inteligencia Lógico-Matemática, mayor será su Rendimiento Académico en las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación.

Por tanto **SE ACEPTA** la hipótesis H_1 : Existe relación significativa entre la dimensión Noción de clasificación de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

Estos resultados no se pueden comparar con los antecedentes ya que no se cuenta con información en esta dimensión.

5.4.7. Coeficiente de correlación de Spearman para la hipótesis específica 6

Tabla 17

Correlación entre Distinción de símbolos y el Rendimiento Académico

			Distinción_Símbolos	Rendimiento_Academico
Rho de Spearman	Distinción_Símbolos	Coeficiente de correlación	1,000	,149*
		Sig. (bilateral)	.	,045
		N	180	180
	Rendimiento_Academico	Coeficiente de correlación	,149*	1,000
		Sig. (bilateral)	,045	.
		N	180	180

*. La correlación es significativa en el nivel 0,05 (bilateral).

Nota. La tabla muestra el valor del coeficiente de correlación entre la dimensión Distinción de símbolos y Rendimiento Académico. Fuente: SPSS Statistics v.26.

Análisis y Discusión

Como se aprecia en la tabla 13, el valor de significancia obtenido es de 0.045, el cual, al ser menor a 0.05, se acepta la hipótesis de investigación, es decir, la dimensión Noción de clasificación de la Inteligencia Lógico-Matemática sí tiene relación con el Rendimiento Académico de los estudiantes que cursaron las asignaturas de la línea curricular de Algoritmos y Programación (Fundamentos de programación, Algoritmos y estructura de datos II y Programación Aplicada II) en el semestre 2021-I. Sin embargo, el coeficiente de correlación de Rho de Spearman alcanzado fue de 0.149, lo cual, según Hernández-Sampieri y Mendoza (2018) se trata de una correlación positiva muy débil, en tal sentido, se acepta la hipótesis de investigación. Asimismo, se interpreta que mientras el estudiante tenga un buen nivel en la dimensión Distinción e símbolos de la Inteligencia Lógico-Matemática, mayor será su Rendimiento Académico en las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación.

Por tanto **SE ACEPTA** la hipótesis H_1 : Existe relación significativa entre la dimensión Distinción de símbolos de la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico, de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.

Estos resultados no se pueden comparar con los antecedentes ya que no se cuenta con información en esta dimensión.

CAPÍTULO V

PROPUESTA DE MEJORA

1. Nombre de la propuesta

Taller para fortalecer la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes de la escuela académico profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca.

2. Fundamentación

Dentro del ámbito del desempeño laboral de un egresado de la EAPIS de la UNC, de acuerdo a la Asociación para la Maquinaria de Computación (ACM) y la Asociación de Sistemas de Información (AIS), se encuentra el Desarrollo de Aplicaciones (escritorio, web o móvil). Para diseñar estas aplicaciones, primero se deben modelar mentalmente para luego implementarlas por medio de una interfaz de desarrollo y un lenguaje de programación; y no todos los ingenieros de sistemas tendrán la misma forma de pensar, y utilizarán diferentes criterios, pero todos buscarán y llegarán a un mismo fin (Piedra, 2012 citado en Curricula EAPIS 2018).

Todo egresado de la UNC debe ser capaz de aplicar el razonamiento lógico-matemático de manera eficaz y eficiente para la solución de problemas del contexto; y específicamente todo egresado de la EAPIS será capaz de construir aplicaciones informáticas para diversas plataformas, teniendo en cuenta los algoritmos y lenguajes de programación, para solucionar problemas existentes en distintas áreas del conocimiento y del negocio. Siendo esto posible gracias al eje curricular denominado Algoritmos y Programación (Básico, Intermedio y Avanzado). Al cumplirse todo lo anteriormente mencionado, se alcanzará el objetivo educacional de que el profesional en Ingeniería de Sistemas será capaz de analizar, diseñar e implementar soluciones de sistemas de información con estándares de calidad, mejorando la gestión de procesos de negocio y su alineación con la estrategia de la organización.

La Inteligencia Lógico-Matemática se refiere a la capacidad de razonar, resolver problemas y comprender conceptos matemáticos y lógicos. En el contexto de la ingeniería de sistemas, esta competencia es fundamental, ya que permite a los estudiantes abordar problemas complejos de manera estructurada y analítica. Su importancia radica en la resolución de problemas, ayudando a descomponer problemas complejos en partes

más manejables; en el pensamiento crítico, esencial para la evaluación de diferentes enfoques y la toma de decisiones informadas; y el modelado y la simulación, para construir modelos matemáticos y realizar simulaciones, habilidades que se desarrollan a través de la práctica en lógica y matemáticas.

Teoría del constructivismo

Teóricamente, esta propuesta se fundamenta en el comportamiento constructivo de los estudiantes acerca de su aprendizaje y se basa en la teoría constructivista del aprendizaje, ya que asume que el conocimiento no es simplemente algo que se adquiere o recibe, sino una construcción del sujeto y no una copia de la realidad.

La teoría constructivista, particularmente asociada a Piaget quien sostiene que los individuos construyen su conocimiento a través de la interacción con su entorno físico y social; a Vygotsky quien sustenta que el aprendizaje ocurre a través de la interacción con otros más competentes, quienes proporcionan apoyo y guía en la zona de desarrollo próximo y a Bruner quien afirma que el estudiante debe ser el propio constructor de su conocimiento teniendo como guía al docente, y propone técnicas que deben ser puestas en práctica a diario en el aula de clases y así mejorar los conocimientos de matemáticas en los jóvenes.

En conclusión esta teoría alberga la idea de que el aprendizaje es un proceso activo, en el que los estudiantes construyen su propio conocimiento a partir de experiencias previas, interactuando con el entorno y participando en actividades significativas. Aplicar la teoría constructivista en un taller de Inteligencia Lógico-Matemática implica diseñar actividades que inviten a los estudiantes a participar activamente en su proceso de aprendizaje, promoviendo la exploración, el razonamiento, la reflexión y el trabajo colaborativo. De esta manera, los estudiantes no solo memorizarán conceptos, sino que los comprenderán profundamente y podrán aplicarlos en diversos contextos.

Teoría de la cognición distribuida

La propuesta se fundamenta en las interacciones del estudiante con sus compañeros, dentro de su contexto académico, con la firme intención de lograr adquirir nuevo conocimiento, técnicas y herramientas para su aprendizaje; y se basa en la teoría de la

cognición distribuida ya que asume que el conocimiento no solo se construye, sino que se puede aprender del exterior.

La teoría de la cognición distribuida, propone que el conocimiento no se encuentra únicamente en la mente de un individuo, sino que está distribuido a través de las interacciones entre personas, herramientas, artefactos y el entorno. En lugar de entender la cognición como un proceso aislado dentro de la mente de un individuo, esta teoría ve el aprendizaje como un proceso colectivo y situado, donde los individuos aprovechan recursos externos para resolver problemas complejos.

Aplicar la teoría de la cognición distribuida en un taller de Inteligencia Lógico-Matemática puede ser muy efectivo, ya que permite que los estudiantes no solo se apoyen en su propio razonamiento, sino que también utilicen herramientas, colaboren con otros y utilicen recursos del entorno para enriquecer su aprendizaje y resolver problemas complejos de manera más efectiva; además, de que transforma el aprendizaje en un proceso activo y colaborativo, que va más allá del individuo y abarca una red de interacciones y recursos compartidos.

3. Objetivos

3.1. General

Fortalecer la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes de la escuela académico profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, para mejorar la comprensión de los temas desarrollados en la línea curricular de algoritmos y estructuras de programación.

3.2. Específicos

1. Desarrollar habilidades lógico-matemáticas esenciales para la ingeniería de sistemas.
2. Promover el trabajo colaborativo y el uso de herramientas tecnológicas en el proceso de aprendizaje.
3. Fomentar la reflexión crítica sobre las estrategias utilizadas para resolver problemas matemáticos.
4. Mejorar la comprensión de conceptos fundamentales como álgebra, geometría, lógica, teoría de números, combinatoria y cálculo.

4. Responsables

La responsabilidad de esta propuesta recaería en la Dirección de la Escuela de Ingeniería de Sistemas y su Comisión Académica, quienes determinarán al profesional acreditado que lleve a cabo dicha tarea y además, monitorear el desenvolvimiento de los estudiantes que asistan a este taller, y el desempeño que obtengan en las asignaturas de la línea curricular algoritmos y programación.

5. Duración

Total de sesiones: 16 (2 horas cada una)

Número de semanas: 8 (2 sesiones por semana)

Duración: 2 meses

6. Logros esperados

Se espera que todo estudiante asistente a este taller, fortalezca las habilidades de su Inteligencia Lógico-Matemática en el desarrollo y buen desempeño de las asignaturas de la línea curricular de Algoritmos y Programación.

7. Beneficiarios

Todos los estudiantes de la Escuela de Ingeniería de Sistemas; e indirectamente la escuela misma, ya que brindara a la sociedad, egresados con mejores habilidades de análisis para resolver problemas de la realidad.

8. Cronograma de acciones

Primeramente se tendrán que realizar las coordinaciones necesarias y también considerar los recursos y el tiempo necesario para llevar a cabo el taller; además, de contar con el visto bueno del decanato de la Facultad de Ingeniería y la dirección de la Escuela de Ingeniería de Sistemas.

Tabla 18

Actividades del cronograma para mejorar la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes de sistemas.

Actividad	Tarea	Recurso	Semanas
Solicitud de autorización para dictar el taller para fortalecer la Inteligencia Lógico-Matemática	Elaborar la justificación del proyecto considerando la misión y visión de la EAPIS.	Plan de mejora, versión escrita y digital de la justificación.	1 sem.
	Presentar la propuesta.	Equipo de cómputo, cañón o pantalla.	
	Verificar, existencia de infraestructura.	Apoyo del personal de laboratorios de cómputo.	
Diseño y elaboración de material y recursos para el dictado del taller	Búsqueda, selección y elaboración del material para la mejora de la Inteligencia Lógico-Matemática, que se presentara en las sesiones de clase.	Acceso a internet, equipo de cómputo.	2 sem.
	Implementación de un portafolio para el estudiante, donde se compartirá el material durante y se recogerán las practicas propuestas solucionada.	Material didáctico, espacio para impartición de sesiones de clase.	
Implementación del dictado del taller	A lo largo de 2 meses y durante 2 sesiones a la semana, se realizara el dictado del taller para la mejora de la Inteligencia Lógico-Matemática; esto, haciendo uso del portafolio preparado.	Personal docente y auxiliar de laboratorio de cómputo. Software para el acceso a los contenidos del portafolio.	8 sem.
	Al inicio del taller se realizara un test de Inteligencia Lógico-Matemática, para recoger saberes previos y medir la capacidad de análisis.	Test de Inteligencia Lógico-Matemática (de entrada).	
Seguimiento y verificación de los resultados obtenidos durante el desarrollo del taller	Al finalizar, se valorará con un test de Inteligencia Lógico-Matemática la mejora, que cada estudiante presenta, en dicho aspecto; y los beneficios que adquirió al hacer uso del portafolio preparado.	Test de Inteligencia Lógico-Matemática (de valoración).	1 sem.

Nota. La tabla describe las actividades y tareas en la puesta en marcha de la propuesta de mejora.

9. Desarrollo y evaluación

Los temas de este taller están diseñados para que los estudiantes de primer año de Ingeniería de Sistemas, fortalezcan su Inteligencia Lógico-Matemática. Cada sesión incluirá una combinación de teoría y práctica, con énfasis en la resolución de problemas y el pensamiento lógico.

Tabla 19

Temario para las sesiones del taller

Semana Sesión	Tema	Contenido	Actividad
1 S01-S02	Introducción a la Lógica Matemática y Razonamiento Crítico	- Qué es la lógica matemática: proposiciones, conectivos lógicos (AND, OR, NOT, IMPLICA). - Estructuras lógicas: tablas de verdad. - Principios de razonamiento lógico: modus ponens, modus tollens, silogismos.	- Explicar los conectivos lógicos mediante ejemplos simples. - Resolver problemas sencillos utilizando tablas de verdad. - Ejercicios de razonamiento lógico: deducción de conclusiones a partir de premisas dadas.
2 S03-S04	Álgebra de Conjuntos y Operaciones con Conjuntos	- Definición de conjunto y elementos. - Operaciones con conjuntos: unión, intersección, diferencia, complementación.	- Ejercicios prácticos con operaciones de conjuntos. - Resolución de problemas con diagramas de Venn. - Aplicación de los conceptos de conjuntos en situaciones cotidianas.
3 S05-S06	Introducción a las Funciones Matemáticas	- Definición de función. - Funciones reales: dominio y contradominio. - Tipos de funciones: lineales, cuadráticas, polinómicas, etc.	- Graficar funciones básicas (lineales y cuadráticas) y analizarlas. - Resolver ejercicios de evaluación de funciones. - Problemas de interpretación de funciones en contextos reales.
4 S07-S08	Aritmética y Propiedades de los Números	- Propiedades de los números enteros y racionales. - Teoría de números: divisibilidad, múltiplos y factores. - Operaciones aritméticas y su relación con los algoritmos.	- Resolución de problemas de divisibilidad. - Cálculo de mcd (máximo común divisor) y mcm (mínimo común múltiplo). - Ejercicios sobre factorización de números.

5 S09-S10	Ecuaciones y Desigualdades	- Resolución de ecuaciones lineales y cuadráticas. - Desigualdades y su resolución. - Sistemas de ecuaciones lineales.	- Ejercicios prácticos de resolución de ecuaciones simples y complejas. - Resolución de sistemas de ecuaciones por métodos gráficos y algebraicos. - Aplicación de desigualdades en problemas de optimización.
6 S11-S12	Teoría de Grafos y sus Aplicaciones	- Definición de grafo: vértices, aristas, tipos de grafos. - Representación de grafos: listas de adyacencia, matrices de adyacencia. - Algoritmos básicos: búsqueda en profundidad, búsqueda en anchura.	- Resolver problemas de conexión de grafos (por ejemplo, hallar el camino más corto). - Realizar ejemplos de representación de grafos en matrices y listas. - Ejercicios sobre el recorrido de grafos utilizando algoritmos.
7 S13-S14	Introducción a las Matrices y Determinantes	- Definición de matrices: operaciones básicas (suma, multiplicación, transposición). - Cálculo de determinantes de matrices 2x2 y 3x3. - Aplicaciones de matrices en ingeniería: sistemas de ecuaciones lineales.	- Resolver problemas con matrices: multiplicación, inversión y determinantes. - Aplicación de matrices en problemas prácticos (por ejemplo, redes de transporte, optimización).
8 S15-S16	Lógica de Programación y Algoritmos	- Introducción a la programación como extensión de la lógica matemática. - Algoritmos básicos: estructuras de control (if, for, while). - Análisis de complejidad: tiempo y espacio.	- Crear algoritmos simples (por ejemplo, algoritmo de ordenamiento o búsqueda). - Resolución de problemas matemáticos mediante programación (en pseudocódigo o lenguaje de programación).

Nota. La tabla muestra las sesiones con sus respectivos los contenidos y las actividades que se desarrollaran en el taller

Al final del taller se llevará a cabo una evaluación que cubra todos los temas trabajados, con énfasis en la resolución de problemas matemáticos y algoritmos. Cada estudiante recibirá retroalimentación sobre su desempeño durante las sesiones, y se les sugerirán áreas para mejorar.

10. Modelo de sesión de aprendizaje

SESIÓN DE APRENDIZAJE N° 01

I. DATOS INFORMATIVOS

- 1.1. Línea curricular : Algoritmos y Programación
1.2. Carrera profesional : Ingeniería de Sistemas
1.3. Nombre de la sesión : Introducción a la Lógica Matemática y Razonamiento Crítico
1.4. Duración : 2 horas
1.5. Docente : ...

II. LOGROS DE APRENDIZAJE

Logro del taller:

Fortalecer la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes de la escuela académico profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, para mejorar la comprensión de los temas desarrollados en la línea curricular de algoritmos y estructuras de programación.

Logro de sesión:

Introducir los conceptos básicos de la lógica matemática y el razonamiento deductivo, a la resolución de problemas de la vida cotidiana.

III. SECUENCIA DIDACTICA

Proceso pedagógico	Estrategia/Actividad
INICIO Motivación Recuperación de saberes previos Enuncio o descubrimiento del logro de aprendizaje	El docente inicia el dialogo con los estudiantes y realiza preguntas relacionadas con el tema de la sesión y cual es su importancia en el desarrollo académico del estudiante de Ingeniería de Sistemas. Algunas preguntas: ¿Qué es la Lógica-Matemática? ¿Cuál es su importancia para el Ingeniero de Sistemas? ¿Qué es el Razonamiento Critico? ¿Cómo se utiliza el Razonamiento Critico en el desarrollo de las asignaturas de Algoritmos y Programación? El docente muestra videos para responder a las inquietudes de búsqueda de las respuestas a las preguntas anteriores.
DESARROLLO Facilitación del aprendizaje Gestión del aprendizaje	El docente expone con detalle que es la lógica-matemática, explica los conectivos lógicos mediante ejemplos sencillos, demuestra cómo usar las estructuras lógicas y los principios de razonamiento lógico para resolver problemas simples.

	Propone ejercicios de razonamiento lógico: deducción de conclusiones a partir de premisas dadas.
EVALUACIÓN Verificación del logro y Reflexión de lo aprendido	Reflexiona sobre sus aprendizajes, busca mejorar su trabajo. Aplica sus nuevos aprendizajes en la resolución de los problemas propuestos
APLICACIÓN Cristalización del aprendizaje Transferencia	Analiza y resuelve problemas encontrados, en la vida cotidiana del estudiante y en su entorno.

IV. EVALUACIÓN DE LA SESION

INDICADORES	MEDIOS Y/O RECURSOS DE EVALUACIÓN
- Identifica y describe los conectores lógicos, así como su utilidad en la resolución de problemas. - Interpreta las tablas de valor para resolver problemas cotidianos. - Presenta un informe con la resolución de problemas propuesto y problemas cotidianos encontrados en la vida real.	- Cuestionario - Informe de trabajo - Rúbrica

Cajamarca, 2024

11. Presupuesto

Tabla 20

Presupuesto para implementar el plan de mejora

Recurso	Cantidad	Medios/Materiales	Precio Unitario	Total Parcial
Bibliografía	3	Libros especializados sobre Inteligencia Lógico-Matemática.	90	270
Internet	2 meses	Servicio de conexión a internet	120	240
Impresión	1 millar	Servicio de impresión	50	50
Total:			260	560

Nota. La tabla muestra el material, costos unitarios y totales para poner en marcha la propuesta de mejora.

CONCLUSIONES

1. Se determinó que existe correlación positiva débil (0.275) entre la Inteligencia Lógico Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes de la Escuela Profesional de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca 2021, en las asignaturas del eje curricular de Algoritmos y Programación.
2. Los resultados por dimensión muestran que en la dimensión “Concepto de número” el 70% de estudiantes comprenden esta dimensión con una buena percepción de análisis. En la dimensión “Secuencia y patrón” el 59% de estudiantes comprenden esta dimensión con una regular percepción de análisis. En la dimensión “Noción de clasificación” el 67% de estudiantes comprenden esta dimensión con una buena percepción de análisis. Y en la dimensión “Distinción de símbolos” solo el 23% de estudiantes comprenden esta dimensión con cierta dificultad de percepción de análisis.
3. Se identificó el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, pues con la prueba no paramétrica de Wilcoxon se encontró que la media observada es de 38 puntos por lo que afirmamos que de los estudiantes de este eje curricular superan el puntaje de 32 (“medio bajo”) de Inteligencia Lógico-Matemática; ello le permitirá desenvolverse de manera satisfactoria en las sesiones de clase de las asignaturas del eje curricular de algoritmos y programación.
4. Se determinó el nivel de Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, pues con la prueba no paramétrica de Wilcoxon se halló que la media observada es de 13 por lo que afirmamos que los estudiantes de este eje curricular superan la calificación de 12 (“bajo”) en Rendimiento Académico; lo que les permitirá alcanzar logros académicos y profesionales.
5. Se elaboró una propuesta de mejora para el fortalecimiento de la Inteligencia Lógico-Matemática de los ingresantes y estudiantes de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas que estará a cargo del responsable que determine la dirección de escuela.

SUGERENCIAS

De acuerdo a las conclusiones que se recogen en este estudio, se sugiere a la Escuela Profesional de Sistemas que aplique un test de Inteligencia Lógico-Matemática a todos los estudiantes de ingeniería de sistemas de cada promoción y con ello lograr tener un monitoreo de su desenvolvimiento durante sus años de estudio, permitiendo establecer tendencias del Rendimiento Académico en las asignaturas de algoritmos y programación; esto permitirá aplicar instrumentos que mejoren la Inteligencia Lógico-Matemática.

Los test de Inteligencia Lógico-Matemática son de suma importancia en este tipo de estudios, por lo que se exhorta a la Escuela Profesional de Sistemas a profundizar en el diseño de dichos instrumentos que permita medir dicha inteligencia de los estudiantes de cada nivel de estudio de la carrera de ingeniería de sistemas.

Por motivos, cuyo control, escaparon al investigador; este estudio se realizó durante la cuarentena provocada por el COVID-19. Se recomienda para futuras investigaciones, que en lo posible, se aplique el test de Inteligencia Lógico-Matemática en forma presencial, permitiendo que el estudiante consulte y también reciba la orientación adecuada para finalizar sus respuestas a cada ítem del test.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos en este estudio, se sugiere a la Escuela Profesional de Sistemas, que se implemente la propuesta de mejora a los nuevos estudiantes que ingresan a dicha carrera; esto permitirá que el estudiante pueda enfrentar las asignaturas de la línea de Algoritmos y programación de una manera más eficiente y eficaz con respecto a su Rendimiento Académico.

REFERENCIAS

- Alva Rodriguez, M. A. (2017). *Relación entre el nivel de inteligencia lógico matemática y el Rendimiento Académico en los estudiantes de la asignatura de Desarrollo del Pensamiento Matemático del primer ciclo de la Facultad de Educación de la UNMSM durante el semestre académico 2016-I*. Tesis de Maestría, Universidad Nacional Mayor de San Marcos.
- Aquino Fernández, Á. N. (2019). *Inteligencia Lógico Matemática y capacidad de resolución de problemas en estudiantes de la Universidad Continental*.
- Armstrong, T. (2006). *Inteligencias múltiples en el aula*. Paidós Educación.
- Ayora Carchi, R. M. (2012). *El razonamiento lógico matemático y su incidencia en el aprendizaje de los estudiantes de la escuela Teniente Hugo Ortiz, de la comunidad Zhizho, Cantón Cuenca, provincia del Azuay*. (Tesis de Grado, Universidad Técnica de Ambato).
- Baena Paz, G. (2017). *Metodología de la investigación*. México: Grupo Editorial Patria.
- Basillo M., H., Espinoza T., C., & Julca M., E. (2022). Inteligencia lógico matemático y Rendimiento Académico en estudiantes de la Facultad Ingeniería y Ciencias Humanas – UNCP. *Prospectiva Universitaria En Ingeniería Y Tecnología*, 9(1), 18-25. Obtenido de <https://doi.org/10.26490/uncp.prospectivauniversitaria.2012.9.19>
- Briceño Díaz, F. A. (Enero-Junio de 2006). El punto "C" de los Algoritmos. Los Algoritmos y la Inteligencia Lógico Matemáticas. *Prospectiva*, 9-14.
- Cairó Battistutti, O. (2005). *Metodología de la programación Algoritmos, diagramas de flujo y programas*. Alfaomega Grupo Editos S.A.
- Ccente Pérez, M. (2021). *Inteligencias múltiples y Rendimiento Académico en estudiantes del nivel secundario de una Institución Educativa Pública de la provincia de Andahuaylas, 2021*.
- Cerda Etchepare, G. (2012). *Inteligencia Lógico-Matemática y éxito académico: un estudio psicoevolutivo*.
- Cortés Cortés, M. E., & Iglesias León, M. (2004). *Generalidades sobre metodología de la investigación* (1ra. Edición ed.). México: Univ. Autonoma del Carmen.
- Fernández, G., & Sáez Vacas, F. (1987). *Fundamentos de informática*. Alianza Editorial.
- Fernandez, S. G. (2018). Rendimiento Académico en Educación Superior: Desafíos para el docente y Compromiso del estudiante. *Revista Científica de la UCSA*, 55-63.
- Ferrándiz, C., Bermejo, R., Sainz, M., Ferrando, M., & Prieto, M. (2008). Estudio del razonamiento lógico-matemático desde el modelo de las inteligencias múltiples. *Anales de psicología*, 213-222.
- Galarza Porras, Y. E. (2017). *Inteligencias múltiples y Rendimiento Académico en estudiantes de secundaria de una institución educativa particular del distrito de La Victoria*. Tesis de Maestría, Universidad Ricardo Palma.

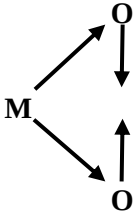
- García Zarate, Ó. A. (2003). *Introducción a la lógica*. Lima: UNMSM, Fondo Editorial.
- Gardner, H. (2001). *Estructuras de la mente. La teoría de las inteligencias múltiples* (2da. ed.). Fondo de Cultura Económica LTDA.
- Gutiérrez Monsalve, J. A., Garzón, J., & Segura Cardona, A. M. (2021). Factores asociados al Rendimiento Académico en estudiantes universitarios. *Revista SciELO*, 13-24.
- Hernández Cosain, E. I., & Arreola Medina, G. (2021). *EL Rendimiento Académico y su relación con algunos factores asociados al aprendizaje en alumnos de educación superior*. Universidad Pedagógica de Durango.
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. (2014). *Metodología de la investigación* (6ta. ed.). McGraw-Hill.
- Hernández-Sampieri, R., & Mendoza Torres, C. P. (2018). *Metodología de la Investigación Las Rutas Cuantitativa, Cualitativa y Mixta*. McGraw-Hill Interamericana Editores.
- Inga Peña, R., Basilio, H., & Peña, P. (Diciembre de 2017). Inteligencia lógico matemático y Rendimiento Académico en estudiantes de la Facultad Ingeniería Civil – UNCP. *Horizonte de la Ciencia*, 4(13), 139-148. Obtenido de <https://revistas.uncp.edu.pe/index.php/horizontedelaciencia/article/view/322>
- Jiménez Murillo, J. A., Jiménez Hernández, E. M., & Alvarado Zamora, L. N. (2015). *Fundamentos de programación Diagramas de flujo, diagramas N-S, pseudocódigo y java*. Alfaomega.
- Joyanes Aguilar, L. (2008). *Fundamentos de programación* (4ta ed.). McGraw-Hill/Interamericana de España.
- Joyanes Aguilar, L. (2020). *Fundamentos de programación Algoritmos, estructura de datos y objetos*. McGraw-Hill.
- Lewis R., A. (2003). *Tests Psicológicos y Evaluación* (11va. ed.). Pearson Prentice Hall.
- López García, J. C. (2009). *Algoritmos y programación Guia para docentes*. Colombia: www.eduteka.org.
- Magallanes Rodriguez, J. L. (2014). *Los hábitos de estudios, la Inteligencia Lógico-Matemática y su relación con el Rendimiento Académico del curso fundamentos de programación de los estudiantes de la Facultad de Ingeniería de Sistemas de la Universidad César Vallejo 2011*. Tesis de Maestría, Universidad Nacional de Educación Enrique Guzman y Valle.
- Minedu. (2008). *Diseño curricular nacional de educación básica regular*. Biblioteca Nacional del Perú.
- Minedu. (2017). *Currículo Nacional de la educación básica*. Biblioteca Nacional del Perú.
- Mohamed Mehdi, H. M. (2021). *Inteligencias múltiples en estudiantes ingresantes de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Peruana Los Andes*, 2020.
- Morales Lagunes, T. D. (2023). El nivel de Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de estudiantes que cursaron en línea la asignatura de Contabilidad durante

- la pandemia del COVID. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, 1132-1144.
- Morris, C. G., & Maisto, A. A. (2005). *Introducción a la psicología*. Pearson Educación.
- Ortega Goéz, Y. V. (2018). *Relación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el desempeño académico en la asignatura de matemáticas de los estudiantes del grado undécimo de la Institución Educativa Santa Rosa de Lima, Los Palmitos Sucre*.
- Ortiz, A. (2009). Lógica y pensamiento aritmético. *PNA Revista de investigación en Didáctica de la Matemática*, 51-72.
- Oviedo Regino, E. M. (2004). *Lógica de programación* (2da ed.). Ecoe Ediciones.
- Papalia, D. E., & Wendkos Old, S. (2009). *Psicología para bachillerato*. Mc Graw Hill.
- Paulino Jimenez, G. D. (2019). *El razonamiento lógico matemático y su influencia en el Rendimiento Académico en Matemática I de los estudiantes del primer ciclo de una Universidad Privada, 2018*. Universidad Nacional de Educación Enrique Guzmán y Valle.
- Peña, R. I., Basilio, H., & Peña, P. (2017). Inteligencia lógico matemático y Rendimiento Académico en estudiantes de la Facultad Ingeniería Civil – UNCP. *Horizonte De La Ciencia*, 139-148.
- Piaget, J. (1991). *Seis estudios de psicología*. Editorial Labor S.A.
- Ramdani, O. (2019). *Investigating the Relationship between Logical Mathematical Intelligence and Learners' Performance on Grammar Tests*.
- Ramírez Cortés, V., Sandoval Trujillo, S. J., & Ruiz Reynoso, A. M. (2020). Rendimiento Académico en la educación superior: UAEMex Valle de Teotihuacán. *Revista Latindex*, 1004-117.
- Ramírez, F. (2007). *Introducción a la programación Algoritmos y su implementación en VB.Net, C#, Java y C++*. Alfaomega Grupo Editor.
- Reza Becerril, F. (1997). *Ciencia, metodología e investigación* (1ra ed.). Pearson Prentice Hall.
- Rivera Mendoza, G. (2014). *La motivación del alumno y su relación con el rendimiento en los estudiantes de Bachillerato Técnico en Salud Comunitaria del Instituto República Federal de México de Comayagüela, M.D.C., durante el año lectivo 2013*.
- Sánchez Cabrera, A. Y. (2021). *Inteligencias múltiples y Rendimiento Académico en el área de comunicación de estudiantes del cuarto año de secundaria, institución educativa Abraham Cárdenas Ruiz, Bellavista - 2020*.
- Sánchez Flores, F. A. (2019). Fundamentos Epistémicos de la investigación cualitativa y cuantitativa: consensos y disensos. *Revista digital de investigación en docencia universitaria*, 102-122.

- Sánchez Tenorio, J. V. (2020). *Las inteligencias multiples y su relación con el aprendizaje de las estructuras de control de la programación estructurada en estudiantes universitarios*.
- Sandoval Ramayoni, J. E. (2020). *El razonamiento lógico-matemático en el Rendimiento Académico de los estudiantes de la escuela de ingeniería industrial pesquera de la Universidad Nacional de Tumbes 2019*.
- Schunk, D. H. (2012). *Teorías del Aprendizaje Una perspectiva educativa*. Pearson Educación.
- Shirawia, N., Alali, R., Wardat, Y., Tashtoush, M., Saleh, S., & Helali, M. (2023). Logical Mathematical Intelligence and its Impact on the Academic Achievement for Pre-Service Math Teachers. *Journal of Educational and Social Research*, 13(6), 239-254. doi:<https://doi.org/10.36941/jesr-2023-0161>
- Velásquez Pérez, T., Puentes Velásquez, A. M., & Castro Silva, H. F. (Julio-Diciembre de 2014). Inteligencias multiples y su relación con el Rendimiento Académico en Ingeniería de Sistemas. *Educación en Ingeniería*, 44-52.
- Vilca Carhuapoma, E. (2018). *Razonamiento lógico matemático y capacidades matemáticas en estudiantes de 5º secundaria de la IE 5150 - Ventanilla, 2018*. (Tesis de Maestría, Universidad Cesar Vallejo).
- Villalobos S., J. A., & Casallas G., R. (2006). *Fundamentos de programación. Aprendizaje activo basado en casos* (1ra ed.). Pearson Prentice Hall.
- Zavala López, R. A., & Llamas Avalos, R. (2013). *Fundamentos de programación para principiantes*. Kindle Edition.

APÉNDICES / ANEXOS

Apéndice 1. Matriz de consistencia

PROBLEMA	OBJETIVOS	VARIABLES	HIPÓTESIS	DISEÑO	UNIDAD ANALISIS	INSTRUMENTOS	PROPUESTA
GENERAL ¿Qué relación existe entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de Algoritmos y Programación de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021?	GENERAL Determinar la relación entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de Algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.	V01: Inteligencia Lógico-Matemática V02: Rendimiento Académico	GENERAL Existe relación significativa entre la Inteligencia Lógico-Matemática y el Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de Algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.	El diseño de investigación es No experimental; y de tipo descriptivo correlacional. 	Cada estudiante que cursa una asignatura del eje curricular de algoritmos y programación de la Escuela Académico Profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca.	Test de Inteligencia Lógico-Matemática. Actas de evaluación y reportes de notas del SIA	Fortalecimiento de la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes de la escuela académico profesional de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, para mejorar la comprensión de los algoritmos y estructuras de programación.
ESPECIFICOS PE₁: ¿Cuál es el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021?	ESPECIFICOS OE₁: Identificar el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.		DERIVADAS H₁: El nivel de Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021, se encuentra sobre el puntaje de 32.				

PE₂: ¿Cuál es el nivel de Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021?	OE₂: Determinar el nivel de Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.	H₂: El nivel del Rendimiento Académico de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021, se encuentra sobre la nota 12.			
PE₃: ¿Cuál es la relación entre el Rendimiento Académico y cada una de las dimensiones de la Inteligencia Lógico-Matemática: Concepto de número, Secuencia y patrón, Noción de clasificación y Distinción de símbolos; de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021?	OE₃: Establecer la relación entre el Rendimiento Académico y cada una de las dimensiones de la Inteligencia Lógico-Matemática: Concepto de número, Secuencia y patrón, Noción de clasificación y Distinción de símbolos; de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.	H₃: Existe relación significativa entre el Rendimiento Académico y cada una de las dimensiones de la Inteligencia Lógico-Matemática: Concepto de número, Secuencia y patrón, Noción de clasificación y Distinción de símbolos; de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca, año 2021.			

PE₄: ¿Cómo elaborar una propuesta de mejora que fortalezca la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca?	OE₄: Elaborar una propuesta de mejora que fortalezca la Inteligencia Lógico-Matemática de los estudiantes del eje curricular de algoritmos y programación de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Cajamarca.						
---	---	--	--	--	--	--	--

Apéndice 2. Rubrica para evaluar el eje curricular “Algoritmos y programación”

RUBRICA ALGORITMOS Y PROGRAMACIÓN					
CRITERIOS	MUY BAJO [0 – 10.5>	BAJO [10.5 – 13>	REGULAR [13 – 16>	ALTO [16 – 18>	MUY ALTO [18 - 20]
ENTENDIMIENTO DEL PROBLEMA	No comprende el problema ni los requisitos.	Comprende parcialmente el problema.	Comprende el problema pero con lagunas.	Comprende completamente el problema y sus requisitos.	Comprende profundamente el problema y sus implicaciones.
DISEÑO DEL ALGORITMO	No presenta un diseño de algoritmo.	Presenta un diseño de algoritmo incompleto o incorrecto.	Presenta un diseño de algoritmo básico y funcional.	Presenta un diseño de algoritmo eficiente y bien estructurado.	Proporciona un diseño de algoritmo óptimo y altamente eficiente.
IMPLEMENTACIÓN DEL CÓDIGO	No implementa el código o es incorrecto.	Implementa un código con numerosos errores.	Implementa un código funcional con algunos errores menores.	Implementa un código funcional con pocos errores menores.	Implementa un código sin errores significativos y bien optimizado.
EFICIENCIA DEL ALGORITMO	No considera la eficiencia del algoritmo.	Considera parcialmente la eficiencia del algoritmo.	Considera la eficiencia del algoritmo de manera adecuada.	Diseña un algoritmo eficiente y optimizado.	Diseña un algoritmo altamente eficiente y óptimo.
CUMPLIMIENTO DE REQUISITOS	No cumple con los requisitos mínimos.	Cumple parcialmente con los requisitos.	Cumple con la mayoría de los requisitos.	Cumple con todos los requisitos especificados.	Cumple con todos los requisitos y supera las expectativas.

Apéndice 3. Puntajes obtenidos del Test de Inteligencia Lógico-Matemática

Código	Dimensiones				Total	%	Categoría
	Concepto de Número	Secuencia y Patron	Noción de Clasificación	Distinción de Símbolos			
E001	14	6	6	8	34	53.1	Regular
E002	8	6	14	6	34	53.1	Regular
E003	14	16	8	14	52	81.3	Aceptable
E004	12	14	16	6	48	75.0	Aceptable
E005	8	8	14	8	38	59.4	Regular
E006	14	16	12	12	54	84.4	Aceptable
E007	10	12	10	8	40	62.5	Regular
E008	12	16	14	12	54	84.4	Aceptable
E009	10	8	10	8	36	56.3	Regular
E010	8	10	16	10	44	68.8	Regular
E011	12	12	12	6	42	65.6	Regular
E012	8	10	14	6	38	59.4	Regular
E013	12	8	14	8	42	65.6	Regular
E014	12	8	10	10	40	62.5	Regular
E015	12	6	10	4	32	50.0	Medio Bajo
E016	14	10	14	12	50	78.1	Aceptable
E017	8	10	14	12	44	68.8	Regular
E018	4	12	8	10	34	53.1	Regular
E019	14	12	6	4	36	56.3	Regular
E020	8	12	8	10	38	59.4	Regular
E021	8	8	12	4	32	50.0	Medio Bajo
E022	10	10	14	8	42	65.6	Regular
E023	14	14	10	6	44	68.8	Regular
E024	14	12	14	10	50	78.1	Aceptable
E025	8	14	14	8	44	68.8	Regular
E026	10	8	4	8	30	46.9	Medio Bajo
E027	12	12	14	12	50	78.1	Aceptable
E028	16	14	16	10	56	87.5	Alto
E029	14	4	10	6	34	53.1	Regular
E030	10	8	10	10	38	59.4	Regular
E031	8	12	10	8	38	59.4	Regular
E032	10	10	10	6	36	56.3	Regular
E033	6	10	14	8	38	59.4	Regular
E034	14	10	12	12	48	75.0	Aceptable
E035	10	10	8	12	40	62.5	Regular
E036	16	14	14	10	54	84.4	Aceptable
E037	14	6	12	4	36	56.3	Regular
E038	10	8	12	12	42	65.6	Regular
E039	10	12	12	6	40	62.5	Regular
E040	14	14	12	2	42	65.6	Regular
E041	8	12	12	6	38	59.4	Regular
E042	12	10	8	6	36	56.3	Regular
E043	14	6	14	12	46	71.9	Aceptable
E044	14	14	14	14	56	87.5	Alto
E045	10	10	8	12	40	62.5	Regular
E046	12	12	16	8	48	75.0	Aceptable
E047	10	16	10	8	44	68.8	Regular
E048	14	8	12	4	38	59.4	Regular
E049	16	10	10	8	44	68.8	Regular
E050	14	10	10	10	44	68.8	Regular
E051	12	10	10	10	42	65.6	Regular
E052	12	12	10	6	40	62.5	Regular
E053	16	12	16	8	52	81.3	Aceptable
E054	14	6	6	6	32	50.0	Medio Bajo
E055	14	10	10	8	42	65.6	Regular
E056	16	12	16	8	52	81.3	Aceptable
E057	16	12	16	8	52	81.3	Aceptable
E058	2	2	10	8	22	34.4	Medio Bajo
E059	16	12	16	8	52	81.3	Aceptable
E060	4	8	6	4	22	34.4	Medio Bajo

Código	Dimensiones				Total	%	Categoría
	Concepto de Número	Secuencia y Patron	Noción de Clasificación	Distinción de Símbolos			
E061	12	12	16	6	46	71.9	Aceptable
E062	8	14	8	6	36	56.3	Regular
E063	12	12	14	6	44	68.8	Regular
E064	10	10	10	6	36	56.3	Regular
E065	10	6	14	8	38	59.4	Regular
E066	16	12	10	12	50	78.1	Aceptable
E067	14	12	12	12	50	78.1	Aceptable
E068	6	4	10	8	28	43.8	Medio Bajo
E069	4	12	12	8	36	56.3	Regular
E070	16	10	14	4	44	68.8	Regular
E071	10	10	12	6	38	59.4	Regular
E072	12	8	12	10	42	65.6	Regular
E073	6	10	10	8	34	53.1	Regular
E074	12	12	14	6	44	68.8	Regular
E075	10	12	10	4	36	56.3	Regular
E076	10	12	10	10	42	65.6	Regular
E077	12	8	6	6	32	50.0	Medio Bajo
E078	4	4	6	4	18	28.1	Medio Bajo
E079	12	12	10	10	44	68.8	Regular
E080	8	6	8	4	26	40.6	Medio Bajo
E081	12	14	10	6	42	65.6	Regular
E082	10	8	10	6	34	53.1	Regular
E083	12	10	16	6	44	68.8	Regular
E084	6	8	6	6	26	40.6	Medio Bajo
E085	14	12	12	12	50	78.1	Aceptable
E086	8	10	8	12	38	59.4	Regular
E087	10	10	12	4	36	56.3	Regular
E088	12	10	10	8	40	62.5	Regular
E089	12	12	14	8	46	71.9	Aceptable
E090	12	4	14	6	36	56.3	Regular
E091	10	6	12	10	38	59.4	Regular
E092	14	12	6	2	34	53.1	Regular
E093	6	14	16	8	44	68.8	Regular
E094	14	4	2	2	22	34.4	Medio Bajo
E095	10	6	14	12	42	65.6	Regular
E096	14	14	10	4	42	65.6	Regular
E097	10	12	10	6	38	59.4	Regular
E098	8	2	4	12	26	40.6	Medio Bajo
E099	12	14	4	4	34	53.1	Regular
E100	8	2	16	8	34	53.1	Regular
E101	10	12	10	2	34	53.1	Regular
E102	12	14	14	6	46	71.9	Aceptable
E103	14	12	2	4	32	50.0	Medio Bajo
E104	14	12	16	4	46	71.9	Aceptable
E105	14	4	6	6	30	46.9	Medio Bajo
E106	10	6	12	4	32	50.0	Medio Bajo
E107	14	14	4	4	36	56.3	Regular
E108	12	12	10	8	42	65.6	Regular
E109	12	4	2	2	20	31.3	Medio Bajo
E110	6	4	8	4	22	34.4	Medio Bajo
E111	6	2	10	4	22	34.4	Medio Bajo
E112	8	6	8	8	30	46.9	Medio Bajo
E113	8	10	10	6	34	53.1	Regular
E114	10	6	6	4	26	40.6	Medio Bajo
E115	12	10	6	6	34	53.1	Regular
E116	12	16	16	8	52	81.3	Aceptable
E117	12	14	6	2	34	53.1	Regular
E118	8	6	8	4	26	40.6	Medio Bajo
E119	10	8	10	10	38	59.4	Regular
E120	12	10	8	8	38	59.4	Regular

Código	Dimensiones				Total	%	Categoría
	Concepto de Número	Secuencia y Patron	Noción de Clasificación	Distinción de Símbolos			
E121	12	10	8	4	34	53.1	Regular
E122	10	6	2	2	20	31.3	Medio Bajo
E123	10	8	12	4	34	53.1	Regular
E124	14	12	12	4	42	65.6	Regular
E125	12	6	10	12	40	62.5	Regular
E126	10	14	14	8	46	71.9	Aceptable
E127	6	6	6	4	22	34.4	Medio Bajo
E128	8	8	12	12	40	62.5	Regular
E129	6	2	4	8	20	31.3	Medio Bajo
E130	4	8	8	2	22	34.4	Medio Bajo
E131	6	10	8	4	28	43.8	Medio Bajo
E132	12	12	8	2	34	53.1	Regular
E133	6	10	12	8	36	56.3	Regular
E134	6	8	14	10	38	59.4	Regular
E135	8	4	2	6	20	31.3	Medio Bajo
E136	8	4	10	4	26	40.6	Medio Bajo
E137	12	10	10	2	34	53.1	Regular
E138	6	10	8	2	26	40.6	Medio Bajo
E139	12	6	2	2	22	34.4	Medio Bajo
E140	10	12	16	6	44	68.8	Regular
E141	12	12	16	10	50	78.1	Aceptable
E142	8	10	10	6	34	53.1	Regular
E143	10	14	12	6	42	65.6	Regular
E144	16	16	16	8	56	87.5	Alto
E145	12	8	8	6	34	53.1	Regular
E146	8	8	2	2	20	31.3	Medio Bajo
E147	8	2	10	8	28	43.8	Medio Bajo
E148	8	8	12	4	32	50.0	Medio Bajo
E149	10	2	8	6	26	40.6	Medio Bajo
E150	12	4	2	2	20	31.3	Medio Bajo
E151	6	8	8	6	28	43.8	Medio Bajo
E152	8	6	6	6	26	40.6	Medio Bajo
E153	16	8	8	8	40	62.5	Regular
E154	4	6	8	4	22	34.4	Medio Bajo
E155	10	8	14	8	40	62.5	Regular
E156	14	10	16	12	52	81.3	Aceptable
E157	10	10	12	8	40	62.5	Regular
E158	12	12	12	8	44	68.8	Regular
E159	8	6	12	10	36	56.3	Regular
E160	10	6	2	2	20	31.3	Medio Bajo
E161	10	6	12	4	32	50.0	Medio Bajo
E162	8	10	14	8	40	62.5	Regular
E163	8	6	14	8	36	56.3	Regular
E164	12	8	8	6	34	53.1	Regular
E165	12	12	16	10	50	78.1	Aceptable
E166	16	12	8	8	44	68.8	Regular
E167	12	6	14	10	42	65.6	Regular
E168	14	12	12	6	44	68.8	Regular
E169	14	14	10	10	48	75.0	Aceptable
E170	12	10	14	8	44	68.8	Regular
E171	8	8	4	6	26	40.6	Medio Bajo
E172	10	10	12	6	38	59.4	Regular
E173	4	12	12	6	34	53.1	Regular
E174	12	12	14	2	40	62.5	Regular
E175	8	10	8	4	30	46.9	Medio Bajo
E176	12	2	8	4	26	40.6	Medio Bajo
E177	16	2	2	2	22	34.4	Medio Bajo
E178	12	8	10	4	34	53.1	Regular
E179	10	6	8	6	30	46.9	Medio Bajo
E180	8	10	6	6	30	46.9	Medio Bajo

Apéndice 4. Resultados obtenidos del Rendimiento Académico de los estudiantes del semestre 2021

Codigo	NF	%	Categoría	Codigo	NF	%	Categoría	Codigo	NF	%	Categoría	Codigo	NF	%	Categoría
E001	14	70	Regular	E046	17	85	Alto	E091	13	65	Regular	E136	13	65	Regular
E002	16	80	Alto	E047	13	65	Regular	E092	14	70	Regular	E137	14	70	Regular
E003	13	65	Regular	E048	15	75	Regular	E093	14	70	Regular	E138	9	45	Muy Bajo
E004	14	70	Regular	E049	12	60	Bajo	E094	11	55	Bajo	E139	14	70	Regular
E005	13	65	Regular	E050	14	70	Regular	E095	14	70	Regular	E140	12	60	Bajo
E006	13	65	Regular	E051	16	80	Alto	E096	13	65	Regular	E141	14	70	Regular
E007	13	65	Regular	E052	18	90	Muy Alto	E097	14	70	Regular	E142	14	70	Regular
E008	11	55	Bajo	E053	15	75	Regular	E098	11	55	Bajo	E143	11	55	Bajo
E009	15	75	Regular	E054	14	70	Regular	E099	16	80	Alto	E144	19	95	Muy Alto
E010	15	75	Regular	E055	12	60	Bajo	E100	14	70	Regular	E145	14	70	Regular
E011	14	70	Regular	E056	16	80	Alto	E101	15	75	Regular	E146	11	55	Bajo
E012	15	75	Regular	E057	15	75	Regular	E102	15	75	Regular	E147	13	65	Regular
E013	12	60	Bajo	E058	16	80	Alto	E103	12	60	Bajo	E148	11	55	Bajo
E014	13	65	Regular	E059	17	85	Alto	E104	15	75	Regular	E149	13	65	Regular
E015	14	70	Regular	E060	17	85	Alto	E105	12	60	Bajo	E150	17	85	Alto
E016	15	75	Regular	E061	14	70	Regular	E106	14	70	Regular	E151	18	90	Muy Alto
E017	14	70	Regular	E062	14	70	Regular	E107	13	65	Regular	E152	12	60	Bajo
E018	14	70	Regular	E063	14	70	Regular	E108	12	60	Bajo	E153	18	90	Muy Alto
E019	13	65	Regular	E064	11	55	Bajo	E109	11	55	Bajo	E154	12	60	Bajo
E020	14	70	Regular	E065	15	75	Regular	E110	14	70	Regular	E155	16	80	Alto
E021	13	65	Regular	E066	16	80	Alto	E111	14	70	Regular	E156	15	75	Regular
E022	13	65	Regular	E067	15	75	Regular	E112	12	60	Bajo	E157	14	70	Regular
E023	13	65	Regular	E068	9	45	Muy Bajo	E113	11	55	Bajo	E158	13	65	Regular
E024	14	70	Regular	E069	16	80	Alto	E114	13	65	Regular	E159	11	55	Bajo
E025	13	65	Regular	E070	10	50	Muy Bajo	E115	10	50	Muy Bajo	E160	11	55	Bajo
E026	15	75	Regular	E071	14	70	Regular	E116	11	55	Bajo	E161	11	55	Bajo
E027	14	70	Regular	E072	14	70	Regular	E117	11	55	Bajo	E162	14	70	Regular
E028	16	80	Alto	E073	11	55	Bajo	E118	12	60	Bajo	E163	12	60	Bajo
E029	12	60	Bajo	E074	11	55	Bajo	E119	12	60	Bajo	E164	11	55	Bajo
E030	14	70	Regular	E075	18	90	Muy Alto	E120	7	35	Muy Bajo	E165	17	85	Alto
E031	13	65	Regular	E076	11	55	Bajo	E121	14	70	Regular	E166	11	55	Bajo
E032	13	65	Regular	E077	11	55	Bajo	E122	12	60	Bajo	E167	14	70	Regular
E033	15	75	Regular	E078	9	45	Muy Bajo	E123	13	65	Regular	E168	11	55	Bajo
E034	12	60	Bajo	E079	16	80	Alto	E124	15	75	Regular	E169	12	60	Bajo
E035	15	75	Regular	E080	13	65	Regular	E125	10	50	Muy Bajo	E170	15	75	Regular
E036	15	75	Regular	E081	9	45	Muy Bajo	E126	14	70	Regular	E171	13	65	Regular
E037	15	75	Regular	E082	12	60	Bajo	E127	15	75	Regular	E172	11	55	Bajo
E038	15	75	Regular	E083	16	80	Alto	E128	11	55	Bajo	E173	11	55	Bajo
E039	15	75	Regular	E084	15	75	Regular	E129	11	55	Bajo	E174	12	60	Bajo
E040	15	75	Regular	E085	16	80	Alto	E130	8	40	Muy Bajo	E175	11	55	Bajo
E041	14	70	Regular	E086	9	45	Muy Bajo	E131	13	65	Regular	E176	12	60	Bajo
E042	13	65	Regular	E087	11	55	Bajo	E132	10	50	Muy Bajo	E177	12	60	Bajo
E043	14	70	Regular	E088	9	45	Muy Bajo	E133	12	60	Bajo	E178	11	55	Bajo
E044	11	55	Bajo	E089	11	55	Bajo	E134	14	70	Regular	E179	13	65	Regular
E045	11	55	Bajo	E090	14	70	Regular	E135	9	45	Muy Bajo	E180	13	65	Regular

Apéndice 5. Resultados obtenidos para la dimensión Concepto número

Concepto de Número											
Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%
E001	14	87.5	E046	12	75.0	E091	10	62.5	E136	8	50.0
E002	8	50.0	E047	10	62.5	E092	14	87.5	E137	12	75.0
E003	14	87.5	E048	14	87.5	E093	6	37.5	E138	6	37.5
E004	12	75.0	E049	16	100.0	E094	14	87.5	E139	12	75.0
E005	8	50.0	E050	14	87.5	E095	10	62.5	E140	10	62.5
E006	14	87.5	E051	12	75.0	E096	14	87.5	E141	12	75.0
E007	10	62.5	E052	12	75.0	E097	10	62.5	E142	8	50.0
E008	12	75.0	E053	16	100.0	E098	8	50.0	E143	10	62.5
E009	10	62.5	E054	14	87.5	E099	12	75.0	E144	16	100.0
E010	8	50.0	E055	14	87.5	E100	8	50.0	E145	12	75.0
E011	12	75.0	E056	16	100.0	E101	10	62.5	E146	8	50.0
E012	8	50.0	E057	16	100.0	E102	12	75.0	E147	8	50.0
E013	12	75.0	E058	2	12.5	E103	14	87.5	E148	8	50.0
E014	12	75.0	E059	16	100.0	E104	14	87.5	E149	10	62.5
E015	12	75.0	E060	4	25.0	E105	14	87.5	E150	12	75.0
E016	14	87.5	E061	12	75.0	E106	10	62.5	E151	6	37.5
E017	8	50.0	E062	8	50.0	E107	14	87.5	E152	8	50.0
E018	4	25.0	E063	12	75.0	E108	12	75.0	E153	16	100.0
E019	14	87.5	E064	10	62.5	E109	12	75.0	E154	4	25.0
E020	8	50.0	E065	10	62.5	E110	6	37.5	E155	10	62.5
E021	8	50.0	E066	16	100.0	E111	6	37.5	E156	14	87.5
E022	10	62.5	E067	14	87.5	E112	8	50.0	E157	10	62.5
E023	14	87.5	E068	6	37.5	E113	8	50.0	E158	12	75.0
E024	14	87.5	E069	4	25.0	E114	10	62.5	E159	8	50.0
E025	8	50.0	E070	16	100.0	E115	12	75.0	E160	10	62.5
E026	10	62.5	E071	10	62.5	E116	12	75.0	E161	10	62.5
E027	12	75.0	E072	12	75.0	E117	12	75.0	E162	8	50.0
E028	16	100.0	E073	6	37.5	E118	8	50.0	E163	8	50.0
E029	14	87.5	E074	12	75.0	E119	10	62.5	E164	12	75.0
E030	10	62.5	E075	10	62.5	E120	12	75.0	E165	12	75.0
E031	8	50.0	E076	10	62.5	E121	12	75.0	E166	16	100.0
E032	10	62.5	E077	12	75.0	E122	10	62.5	E167	12	75.0
E033	6	37.5	E078	4	25.0	E123	10	62.5	E168	14	87.5
E034	14	87.5	E079	12	75.0	E124	14	87.5	E169	14	87.5
E035	10	62.5	E080	8	50.0	E125	12	75.0	E170	12	75.0
E036	16	100.0	E081	12	75.0	E126	10	62.5	E171	8	50.0
E037	14	87.5	E082	10	62.5	E127	6	37.5	E172	10	62.5
E038	10	62.5	E083	12	75.0	E128	8	50.0	E173	4	25.0
E039	10	62.5	E084	6	37.5	E129	6	37.5	E174	12	75.0
E040	14	87.5	E085	14	87.5	E130	4	25.0	E175	8	50.0
E041	8	50.0	E086	8	50.0	E131	6	37.5	E176	12	75.0
E042	12	75.0	E087	10	62.5	E132	12	75.0	E177	16	100.0
E043	14	87.5	E088	12	75.0	E133	6	37.5	E178	12	75.0
E044	14	87.5	E089	12	75.0	E134	6	37.5	E179	10	62.5
E045	10	62.5	E090	12	75.0	E135	8	50.0	E180	8	50.0

Apéndice 6. Resultados obtenidos para la dimensión Secuencia y patrón

Secuencia y Patrón											
Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%
E001	6	37.5	E046	12	75.0	E091	6	37.5	E136	4	25.0
E002	6	37.5	E047	16	100.0	E092	12	75.0	E137	10	62.5
E003	16	100.0	E048	8	50.0	E093	14	87.5	E138	10	62.5
E004	14	87.5	E049	10	62.5	E094	4	25.0	E139	6	37.5
E005	8	50.0	E050	10	62.5	E095	6	37.5	E140	12	75.0
E006	16	100.0	E051	10	62.5	E096	14	87.5	E141	12	75.0
E007	12	75.0	E052	12	75.0	E097	12	75.0	E142	10	62.5
E008	16	100.0	E053	12	75.0	E098	2	12.5	E143	14	87.5
E009	8	50.0	E054	6	37.5	E099	14	87.5	E144	16	100.0
E010	10	62.5	E055	10	62.5	E100	2	12.5	E145	8	50.0
E011	12	75.0	E056	12	75.0	E101	12	75.0	E146	8	50.0
E012	10	62.5	E057	12	75.0	E102	14	87.5	E147	2	12.5
E013	8	50.0	E058	2	12.5	E103	12	75.0	E148	8	50.0
E014	8	50.0	E059	12	75.0	E104	12	75.0	E149	2	12.5
E015	6	37.5	E060	8	50.0	E105	4	25.0	E150	4	25.0
E016	10	62.5	E061	12	75.0	E106	6	37.5	E151	8	50.0
E017	10	62.5	E062	14	87.5	E107	14	87.5	E152	6	37.5
E018	12	75.0	E063	12	75.0	E108	12	75.0	E153	8	50.0
E019	12	75.0	E064	10	62.5	E109	4	25.0	E154	6	37.5
E020	12	75.0	E065	6	37.5	E110	4	25.0	E155	8	50.0
E021	8	50.0	E066	12	75.0	E111	2	12.5	E156	10	62.5
E022	10	62.5	E067	12	75.0	E112	6	37.5	E157	10	62.5
E023	14	87.5	E068	4	25.0	E113	10	62.5	E158	12	75.0
E024	12	75.0	E069	12	75.0	E114	6	37.5	E159	6	37.5
E025	14	87.5	E070	10	62.5	E115	10	62.5	E160	6	37.5
E026	8	50.0	E071	10	62.5	E116	16	100.0	E161	6	37.5
E027	12	75.0	E072	8	50.0	E117	14	87.5	E162	10	62.5
E028	14	87.5	E073	10	62.5	E118	6	37.5	E163	6	37.5
E029	4	25.0	E074	12	75.0	E119	8	50.0	E164	8	50.0
E030	8	50.0	E075	12	75.0	E120	10	62.5	E165	12	75.0
E031	12	75.0	E076	12	75.0	E121	10	62.5	E166	12	75.0
E032	10	62.5	E077	8	50.0	E122	6	37.5	E167	6	37.5
E033	10	62.5	E078	4	25.0	E123	8	50.0	E168	12	75.0
E034	10	62.5	E079	12	75.0	E124	12	75.0	E169	14	87.5
E035	10	62.5	E080	6	37.5	E125	6	37.5	E170	10	62.5
E036	14	87.5	E081	14	87.5	E126	14	87.5	E171	8	50.0
E037	6	37.5	E082	8	50.0	E127	6	37.5	E172	10	62.5
E038	8	50.0	E083	10	62.5	E128	8	50.0	E173	12	75.0
E039	12	75.0	E084	8	50.0	E129	2	12.5	E174	12	75.0
E040	14	87.5	E085	12	75.0	E130	8	50.0	E175	10	62.5
E041	12	75.0	E086	10	62.5	E131	10	62.5	E176	2	12.5
E042	10	62.5	E087	10	62.5	E132	12	75.0	E177	2	12.5
E043	6	37.5	E088	10	62.5	E133	10	62.5	E178	8	50.0
E044	14	87.5	E089	12	75.0	E134	8	50.0	E179	6	37.5
E045	10	62.5	E090	4	25.0	E135	4	25.0	E180	10	62.5

Apéndice 7. Resultados obtenidos para la dimensión Noción de clasificación

Noción de Clasificación											
Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%
E001	6	37.5	E046	16	100.0	E091	12	75.0	E136	10	62.5
E002	14	87.5	E047	10	62.5	E092	6	37.5	E137	10	62.5
E003	8	50.0	E048	12	75.0	E093	16	100.0	E138	8	50.0
E004	16	100.0	E049	10	62.5	E094	2	12.5	E139	2	12.5
E005	14	87.5	E050	10	62.5	E095	14	87.5	E140	16	100.0
E006	12	75.0	E051	10	62.5	E096	10	62.5	E141	16	100.0
E007	10	62.5	E052	10	62.5	E097	10	62.5	E142	10	62.5
E008	14	87.5	E053	16	100.0	E098	4	25.0	E143	12	75.0
E009	10	62.5	E054	6	37.5	E099	4	25.0	E144	16	100.0
E010	16	100.0	E055	10	62.5	E100	16	100.0	E145	8	50.0
E011	12	75.0	E056	16	100.0	E101	10	62.5	E146	2	12.5
E012	14	87.5	E057	16	100.0	E102	14	87.5	E147	10	62.5
E013	14	87.5	E058	10	62.5	E103	2	12.5	E148	12	75.0
E014	10	62.5	E059	16	100.0	E104	16	100.0	E149	8	50.0
E015	10	62.5	E060	6	37.5	E105	6	37.5	E150	2	12.5
E016	14	87.5	E061	16	100.0	E106	12	75.0	E151	8	50.0
E017	14	87.5	E062	8	50.0	E107	4	25.0	E152	6	37.5
E018	8	50.0	E063	14	87.5	E108	10	62.5	E153	8	50.0
E019	6	37.5	E064	10	62.5	E109	2	12.5	E154	8	50.0
E020	8	50.0	E065	14	87.5	E110	8	50.0	E155	14	87.5
E021	12	75.0	E066	10	62.5	E111	10	62.5	E156	16	100.0
E022	14	87.5	E067	12	75.0	E112	8	50.0	E157	12	75.0
E023	10	62.5	E068	10	62.5	E113	10	62.5	E158	12	75.0
E024	14	87.5	E069	12	75.0	E114	6	37.5	E159	12	75.0
E025	14	87.5	E070	14	87.5	E115	6	37.5	E160	2	12.5
E026	4	25.0	E071	12	75.0	E116	16	100.0	E161	12	75.0
E027	14	87.5	E072	12	75.0	E117	6	37.5	E162	14	87.5
E028	16	100.0	E073	10	62.5	E118	8	50.0	E163	14	87.5
E029	10	62.5	E074	14	87.5	E119	10	62.5	E164	8	50.0
E030	10	62.5	E075	10	62.5	E120	8	50.0	E165	16	100.0
E031	10	62.5	E076	10	62.5	E121	8	50.0	E166	8	50.0
E032	10	62.5	E077	6	37.5	E122	2	12.5	E167	14	87.5
E033	14	87.5	E078	6	37.5	E123	12	75.0	E168	12	75.0
E034	12	75.0	E079	10	62.5	E124	12	75.0	E169	10	62.5
E035	8	50.0	E080	8	50.0	E125	10	62.5	E170	14	87.5
E036	14	87.5	E081	10	62.5	E126	14	87.5	E171	4	25.0
E037	12	75.0	E082	10	62.5	E127	6	37.5	E172	12	75.0
E038	12	75.0	E083	16	100.0	E128	12	75.0	E173	12	75.0
E039	12	75.0	E084	6	37.5	E129	4	25.0	E174	14	87.5
E040	12	75.0	E085	12	75.0	E130	8	50.0	E175	8	50.0
E041	12	75.0	E086	8	50.0	E131	8	50.0	E176	8	50.0
E042	8	50.0	E087	12	75.0	E132	8	50.0	E177	2	12.5
E043	14	87.5	E088	10	62.5	E133	12	75.0	E178	10	62.5
E044	14	87.5	E089	14	87.5	E134	14	87.5	E179	8	50.0
E045	8	50.0	E090	14	87.5	E135	2	12.5	E180	6	37.5

Apéndice 8. Resultados obtenidos para la dimensión Distinción de símbolos

Distinción de Símbolos											
Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%	Codigo	Puntaje	%
E001	8	50.0	E046	8	50.0	E091	10	62.5	E136	4	25.0
E002	6	37.5	E047	8	50.0	E092	2	12.5	E137	2	12.5
E003	14	87.5	E048	4	25.0	E093	8	50.0	E138	2	12.5
E004	6	37.5	E049	8	50.0	E094	2	12.5	E139	2	12.5
E005	8	50.0	E050	10	62.5	E095	12	75.0	E140	6	37.5
E006	12	75.0	E051	10	62.5	E096	4	25.0	E141	10	62.5
E007	8	50.0	E052	6	37.5	E097	6	37.5	E142	6	37.5
E008	12	75.0	E053	8	50.0	E098	12	75.0	E143	6	37.5
E009	8	50.0	E054	6	37.5	E099	4	25.0	E144	8	50.0
E010	10	62.5	E055	8	50.0	E100	8	50.0	E145	6	37.5
E011	6	37.5	E056	8	50.0	E101	2	12.5	E146	2	12.5
E012	6	37.5	E057	8	50.0	E102	6	37.5	E147	8	50.0
E013	8	50.0	E058	8	50.0	E103	4	25.0	E148	4	25.0
E014	10	62.5	E059	8	50.0	E104	4	25.0	E149	6	37.5
E015	4	25.0	E060	4	25.0	E105	6	37.5	E150	2	12.5
E016	12	75.0	E061	6	37.5	E106	4	25.0	E151	6	37.5
E017	12	75.0	E062	6	37.5	E107	4	25.0	E152	6	37.5
E018	10	62.5	E063	6	37.5	E108	8	50.0	E153	8	50.0
E019	4	25.0	E064	6	37.5	E109	2	12.5	E154	4	25.0
E020	10	62.5	E065	8	50.0	E110	4	25.0	E155	8	50.0
E021	4	25.0	E066	12	75.0	E111	4	25.0	E156	12	75.0
E022	8	50.0	E067	12	75.0	E112	8	50.0	E157	8	50.0
E023	6	37.5	E068	8	50.0	E113	6	37.5	E158	8	50.0
E024	10	62.5	E069	8	50.0	E114	4	25.0	E159	10	62.5
E025	8	50.0	E070	4	25.0	E115	6	37.5	E160	2	12.5
E026	8	50.0	E071	6	37.5	E116	8	50.0	E161	4	25.0
E027	12	75.0	E072	10	62.5	E117	2	12.5	E162	8	50.0
E028	10	62.5	E073	8	50.0	E118	4	25.0	E163	8	50.0
E029	6	37.5	E074	6	37.5	E119	10	62.5	E164	6	37.5
E030	10	62.5	E075	4	25.0	E120	8	50.0	E165	10	62.5
E031	8	50.0	E076	10	62.5	E121	4	25.0	E166	8	50.0
E032	6	37.5	E077	6	37.5	E122	2	12.5	E167	10	62.5
E033	8	50.0	E078	4	25.0	E123	4	25.0	E168	6	37.5
E034	12	75.0	E079	10	62.5	E124	4	25.0	E169	10	62.5
E035	12	75.0	E080	4	25.0	E125	12	75.0	E170	8	50.0
E036	10	62.5	E081	6	37.5	E126	8	50.0	E171	6	37.5
E037	4	25.0	E082	6	37.5	E127	4	25.0	E172	6	37.5
E038	12	75.0	E083	6	37.5	E128	12	75.0	E173	6	37.5
E039	6	37.5	E084	6	37.5	E129	8	50.0	E174	2	12.5
E040	2	12.5	E085	12	75.0	E130	2	12.5	E175	4	25.0
E041	6	37.5	E086	12	75.0	E131	4	25.0	E176	4	25.0
E042	6	37.5	E087	4	25.0	E132	2	12.5	E177	2	12.5
E043	12	75.0	E088	8	50.0	E133	8	50.0	E178	4	25.0
E044	14	87.5	E089	8	50.0	E134	10	62.5	E179	6	37.5
E045	12	75.0	E090	6	37.5	E135	6	37.5	E180	6	37.5

Apéndice 9. Ficha Técnica de Prueba para medir el nivel de Inteligencia Lógico-Matemática

Ficha Técnica	
Nombre	Prueba para medir en nivel de Inteligencia Lógico-Matemática
Autor	Miguel Ángel Alva Rodríguez (2017).
Adaptación	La prueba fue adaptada a un formato digital por medio de un formulario Google.
Evalúa	Nivel de Inteligencia Lógico-Matemática.
Dimensiones	Concepto de Número (preguntas 1 al 8). Secuencia y Patrón (preguntas 9 al 16). Noción de Clasificación (preguntas 17 al 24). Distinción de Símbolos (preguntas 25 al 32).
Nro. de preguntas	32 preguntas.
Dirigido a	Estudiantes del eje curricular de Algoritmos y Programación 2021.
Duración	25 minutos.
Pautas para corrección	El instrumento se califica, según los niveles de desempeño de los estudiantes, de acuerdo a la siguiente escala Bajo, Medio Bajo, Regular, Aceptable y Alto, los que tienen un puntaje específico por criterio de desempeño. El puntaje total de la prueba es 64 puntos, y se califica de acuerdo al puntaje obtenido por cada estudiante de la siguiente manera: 0 - 16 (Bajo), 18 - 32 (Medio Bajo), 34 - 44 (Regular), 46 - 54 (Aceptable) y 56 - 64 (Alto).

Anexo 1. Test de Inteligencia Lógica Matemática de Alva (2017).

2. INSTRUMENTO DE RECOLECCIÓN DE DATOS

PRUEBA PARA MEDIR EL NIVEL DE INTELIGENCIA LÓGICO-MATEMÁTICA

Estimado estudiante, el presente instrumento tiene por objetivo medir el nivel de inteligencia lógico-matemática. En tal sentido, solicitamos tu colaboración y sinceridad marcando con una **x** la alternativa correcta en cada pregunta. Los datos que se obtengan de la prueba serán confidenciales y para ello dispones de 20 minutos aproximadamente. Muchas gracias.

VALORACIÓN: Correcta = +2 Incorrecta = 0 En blanco = 0

1. En una mesa hay 6 cajas, en la primera caja hay 5 panetones, en la segunda 8, en la tercera 11 y así sucesivamente. ¿Cuántos panetones hay en total?

a) 20 b) 65 c) 85 **d) 75** e) 80

2. En la siguiente figura. ¿Cuántos cubitos hay en total?



a) 18 **b) 20** c) 17 d) 10 e) 21

3. En la siguiente sucesión de números:
22, 32, 42, 52,...

¿El número 222 en qué lugar se encuentra?

a) 18 b) 20 **c) 21** d) 22 e) 25

4. En la siguiente sucesión de números:
1,16; 1,27; 1,38; 1,49;...

¿Qué número debe ocupar la posición 12?

a) 1,93 **b) 2,37** c) 3,03 d) 3,58 e) 4,24

5. En la siguiente sucesión:
1, 1, 1, 1, 2, 24, ...

¿Qué número sigue y qué lugar ocupa?

a) 6912 y 7 b) 7 y 6912 c) 120 y 7 d) 7 y 120 e) 360 y 7

6. Los siguientes símbolos representan a los conjuntos numéricos ¿Cuál es la relación correcta?:

- a) $N \subset Z \subset I \subset Q \subset R$ b) $N \subset Z \subset Q \subset I \subset R$ c) $N \subset Z \subset Q \subset R$
 d) $N \subset Z \subset R \subset Q$ e) $Q \subset I \subset R$

7. El siguiente gráfico muestra el sueldo de 5 personas. ¿Cuál es la suma de los sueldos de la persona que gana menos con la que gana más?



- a) 7000 b) 5500 c) 4500 d) 9500 e) 6000

8. Del gráfico anterior. ¿Qué fracción representa el sueldo de la segunda persona que gana menos con respecto al total de sueldos pagados?

- a) $1/8$ b) $1/6$ c) $1/12$ d) $1/7$ e) $1/10$

9. En la siguiente sucesión:
 $3/7, 4/9, 5/11, 6/13, \dots$

Encuentre la ley de formación de los números

- a) $\frac{n}{n+4}$ b) $\frac{3n}{2n+1}$ c) $\frac{n}{3n-2}$ d) $\frac{n+2}{2n+5}$ e) $\frac{n}{3n+1}$

10. En la siguiente secuencia numérica, calcule el término que sigue.
 6, 6, 3, 6, 2,

- a) 10 b) 6 c) 8 d) 4 e) 3

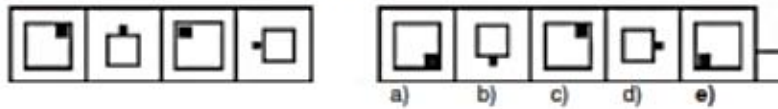
11. En la siguiente sucesión, calcule el término que sigue.
 E, H, K, N,

- a) S b) O c) P d) R e) U

12. En la siguiente secuencia, calcule los 2 términos que continúan.
 2, B, 4, G, 8, L, 16, P,...

- a) 32 y T b) 30 y V c) 32 y V d) 30 y T e) 32 y U

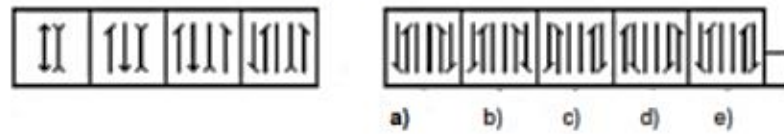
13. En la siguiente secuencia grafica. ¿Qué figura continua?



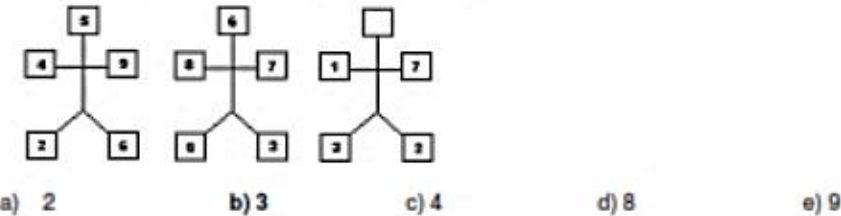
14. En la siguiente secuencia grafica. ¿Qué figura continua?



15. En la siguiente secuencia grafica. ¿Qué figura continua?



16. En la siguiente figura encuentre el número faltante.



17. Identifica a que conjunto numérico pertenecen los siguientes números:

1, 3, $\frac{1}{4}$, $\frac{7}{12}$ y $\sqrt{169}$

- a) N b) Z c) I d) Q e) I^+

18. En la siguiente sucesión, calcule el término que sigue.

D, F, I, M,

- a) A b) Q c) P d) S e) T

19. Anita tiene 2 faldas, 3 blusas y 5 pares de zapatos. ¿de cuantas maneras diferentes puede vestirse?

- a) 10 b) 25 c) 30 d) 8 e) 24

20. El señor Pepe quiere ir de Lima a Ica y luego regresar, si dispone de 2 rutas por aire y de 4 por tierra. ¿de cuantas maneras diferentes puede realizar el viaje sin regresar por el mismo lugar?

- a) 56 b) 36 c) 30 d) 11 e) 64

21. Los siguientes polígonos son llamados:



- a) Rectángulos
d) paralelogramos
 b) trapecios
 e) trapezoides
 c) pentágonos

22. Los siguientes sólidos geométricos, son llamados:



- a) cilindros
 d) conos
 b) prismas
 e) paralelepípedo
c) pirámides

23. Los siguientes sólidos geométricos, son llamados:



- a) **prismas**
 paralelepípedos
 b) pirámides
 d) paralelogramos
 e) tetraedro
 c)

24. ¿Cuántas aristas tiene un prisma de base pentagonal?

- a) 10
 b) 12
c) 15
 d) 16
 e) 20

25. Un ganadero tiene suficiente comida para alimentar a 220 vacas por 45 días. Si fuesen 450 vacas ¿para cuantos días alcanzaría la comida?

- a) 81
 b) 18
 c) 24
d) 22
 e) 20

26. Al lanzar un dado legal al aire, ¿Cuál es la probabilidad de que no salga un número menor a 3?

- a) $\frac{1}{2}$
 b) $\frac{1}{4}$
c) $\frac{2}{3}$
 d) $\frac{1}{3}$
 e) $\frac{3}{4}$

27. Al lanzar dos dados legales al aire, ¿Cuál es la probabilidad de que la suma de números sea mayor a 9?

- a) $\frac{1}{9}$
b) $\frac{1}{6}$
 c) $\frac{1}{12}$
 d) $\frac{1}{8}$
 e) $\frac{2}{9}$

28. A un cerezo subí, que cerezas tenía, cerezas no comí y cerezas no deje. ¿Cuántas cerezas había?

a) 0 b) 1 c) 2 d) 3 e) no se puede determinar

29. En la siguiente sucesión numérica, ¿Qué término no pertenece a la sucesión?
 $\frac{5}{4}, \frac{4}{5}, \frac{7}{6}, \frac{6}{7}, \frac{9}{8}, \frac{8}{9}, \frac{11}{10}, \dots$

a) $\frac{4}{5}$ b) $\frac{5}{4}$ c) $\frac{6}{7}$ d) $\frac{8}{9}$ e) $\frac{11}{10}$

30. En la siguiente sucesión numérica, ¿Qué término no pertenece a la sucesión?
 $1, -1, 3, -5, 9, 11, \dots$

a) -1 b) 9 c) 3 d) -5 e) 11

31. En las siguientes figuras, ¿Cuál no guarda relación con las demás?



a)



b)



c)



d)



e)

32. En las siguientes figuras, ¿Cuál no guarda relación con las demás?



a)



b)



c)



d)



e)

Anexo 2. Validez del Test de Inteligencia Lógico-Matemática, Alva (2017)

Validez por Juicio de Expertos

El instrumento ha sido analizado y estudiado por tres docentes de la Facultad de Educación de la UNMSM y dos docentes de la Universidad Privada del Norte con grado académico de Magister o Doctor que los validaron de apropiados y muy apropiados para la recolección de datos de este estudio, teniendo una alta validez externa.

Nº	Expertos	Institución
01	Dr. Gonzalo Pacheco Lay	Director del instituto de investigaciones Educativas Facultad de Educación - UNMSM
02	Mg. Vladimir David Guerra Alvarado	Docente de Pregrado – Facultad de Educación - UNMSM
03	Dr. Elías Mejía Mejía	Docente de Posgrado – Facultad de Educación - UNMSM
04	Dr. Daniel Rubén Tacca Huamán	Asesor Pedagógico – Working Adult - UPN
05	Mg. María Torres Oporto	Docente de Pregrado – Facultad de Psicología - UPN

Determinación de la validez de contenido del instrumento

Ahora vamos a cuantificar la validez de Contenido del Juicio de Expertos. En la presente investigación se realizó el análisis con el coeficiente V de Aiken. Se determina con la razón de un dato obtenido sobre la suma máxima de la diferencia de los valores posibles. Puede ser calculado sobre la valoración de un conjunto de jueces con relación a un ítem o como valoraciones de un juez respecto a un grupo de ítems o criterio. Así mismo, las valoraciones asignadas pueden ser dicotómicas o politómicas.

Según la siguiente fórmula:

$$V = \frac{S}{(N(C-1))}$$

En donde:

V: Coeficiente de validación: V de Aiken

S: Sumatoria de valores

N = Número de jueces = 5 jueces

C = Número de valores = 4

(Inapropiado = 0, Poco apropiado = 1, Apropiado = 2 y Muy apropiado = 3)

Este coeficiente puede obtener valores entre 0 y 1, y a medida que sea más elevado el valor calculado, los ítems y criterios tendrán mayor validez de contenido. En este caso, para que el

análisis sea válido, el coeficiente V final del instrumento debe alcanzar puntajes iguales o superiores a 0.80, a un nivel de significación estadística de $p < 0.05$. Se obtuvo los siguientes resultados:

Aspecto	Criterio	Juez 1	Juez 2	Juez 3	Juez 4	Juez 5	V
Univocidad	La redacción de los ítems es clara y permite medir la variable de estudio.	2	2	3	3	3	0.87
Suficiencia	La cantidad de ítems del instrumento	2	2	2	2	3	0.73
Consistencia	El instrumento ha sido construido en base a aspectos científicos.	3	2	3	3	2	0.87
Coherencia	El instrumento muestra coherencia entre las dimensiones, indicadores e ítems.	3	2	2	2	2	0.73

Esto indica que todos los ítems y criterios evaluados alcanzaron coeficientes V de Aiken significativos, lo que nos permite concluir que el instrumento denominado: prueba para medir el nivel de inteligencia lógico matemática, presenta VALIDEZ DE CONTENIDO.