UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas

Carrera de Ingeniería en Sistemas Computacionales

COMPARACIÓN DE TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE DATOS: MACHINE LEARNING, BIG DATA E INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA EL PROCESO DE AUDITORÍA INFORMÁTICA APLICADO EN EL INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR 17 DE JULIO.

Trabajo de grado previo a la obtención del título de Ingeniero en Sistemas Computacionales

Autor:

Godoy Pai Edwing Patricio

Director:

MSc. Imbaquingo Esparza Daysi Elizabeth

Ibarra - Ecuador

2026

CERTIFICACIÓN DEL DIRECTOR DEL TRABAJO DE GRADO

Por medio del presente yo MSc. Imbaquingo Esparza Daisy Elizabeth, certifico que el Sr. Godoy Pai Edwing Patricio portador de la cedula de ciudadanía número 1003969076, ha trabajado en el desarrollo del proyecto de grado **"COMPARACIÓN DE TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE DATOS: MACHINE LEARNING, BIG DATA E INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA EL PROCESO DE AUDITORÍA INFORMÁTICA APLICADO EN EL INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR 17 DE JULIO.",** previo a la obtención del Título de Ingeniería en Sistemas Computacionales, esté trabajo se ha realizado con interés profesional y responsabilidad que certifico con honor de verdad.

Atentamente:

Firmado electrónicamente por:
DAISY ELIZABETH IMBAQUINGO ESPARZA
Validar únicamente con FirmaEC

MSc. Daisy Imbaquingo

DIRECTOR DE TRABAJO DE GRADO

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

BIBLIOTECA UNIVERSITARIA

AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

1. IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA

En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

DATOS DE CONTACTO			
CÉDULA DE IDENTIDAD:	1003969076		
APELLIDOS Y NOMBRES:	GODOY PAI EDWING PATRICIO		
DIRECCIÓN:	IBARRA, BARRIO 10 DE AGOSTO		
EMAIL:	epgodoyp@utn.edu.ec		
TELÉFONO FIJO:		**TELÉFONO MÓVIL:**	0979772526

DATOS DE LA OBRA	
TÍTULO:	COMPARACIÓN DE TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE DATOS MACHINE LEARNING, BIG DATA E INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA EL PROCESO DE AUDITORÍA INFORMÁTICA APLICADO EN EL INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR 17 DE JULIO.
AUTOR (ES):	EDWING PATRICIO GODOY PAI
FECHA DE APROBACIÓN: DD/MM/AAAA	06/03/2026
PROGRAMA:	■ **PREGRADO** ☐ **POSGRADO**
TITULO POR EL QUE OPTA:	**INGENIERO EN SISTEMAS COMPUTACIONALES**
ASESOR /DIRECTOR:	**ING. DAISY IMBAQUINGO PHD.**

2. CONSTANCIAS

El autor (es) manifiesta (n) que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto la obra es original y que es (son) el (los) titular (es) de los derechos patrimoniales, por lo que asume (n) la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá (n) en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 6 días del mes de marzo de 2026

EL AUTOR:

Edwing Patricio Godoy Pai

DEDICATORIA

A toda mi familia que creyeron en mí.

En especial a mi madre Barbara Pai por ese apoyo incondicional, por enseñarme el valor de la perseverancia y motivarme día a día lograr cada uno de mis metas. Eres mi pilar fundamental, mi motor y mayor motivo de superación, todo lo que soy es gracias a tus esfuerzos y dedicación por darme siempre lo mejor.

A mis hermanos Darwin, Jefferson, Gabriel, Rita, Claudia, Evelyn por ser mis amigos, confidentes y mi impulso para este logro.

AGRADECIMIENTO

Para todos los que me acompañaron en este largo camino siendo fundamental para mi crecimiento, gracias a ustedes estoy aquí y siendo la persona que soy ahora.

Un agradecimiento a mi mentora: PhD. Daisy Imbaquingo, por ser la docente y amiga que todo estudiante deberíamos tener, siendo ella la promotora de este gran logro.

A mis amigos de la universidad que se convirtieron en mi segunda familia, con los que compartí grandes momentos, gracias por su cariño y afecto cuando más lo necesitaba.

Como pasar por alto a mi familia, gracias por siempre motivarme y regalarme su apoyo incondicional desde el día uno hasta el día de hoy, nunca creo poder pagarles todo lo bueno que me han regalado.

Este mi mayor logro hasta hoy pero agradezco al destino por ponerles en mi camino sin ustedes no lo habría logrado.

TABLA DE CONTENIDOS

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Resumen

El presente trabajo de investigación surge de la necesidad de adoptar técnicas avanzadas de datos para el manejo de grandes volúmenes de datos en el proceso de auditoría informática, dado que los procesos tradicionales resultan insuficientes para identificar fallas y patrones anómalos de manera eficiente. El objetivo general del estudio fue comparar las técnicas de análisis de datos Machine Learning, Big Data e inteligencia artificial para la aplicación en el proceso de auditoría en el Instituto Superior Tecnológico 17 de Julio. Se aplicó la metodología cualitativa, empleando la revisión bibliográfica y la matriz de comparación basada en criterios de eficiencia, precisión y costo. Dado el análisis, se seleccionó la técnica avanzada de datos big data, como la más idónea, debido a ser la de mayor capacidad de análisis de transacciones. En la ejecución práctica, se utilizó la metodología CRISP-DM y algoritmos de agrupamiento (K-Means) utilizando Python en Google Colab, enfocado en el módulo de notas. Además, fundamentando la auditoría en la norma ISO/IEC 25012:2008 para evaluar la calidad de los datos en términos de precisión, confidencialidad y trazabilidad. Los resultados revelaron un 14.21% de imprecisión en los datos evaluados, identificando modificaciones de notas fuera del periodo establecido y una notable falta de políticas de seguridad formalmente documentadas. Como resultado, se puede apreciar que la implementación de la técnica de análisis de datos Big Data permite una auditoría eficiente, facilitando la detección de irregularidades que los métodos tradicionales no logran identificar.

Palabras clave: Datos, auditoría informática, big data, técnicas de análisis de datos, clúster, CRISP-DM.

Abstract

This research work arises from the need to adopt advanced data techniques for handling large volumes of information within the IT audit process, given that traditional methods are insufficient for identifying failures and anomalous patterns efficiently. The general objective of the study was to compare machine learning, big data, and artificial intelligence data analysis techniques for their application in the auditing process at the "17 de Julio" Higher Technological Institute. A qualitative methodology was applied, utilizing a literature review and a comparison matrix based on criteria of efficiency, precision and cont. Based on the analysis, Big Data was selected as the most suitable advanced technique due to its superior capacity for transactional analysis. During the practical execution, the CRISP-DM methodology and clustering algorithms (K-Means) were implemented using Python in Google Colab, focusing on the academic grading module. Furthermore, the audit was grounded in the ISO/IEC 25012:2008 standard to evaluate data quality in terms of accuracy, confidentiality and traceability. The results revealed a 14.21% inaccuracy in the evaluated data, identifying grade modifications made outside the established periods and a notable lack of formally documented security policies. Consequently, it is evident that implementing big data analysis techniques enables an efficient audit, facilitating the detection of irregularities that traditional methods fail to identify.

Keywords: Data, IT Audit, Big Data, data analysis techniques, cluster, CRISP-DM

INTRODUCCIÓN

Antecedentes

La capacidad de descubrir grandes volúmenes de datos obliga al auditor informático adoptar técnicas avanzadas de datos equivalentes a métodos prácticos utilizados para la recolección de datos con el propósito de identificar fallas, para proporcionar mayor comprensión en la información así logrando mejorar los procesos tradicionales (Castello, 2017).

Para ayudar al desarrollo de procesos de los auditores informáticos, hay que apelar técnicas de datos que ayuden a mejorar los mecanismos para la manipulación y abstracción de la información permitiendo el uso de herramientas que permiten agilizar las tareas prolongadas a los auditores (Dimitris et al., 2020).

Actualmente la implementación de técnicas de data posee una gigantesca participación en el desarrollo informático, en el lapso de los años se ha incluido en la auditoria dando como consecuencia la ejecución de aprendizaje automático de procesos de auditorías informáticas.

La auditoría automatizada lograría a los auditores concentrarse en el control y estructura de la gobernanza así operar con eficacia, proporcionando seguridad al centrarse en el negocio.

Situación actual

Incorporar técnicas de datos en la aplicación de auditoria informática ayuda a obtener resultados óptimos para los auditores, haciendo más fácil el manejo de información y facilitar algunas de sus actividades por medio de la automatización de procesos (Davenport, 2016).

La inteligencia artificial está logrando una mejor evaluación de auditorías, siendo Watson el asistente inteligente más eficiente, rápido y seguro, capaz de desarrollar un análisis de texto basado en el aprendizaje profundo, directamente de archivos de textos o direcciones URL, eliminando automáticamente los enlaces de navegación y otros contenidos irrelevantes (Martínez, 2018).

Por otra parte, las herramientas de Big Data permiten establecer un universo mayor de la información analizada, generando confianza de la exactitud de las pruebas y resultados obtenidos eliminando los riesgos existentes (Morales & Berrios, 2018).

En su lugar la capacidad de predicción de machine learning está siendo utilizada para la utilización de modelos predictivos, entonces si hay alguna variación en el comportamiento habitual, el sistema decide si se trata de amenazas generando alertas (Lopez, 2019).

Sin lugar a duda los sistemas expertos ayudan a los auditores sobre los juicios de materialidad en la etapa de la planificación en la auditoria informática, se trata de un modelo computacional que simula el proceso cognoscitivo del razonamiento de un experto en el tema (Cobo, 2016).

En un mundo de intensa automatización, las habilidades de los auditores deben cambiar drásticamente. Algunos procedimientos de auditoria podrían automatizarse en el contexto de fábricas inteligentes, desde el punto de vista de Auditoria 4.0, podrían emplearse para monitorear el flujo de datos contables (Dai & Vasarhelyi, 2016).

Prospectiva

El presente trabajo de investigación permitirá analizar las técnicas avanzadas de datos aplicadas en la auditoria informática, basado en técnicas actuales como son; Inteligencia Artificial, Big Data, Machine Learning, Sistemas Expertos y Redes Neuronales con la finalidad de identificar cual es la técnica que más se acopla para utilizar en nuevo método de auditoria informática del Instituto Tecnológico “17 de Julio”.

Planteamiento del Problema

Actualmente se ha evidenciado que existen varias técnicas avanzadas de datos para auditorias informáticas, en la cual los procesos son extensos y no eficientes provocando pérdida de tiempo y recursos en los auditores. Algunos casos se utilizan herramientas sin contar con el conocimiento de su aplicación, en estos momentos donde se haya una variedad de técnicas en investigación para el desarrollo de aprendizaje profundo en auditorias informáticas es importante recalcar las cualidades de su función.

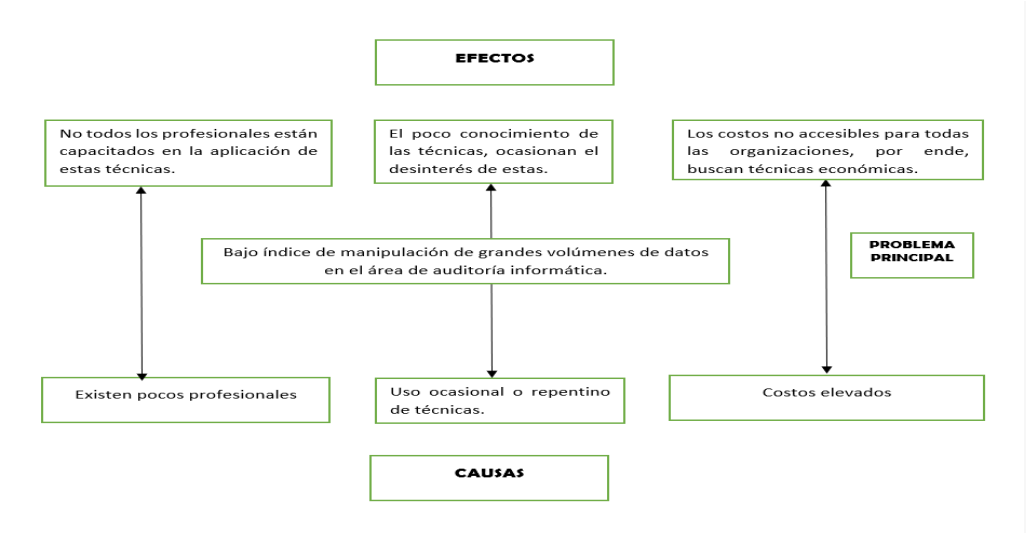

Ilustración 1 Árbol de problemas.

Objetivos

Objetivo General

Comparar técnicas de análisis de datos Machine Learning, Big data e Inteligencia Artificial para el proceso auditoria informática aplicado en el Instituto Tecnológico Superior 17 de Julio.

Objetivos Específicos

Fundamentar un marco teórico sobre las técnicas de análisis de datos Machine Learning, Big data e Inteligencia Artificial aplicadas a la auditoría informática.

Identificar métricas y factores de evaluación con los resultados obtenidos en el proceso de auditoría.

Validar los resultados obtenidos del análisis de las técnicas avanzadas de datos.

Alcance

El proyecto tendrá como finalidad realizar la comparación de las técnicas de análisis de datos, como lo son Machine Learning, Big data e Inteligencia Artificial, implementadas en el proceso de auditoria informática aplicado en el Instituto Tecnológico Superior 17 de Julio. Para el efecto, se utilizará criterios de la metodología cualitativa, aplicando el estudio interpretativo, así lograr la de recolección de datos mediante fuentes de investigación científica llevadas a cabo en los últimos años, con el propósito de facilitar un informe referente para la implementación de nuevas tecnologías en la auditoría informática. La

verificación de la información estará dada por la inducción analítica para lograr validez de los datos recuperados.

La información será validada por expertos en el tema mediante el método Delphi, quienes se encargarán de evaluar el tema, basado a su experticia que servirá como aval para la validación de la investigación propuesta.

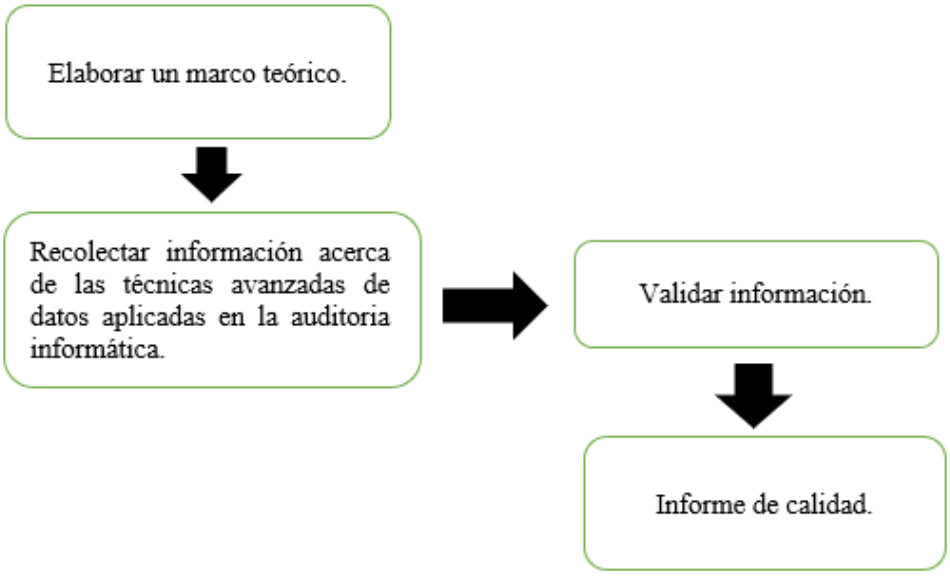

Ilustración 2 Estructura de trabajo.

Marco teórico: Dentro del marco teórico se realizará una búsqueda sobre las técnicas de datos Machine Learning, Big data e Inteligencia Artificial aplicadas en la auditoría informática aplicado en el Instituto Tecnológico Superior 17 de Julio, se describirá los conceptos correspondientes de las técnicas a comparar y características importantes, así como, la metodología con la cual se propone comparar las técnicas avanzadas de datos aplicadas en la auditoría, los puntos descritos anteriormente serán extraídos de fuentes bibliográficas con contenido científico.

El marco teórico es el modelo para la investigación de la tesis, sirve como guía sobre la que se puede construir y apoyar su estudio, por lo que es importante construirlo de manera efectiva de manera efectiva para lograr mejores resultados dentro de la investigación que se está desarrollando (Grant & Osanloo, 2014).

Recolectar información: Se realizará una recolección de datos sobre las técnicas avanzadas de datos aplicadas en la auditoría informática, mediante la investigación cualitativa.

Validar información: Se procederá a evaluar las técnicas avanzadas de datos aplicadas en la auditoría informática, mediante la metodología cualitativa, aplicando la inducción analítica, con la que se propone consolidar las herramientas con mejores cualidades, dada cada una de las técnicas aplicada.

Informe de calidad y aporte al proyecto de investigación: Los resultados del proyecto de investigación se verán reflejados en un informe de calidad, también se aportará con las características sugeridas por el autor del trabajo de investigación en su segunda base.

Justificación

Político

La agenda para el desarrollo sostenible cuenta con 17 objetivos, de los cuales el presente proyecto se enfoca en el objetivo 16 de los ODS, que plantea: "Promover sociedades pacificas e inclusivas para el desarrollo sostenible, facilitar el acceso a la justicia para todos y construir a todos los niveles instituciones eficaces e inclusivas que rindan cuentas" (Guillán & Le Blanc, 2019).

Los cambios repentinos de la tecnología a nivel mundial, en los últimos años, basados a los grandes avances tecnológicos observados en las últimas décadas, promueve la evolución de nuevas técnicas de datos como soporte en era de las TI, por lo cual justifica de manera necesaria la realización de este trabajo.

La presente investigación propone una comparación de técnicas de análisis de datos Machine Learning, Big data e Inteligencia Artificial para el proceso auditoria informática aplicado en el Instituto Tecnológico Superior 17 de Julio con el fin de proporcionar información eficaz de las herramientas con el desarrollo del aprendizaje automático en la actualidad.

Tecnológico

En la actualidad se han desarrollado varias técnicas de datos aplicadas a la auditoria informática, que se encuentran a la disposición de cualquier persona o empresa, para usarlas de manera libre gratuita, con el propósito de contribuir con el mejoramiento de las auditorias informáticas (With & Analytics, 2016).

Teórica

La investigación está sustentada en la Junta estándar internacional de auditoría y aseguramiento con sus siglas en inglés IAASB, que manifiestan el avance del desarrollo de técnicas de datos aplicadas en la auditoria informática para facilitar auditorias de calidad (IAASB, 2016).

Metodológica

El método para el fundamento se basa en la investigación de documental de técnicas avanzadas de datos aplicadas a la auditoria informática, analizando las herramientas con mejores fundamentos en la era de automatización de las cosas, aplicando la metodología cualitativa en la comparación de las mejores técnicas.

Riesgos

R1: Falta de práctica en la realización de las investigaciones.

Incumplimiento de las políticas y estrategias de investigación.

Interpretación errónea de los resultados obtenidos en la investigación.

Ilustración 3 Mapa de riesgos.

CAPÍTULO 1

Marco Teórico

1.1 Variables de investigación

Para fundamentar el marco teórico, es importante conocer y entender el objeto de estudio y la red de variables que van a ser usadas en la investigación, con el fin de buscar, analizar y revisar información relacionada con las variables. Las variables identificadas se muestran en la Ilustración 4.

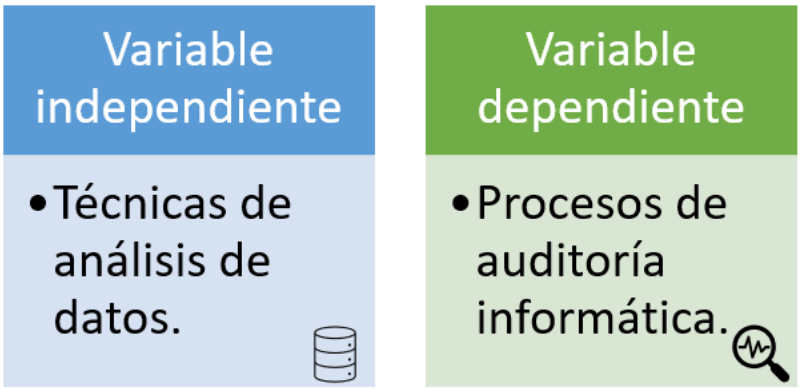

Ilustración 4 Variables de investigación.

1.2 Procesos de auditoría

La auditoría es el proceso de evaluar para obtener evidencias correspondientes a hechos, fenómenos y operaciones y así determinar el grado de cumplimiento frente a políticas y procedimientos establecidos. En otros términos, es la evaluación de cómo se administran y operan los recursos para ser aprovechados de manera adecuada (Murgueytio, 2017; Tapia et al., 2016).

La auditoría va más allá de evaluar y detectar errores o fallas; es un proceso importante que busca examinar y analizar la eficiencia del objeto, producto o servicio auditado (Romero & Vargas, 2019), con el fin de conocer si se realiza de acuerdo con los objetivos planteados (Piattini, 2015) y debe ser ejecutado por una entidad o persona debidamente cualificada, con experiencia, independiente de las actividades que se están auditando para no perder objetividad (Álvarez, 2008).

La auditoría ha evolucionado a través de los años para centrarse en áreas y actividades específicas (ver Ilustración 5), considerando las normas y leyes de cada país; sin embargo,

es importante adoptar las reglas internacionales, técnicas y metodologías como apoyo y mejora del proceso de auditoría (Forero et al., 2017; Muñoz, 2002). En la Ilustración 5 se observa una línea de tiempo de cómo ha evolucionado la auditoría.

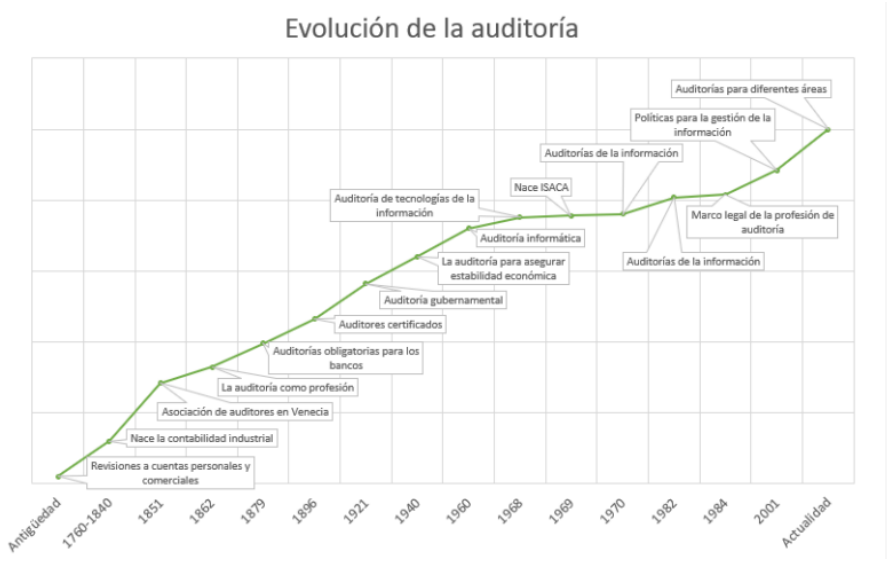

Ilustración 5 Evolución de la auditoría. Fuente: (San Pedro, 2022).

1.2.1 Tipos de auditoría

La evolución de la auditoría ha dado lugar a varias áreas de especialización, lo que genera varios criterios para su clasificación, tales como: objetivos, sujetos, alcance, elementos que intervienen, actividad auditada, quién la ejerce y por su naturaleza (Muñoz, 2002; Murgueytio, 2017; Yánez & Yánez, 2012). En conclusión, cualquier asunto de interés puede ser auditado (Montilla & Herrera, 2006; San Pedro, 2022). En la Ilustración 6 se observan los tipos de auditoría de acuerdo con su clasificación:

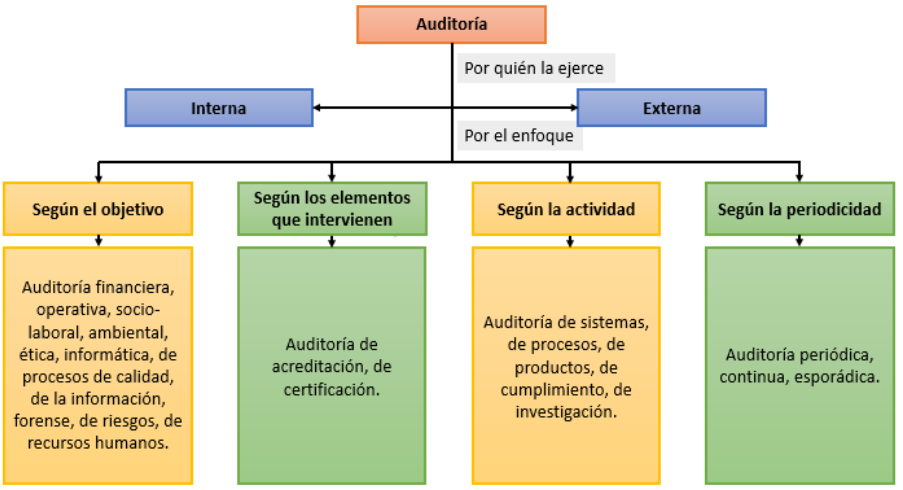

Ilustración 6 Tipos de auditoría.

1.3 Auditoría informática

(Guaman & Guaman, 2017) describe a la auditoría informática como el conjunto de técnicas, herramientas e instrucciones para evaluar el desempeño y efectividad de todas las actividades en relación con las normativas informáticas vigentes. Se implementa por la necesidad de examinar, verificar y corregir el ambiente tecnológico, sistemas informáticos, la información que se genera, las comunicaciones, entre otros elementos relacionados (Imbaquingo et al., 2020).

Para (Salgado et al., 2017), la auditoría informática es un sinónimo de detección de errores para la mejora y eficiencia de una organización. Del mismo modo, (Campos et al., 2019) afirma que la auditoría informática es el proceso de recoger y evaluar evidencia de sistemas de información y recursos relacionados con el fin de conocer si se protegen correctamente los activos, conservan la seguridad de la información, proveen información confiable, logran los objetivos organizacionales, usan eficientemente los recursos y que las incidencias sean evitadas y corregidas de manera oportuna.

Entre los objetivos a alcanzar con la aplicación de una auditoría informática se tienen: la optimización de recursos relacionados a los sistemas informáticos, aumentar la satisfacción del cliente, fortalecer la seguridad informática con recomendaciones de seguridades y controles, conocer la situación actual del área informática y el logro de objetivos, minimizar riesgos en el uso de tecnologías de la información y brindar capacitación a los involucrados en los sistemas de información (Collaguazo, 2016).

1.3.1 Fases de la auditoría informática

La auditoría informática se realiza en las mismas fases que una auditoría financiera, con la diferencia de que se debe escoger la especialización dentro del área informática; entre estas opciones se tiene auditoría de gestión, auditoría de información, auditoría a la base de datos, auditoría de seguridad de la información, auditoría de seguridad física, auditoría de seguridad lógica, auditoría de comunicaciones, auditoría de personal de TI (Villacís, 2015).

La auditoría informática tradicionalmente está estructurada en 3 fases: Planificación, ejecución y comunicación de resultados, de acuerdo con la propuesta estandarizada planteada por (Chiriboga, 2022).Sin embargo, en la propuesta de un Método de Auditoría Informática para Instituciones de Educación Superior (MAIIES) propuesto por (Imbaquingo,

2023), se consideran 2 fases adicionales a las mencionadas anteriormente: Validación de la auditoría y seguimiento de la auditoría.

1.3.2 Planificación de la auditoría

Es considerada el origen de la auditoría y la fase más importante porque se comprende el entorno y estructura de una organización, así como los procesos dentro del área informática o el objeto a auditar, las actividades a desarrollar, las técnicas y herramientas a usar; se define el alcance y los objetivos de la auditoría, con el fin de proponer una estrategia que asegure el logro de los objetivos planteados (Bonilla, 2015; Gutiérrez, 2003). En esta fase se define el equipo auditor, quien será el encargado de definir las metas y recursos humanos y tecnológicos para alcanzar los objetivos bajo un sistema integrado de decisiones (Castello, 2017).

Dentro de la fase de planificación se consideran las siguientes actividades: Contacto con el cliente, estudio inicial del entorno a auditar, definir el equipo auditor, elaboración del plan preliminar, elaboración de propuesta de auditoría, comunicación y aprobación del plan preliminar, elaboración y firma del contrato (Chiriboga, 2022).

1.3.3 Ejecución de la auditoría

En esta fase se procede al trabajo de campo, que significa efectuar lo programado en la fase de planificación, con el objetivo de obtener evidencia a través de los procedimientos de auditorías que se encuentran contenidos en los programas respectivos, a efecto de obtener como resultado los papeles de trabajo y la evaluación de la evidencia para fundamentar las conclusiones y recomendaciones (Cubero, 2017; San Pedro, 2022).

En la fase de ejecución se realizan las siguientes actividades: Elaboración del documento plan de trabajo, fabricación de herramientas para el uso en la investigación de campo, implementar información, estudio de datos recopilados, planteamiento de conclusiones para su debida interpretación (Chiriboga, 2022).

1.3.4 Comunicación de resultados

Es la fase de comunicación del resultado y consiste en generar un informe de todo el ejercicio de auditoría, con el contenido de las conclusiones y recomendaciones planteado en problemática marcando la deficiencias del proceso en la ejecución (Cubero, 2017).

Las actividades dentro de esta fase son: Elaboración del informe final, lectura del borrador y entrega del informe final (Chiriboga, 2022).

1.3.5 Validación de la auditoría

En la fase de validación se hace un examen del nivel de calidad y seguridad de los resultados obtenidos en el proceso de auditoría; además, se hace una retroalimentación de qué actividades se cumplieron para determinar el éxito y confiabilidad del proceso (Imbaquingo, 2023).

Para la fase de validación de la auditoría, se evalúa el nivel de calidad y seguridad de los resultados del ejercicio de auditoría; además, se hace el análisis de cumplimiento de las actividades que se siguieron del MAIIES.

1.3.6 Seguimiento de la auditoría

La fase de seguimiento consiste en verificar qué acciones se han tomado para corregir los problemas revelados y si las recomendaciones del informe final de auditoría han sido consideradas, con el fin de fomentar una respuesta adecuada a los hallazgos de auditoría por parte del auditado o de otras entidades responsables y sentar bases para trabajos de auditoría futuros (Committee Contact of Heads of EU SAIs, 2004; Imbaquingo, 2023).

En la fase de seguimiento se tienen como actividades la consulta directa con el cliente y la verificación del informe final de auditoría para confirmar que las recomendaciones del ejercicio de auditoría fueron de apoyo a la toma de decisiones y mejora continua.

1.3.7 Involucrados en la auditoría

Los involucrados son las partes interesadas dentro del ejercicio de auditoría y son quienes tienen la responsabilidad de decidir las actividades que se vayan a efectuar; en consecuencia, son objeto de seguimiento por estar directamente relacionados con los procesos de auditoría y la información generada (Betancourt, 2015; Gómez, 2022).

En una auditoría interceden dos partes: el cliente o auditado y el auditor o equipo auditor. Del papel que juegan cada una de ellas y de cómo se interrelacionan va a depender el progreso y las consecuencias de la auditoría (Lorenzo, 2019).

El cliente es la organización que solicita la auditoría y tiene que como objetivos: revisar y aprobar la documentación, controlar que las actividades se ejecuten según el alcance y

cronograma, facilitar apoyo e información necesaria en el proceso de auditoría, entender el proceso y propósito de la auditoría y evaluar los recursos para realizar la auditoría, Mientras que el auditor es la o las personas que ejecutan la auditoría, entre sus actividades está tener alta capacidad de observación, documentar del proceso de auditoría, obtener aprobación del cliente en todas las actividades, orientar esfuerzos para el logro de objetivos, tener las competencias y conocimiento necesario para realizar la auditoría, dar sugerencias y recomendaciones efectivas para la organización, mantener la independencia en apariencia y acción y atender las solicitudes del cliente (Chiriboga, 2022).

1.4 Revisión de literatura

En un proyecto de investigación, la revisión de literatura es el sustento y la base fundamental para continuar en la práctica; en el estudio de (Webster & Watson, 2002) se sigue un proceso de cuatro fases descritas a continuación:

1.4.1 Preguntas de investigación

Las preguntas de investigación son consideradas como la médula en un proyecto de investigación y sirven como eje para profundizar el tema de interés e iniciar con la búsqueda de información (Ramos, 2016). Para el presente proyecto se han propuesto cuatro preguntas de investigación; en la Tabla 1 se describen las preguntas.

Tabla 1 Preguntas de investigación

N°	**Pregunta de investigación**	**Motivación**
PI1	¿Qué son las técnicas de análisis de datos?	Comprender qué es el análisis de datos y qué técnicas se usan en procesos de auditoría.
PI2	¿Qué es y cómo se usa el machine learning en auditoría?	Comprender qué es machine learning y cómo se implementa en procesos de auditoría.
PI3	¿Qué es y cómo se usa el big data en auditoría?	Comprender qué es Big Data y cómo se implementa en procesos de auditoría.
PI4	¿Qué es y cómo se usa la inteligencia artificial en auditoría?	Comprender qué es inteligencia artificial y cómo se implementa en procesos de auditoría.

1.4.2 Búsqueda de documentos

En la segunda fase de la revisión de literatura se consideran tres bases de datos bibliográficas: Science Direct, Scopus, IEEE y Springer, considerando como palabras clave: data, analysis, techniques, audit, computer audit, machine learning, big data y artificial intelligence. Obteniendo un total de 73 artículos, en la Ilustración 7 se observa el diagrama de búsqueda de información.

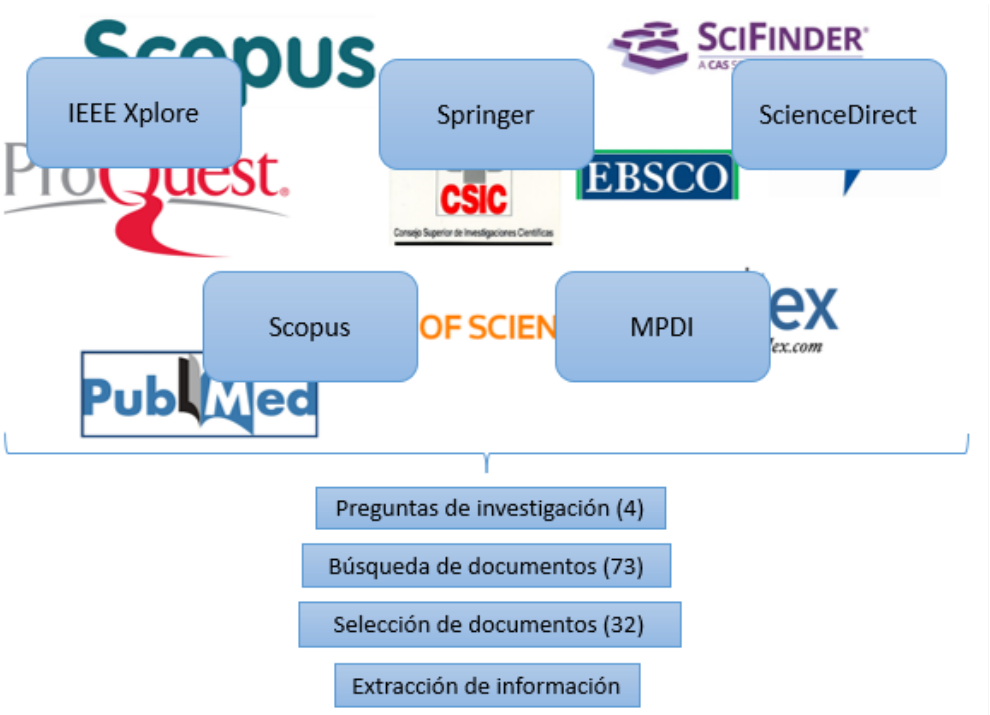

Ilustración 7 Diagrama de búsqueda

1.4.3 Selección de artículos

Para la selección de artículos se aplicaron criterios de inclusión y exclusión. Los criterios de inclusión son: artículos científicos y artículos indexados y no indexados relevantes para el proyecto, como ingeniería, análisis de datos, auditoría y auditoría informática, publicados en los últimos diez años (2014-2023) en inglés y español. Los criterios de exclusión son: trabajos duplicados y artículos enfocados en otras áreas de estudio.

La segunda fase considera los documentos relevantes a la Revisión Sistemática de la Literatura (SLR) y que responden a las preguntas de investigación: "¿Qué son las técnicas de análisis de datos? (PI1)", "¿Qué es y cómo se usa el machine learning en auditoría? (PI2)"

y “¿Qué es y cómo se usa el big data en auditoría? (PI3)”, “¿Qué es y cómo se usa la inteligencia artificial en auditoría? (PI4)”.

En la tercera fase, se revisa la Introducción y Conclusiones para verificar si la información contribuye y da respuesta a las preguntas de investigación. El número total de documentos después de aplicar las tres fases se presenta en la Tabla 2.

Tabla 2 Fases para la selección de artículos

Base de datos bibliográfica	**Fase I**	**Fase II**	**Fase III**
ScienceDirect	46	23	21
Scopus	8	7	6
Springer	8	5	4
IEEE	11	9	1
Total	73	44	32

Los artículos seleccionados se muestran en la Tabla 3.

Tabla 3 Artículos seleccionados

N°	**Título y autor**	**Base de datos bibliográfica**	**Año**	**País**
1	"Embedding process mining into financial statement audits" (Werner et al., 2021)	Scopus	2021	Países Bajos.
2	"An improved multi-copy cloud data auditing scheme and its application" (Tu et al., 2023)	ScienceDirect	2023	China.

3	"Design and implementation of university audit platform based on big data analysis" (H. Yang et al., 2022)	ScienceDirect	2022	China.
4	"A survey on blockchain-based integrity auditing for cloud data" (Han et al., 2022)	ScienceDirect	2022	China.
5	"Big data techniques in auditing research and practice: Current trends and future opportunities" (Gepp et al., 2018)	ScienceDirect	2018	Australia.
6	"Audit data analytics, machine learning, and full population testing" (Huang et al., 2022)	ScienceDirect	2022	Estados Unidos.
7	"Secure distributed data integrity auditing with high efficiency in 5G-enabled software-defined edge computing" (Liu et al., 2023)	ScienceDirect	2023	China.
8	"Accounting and auditing with blockchain technology and artificial Intelligence: A literature review" (Han et al., 2023)	ScienceDirect	2023	Reino Unido.
9	"Efficient certificateless public integrity auditing of cloud data with designated verifier for batch audit" (R. Li et al., 2022)	Springer	2022	China.
10	"Blockchain-based public auditing for big data in cloud storage" (J. Li et al., 2020)	ScienceDirect	2020	China.

11	"Using data mining as a tool for anomaly detection in food safety audit data" (Kleboth et al., 2022)	Scopus	2022	Países Bajos.
12	"How well do audit textbooks currently integrate data analytics" (Blix et al., 2021)	Scopus	2021	Estados Unidos.
13	"Hash function design for cloud storage data auditing" (Doukas et al., 2019)	ScienceDirect	2019	Grecia.
14	"What factors influence auditors' use of computer-assisted audit techniques?" (Bierstaker et al., 2014)	ScienceDirect	2014	Estados Unidos.
15	"Explaining the (non-) adoption of advanced data analytics in auditing: A process theory" (Krieger et al., 2021)	Springer	2021	Alemania.
16	"Achieving low-entropy secure cloud data auditing with file and authenticator deduplication" (X. Gao et al., 2021)	ScienceDirect	2021	China.
17	"Using machine learning to predict auditor switches: How the likelihood of switching affects audit quality among non-switching clients" (Hunt et al., 2021)	ScienceDirect	2021	Estados Unidos.
18	"Double machine learning with gradient boosting and its application to the Big N audit quality effect" (J. Yang et al., 2020)	ScienceDirect	2020	Taiwán.
19	"Machine learning methods applied to audit of surgical margins after curative	ScienceDirect	2021	Reino Unido.

	surgery for head and neck cancer" (Tighe et al., 2021)			
20	"A blockchain-based audit approach for encrypted data in federated learning" (Sun et al., 2022)	ScienceDirect	2022	China.
21	"Correlates of the internal audit function's use of data analytics in the big data era: Global evidence" (Rakipi et al., 2021b)	Scopus	2021	Italia.
22	"Incorporating big data in audits: Identifying inhibitors and a research agenda to address those inhibitors" (Alles & Gray, 2016)	Scopus	2016	Estados Unidos.
23	"Next generation smart sustainable auditing systems using Big Data Analytics: Understanding the interaction of critical barriers" (Shukla & Mattar, 2019)	ScienceDirect	2019	Reino Unido.
24	"Implications of Artificial Intelligence on the Objectives of Auditing Financial Statements and Ways to Achieve Them" (Y. Gao & Han, 2021)	ScienceDirect	2021	China.
25	"Artificial intelligence outperforms human students in conducting neurosurgical audits" (Brzezicki et al., 2020)	Springer	2020	Reino Unido.
26	"Visual analysis in identifying a typical indicator of financial statements as an element of artificial intelligence technology in audit" (Leonov et al., 2020)	ScienceDirect	2020	Rusia.

27	"The application of artificial intelligence in auditing: Looking back to the future" (Omoteso, 2012)	Springer	2012	Reino Unido.
28	"Data analytics in auditing: Opportunities and challenges" (Earley, 2015)	ScienceDirect	2015	Estados Unidos.
29	"The digital transformation of external audit and its impact on corporate governance" (Manita et al., 2020)	ScienceDirect	2020	Francia.
30	"Reimagining Auditing in a Wired World" (Byrnes et al., 2014)	ScienceDirect	2014	Estados Unidos.
31	"Big Data Analytics and Auditing: A Review and Synthesis of Literature" (Hezam et al., 2023)	Scopus	2023	Malasia.
32	"Let's talk about Computer Audit Quality: A systematic literature review" (Imbaquingo et al., 2021)	IEEE	2021	Ecuador.

1.4.4 Extracción de datos relevantes

Para la fase de extracción de la información, se agrupan los artículos de acuerdo con las preguntas de investigación. Se tienen 32 artículos científicos que dan respuesta a las cuatro preguntas de investigación, tal y como se muestra en la tabla 4.

Tabla 4 Extracción de información

Artículo	**Preguntas de investigación**			
N°	PI1	PI2	PI3	PI4
1	X			
2	X		X	

3	X	X		X
4	X		X	
5	X		X	
6	X			
7	X			
8	X		X	
9	X		X	
10	X		X	X
11	X			X
12	X		X	
13	X			
14	X			
15	X			
16	X		X	X
17	X			
18		X	X	
19		X		
20		X		
21		X		
22			X	
23			X	

24			X	
25				X
26				X
27				X
28				X
29	X			
30	X		X	X
31	X			
32	X			

1.5 Análisis de datos

Vivir en la era de explosión de información y desarrollo tecnológico en infraestructura, herramientas y sistemas de información, con la capacidad de cambiar la industria y remodelar los modelos comerciales existentes, ha creado desafíos para las organizaciones que implican la automatización de tareas cognitivas, aumentar las capacidades y conocimientos de los trabajadores, entre otras (Tiberius & Hirth, 2019).

En la actualidad el avance de las tecnologías de la información ha aumentado de manera considerable el volumen de los datos, considerados como sus activos más valiosos desde su recopilación, almacenamiento y procesamiento dentro de cualquier organización (Huang et al., 2022), en consecuencia, las técnicas para la disponibilidad de la información como la velocidad de procesamiento, almacenamiento en la nube y auge de las redes sociales han tenido que avanzar y cambiar para facilitar el acceso y la naturaleza de los datos para su uso (Alles & Gray, 2016)

Con el crecimiento de la información en las organizaciones nace la necesidad de extraer los datos para que sean visualizados y entendidos por el usuario (Krieger et al., 2021); a este proceso se le conoce como análisis de datos que es la ciencia de analizar, interpretar y comunicar datos para mejorar la eficacia de la toma de decisiones (Manita et al., 2020).

En este contexto, el desarrollo tecnológico y la importancia de los datos han impactado y generado interés en los procesos de auditoría, en especial para obtener evidencia de auditoría, tomando en cuenta que el tamaño de las muestras que los auditores examinan en una prueba sustantiva es superficial (Krieger et al., 2021). Para (Stewart, 2015) el análisis de datos de auditoría se define como "el análisis de los datos subyacentes a los estados financieros, junto con la información financiera o no financiera relacionada, con el fin de identificar posibles incorrecciones o riesgos de incorrecciones materiales." Por lo tanto, el análisis de datos en auditoría desempeña un papel fundamental en la identificación de transacciones anormales y su nivel de desviación, con el fin de priorizar las excepciones como la gravedad de las infracciones y los montos en dólares involucrados (Huang et al., 2022).

Con el análisis de datos, los auditores pueden proporcionar a sus clientes recomendaciones y puntos de referencia que incluyen indicadores, estadísticas y una visión más completa del cliente y los riesgos asociados, debido a que se hace un análisis más profundo que mejora la eficiencia del proceso de auditoría (Krieger et al., 2021; Manita et al., 2020). Entre otros beneficios del análisis de datos en auditoría, se tiene el mejorar la eficacia y oportunidad de los procesos de auditoría, ayudar a los gerentes a mejorar los procesos de gestión de riesgos (Dzuranin & Mălăescu, 2016a), optimizar la identificación de los riesgos que son críticos para su organización (Rakipi et al., 2021).

Sin embargo, la mayoría de los propietarios de datos suelen ser reacios a compartir datos por motivos de seguridad y privacidad (Sun et al., 2022), y los pasos para estudiar e interpretar el resultado de un análisis de datos requieren un alto nivel de experiencia por parte del auditor, ya que la salida de datos solo puede ser completada por personas con la capacidad de participar en comportamientos expertos, como el reconocimiento de patrones y el pensamiento crítico (Earley, 2015).

1.5.1 Uso de técnicas de análisis de datos en auditoría

Las innovaciones tecnológicas en la última década han desencadenado un aumento en la adopción de tecnología, los avances en el procesamiento de datos de detección remota contribuyendo a una gran generación de datos, pero las organizaciones enfrentan el desafío de dar sentido y extraer valor de la enorme cantidad de datos que adquieren

La digitalización ha impactado significativamente en el mercado laboral (Dengler & Matthes, 2018) y cambió la forma de hacer negocios en todas las áreas de actividad, incluidas las empresas de auditoría.

Hoy, una cuarta generación de herramientas aún más innovadoras está revolucionando nuestros hábitos". Para seguir siendo competitivas y diferenciarse de otras empresas, las empresas de auditoría deben evolucionar su modelo de negocio (Sahut et al., 2012) y oferta de servicios mediante la adquisición de tecnología innovadora para proponer soluciones digitales. Por lo tanto, la digitalización debería cambiar la forma en que los auditores manejarán las actividades de auditoría al proporcionar información adicional.

La digitalización de los procesos de auditoría le permite mejorar la evaluación de riesgos y la calidad de los juicios, identificando todas las anomalías y proponiendo soluciones. No obstante, la actividad de auditoría es un servicio regulado y estandarizado, y la digitalización debe considerar estas limitaciones. Lombardi et al. (2014, 2015) concluyen que la digitalización está cambiando el panorama de la auditoría y revolucionará la forma en que se realizan las auditorías.

Los requerimientos para que las firmas de auditoría adopten exitosamente las tecnologías, deben enfocarse en dos elementos clave: invertir en la seguridad de los datos para generar confianza en sus clientes y fomentar una cultura de innovación en todos los niveles de la organización para mantener sus servicios actualizados, sin descuidar las cuestiones legislativas y normativas, ya que las leyes y estándares actuales sobre transferencia de datos, seguridad y privacidad necesitan actualizarse para seguir el ritmo del avance digital (Manita et al., 2020).

1.5.2 Ventajas de usar técnicas de análisis de datos en auditoría

La digitalización y el uso de técnicas de análisis de datos están revolucionando el campo de la auditoría, ofreciendo numerosas ventajas que transforman tanto los procesos como los resultados de las auditorías (ver Tabla 5):

Tabla 5 Ventajas del uso de técnicas de análisis de datos

Ventaja	Descripción	Autor

Optimización del proceso de auditoría	Replantear y mejorar los procesos de auditoría actuales, optimizando el flujo operativo y reduciendo el tiempo de recopilación de datos.	(Sahut et al., 2012)
Nuevas ofertas de auditoría	Surgimiento de nuevas ofertas de servicios como la auditoría en tiempo real, análisis exhaustivo de datos y validación de datos de previsión.	(Sahut et al., 2012) (Manita et al., 2020)
Mejora de la calidad de la auditoría	Mejora en la calidad de la auditoría mediante el uso de nuevas herramientas digitales y el análisis integral de datos, detectando errores y anomalías con mayor precisión.	(Sahut et al., 2012) (Imbaquingo et al., 2021
Relevancia y valor añadido	Mayor relevancia de la auditoría, agregando valor al cliente.	(Huang et al., 2022)
Redefinición del perfil del auditor	Desarrollo de un nuevo perfil de auditor con habilidades específicas en análisis de datos y gestión de nuevas herramientas de control.	(Sahut et al., 2012)(Manita et al., 2020)
Aumento de la productividad y eficiencia	Automatización de procesos, lo que mejora la productividad y la eficiencia operativa.	(Manita et al., 2020)
Cambio en el enfoque de auditoría	Transformación de un enfoque de muestreo a uno que utiliza la exhaustividad de los datos, analizando toda la población en lugar de una muestra.	(Huang et al., 2022)
Especialización en nuevas tecnologías	Contratación de especialistas en digital, robótica, análisis de datos, blockchainy otras tecnologías avanzadas.	(Manita et al., 2020)

Mayor valor añadido para el cliente	Foco en tareas de mayor valor añadido, proporcionando análisis más relevantes de los procesos e información de los clientes.	(Manita et al., 2020)
Detección mejorada de errores y anomalías	Cobertura total de los datos de los clientes, lo que permite detectar la mayoría de los errores y anomalías en los estados financieros y sistemas de control.	(Manita et al., 2020)
Innovación y evolución constante	Las firmas de auditoría deben innovar y evolucionar constantemente sus procesos y herramientas para satisfacer las necesidades cambiantes de los clientes.	(Manita et al., 2020)
Eficiencia y eficacia	Mejora de la eficiencia y la eficacia de la auditoría a través del análisis de datos de auditoría.	(Huang et al., 2022)

Estas ventajas muestran cómo las nuevas tecnologías y el uso de técnicas para el análisis de datos impulsan la transformación y mejora continua de las prácticas de auditoría, destacando la importancia de mantenerse a la vanguardia tecnológica para ofrecer servicios de alta calidad y valor añadido a los clientes.

1.5.3 Desventajas de usar técnicas de análisis de datos en auditoría

A pesar de las numerosas ventajas que la digitalización y el uso de técnicas de análisis de datos ofrecen en los procesos de auditoría, también existen varias desventajas y desafíos significativos que deben ser considerados (ver Tabla 6):

Tabla 6 Desventajas del uso de técnicas de análisis de datos

Desventajas	**Descripción**	**Autor**
Seguridad y privacidad	Considerar los riesgos de ciberseguridad y usar software para garantizar la seguridad y privacidad corporativa.	(Dinesh & Juvanna, 2017)

Costes de investigación y desarrollo	Ahorro de tiempo no necesariamente significa ahorro de costes debido a la inversión en investigación y desarrollo, incluyendo contratación de científicos de datos.	(Golia, 2013)
Costos de contratación	Costos asociados con la contratación de expertos en el campo digital y análisis de datos.	(Manita et al., 2020) (Huang et al., 2022)
Falta de experiencia	Los auditores a menudo no están familiarizados con muchos métodos analíticos.	(Manita et al., 2020)
Interpretación de resultados	Resultados difíciles de interpretar.	(Manita et al., 2020)
Documentación	La documentación es un problema al llevar a cabo pruebas de población completa, ya que se deben elegir técnicas analíticas para aplicarlas a toda la población de transacciones.	(Manita et al., 2020)
Carga de responsabilidad	Las pruebas de población completa pueden imponer una carga de responsabilidad excesiva a los auditores y se necesitan estándares de auditoría claros.	(Manita et al., 2020)
Resistencia del cliente	Puede surgir resistencia si el cliente no ve los beneficios de las pruebas de población completa debido al tiempo y esfuerzo requeridos.	(Manita et al., 2020)
Calidad de los datos	La calidad de los datos almacenados en la base de datos del cliente puede afectar el resultado de las pruebas de población completa.	(Manita et al., 2020)

Consideraciones éticas	Los modelos analíticos de datos o la IA no pueden considerar preocupaciones morales o éticas como lo hacen los auditores.	(Manita et al., 2020)
Infraestructura de hardware	Falta de infraestructura de hardware adecuada para el procesamiento de altos volúmenes de información.	(Haddara et al., 2018) (Huang et al., 2022)

Al comparar el número de ventajas y desventajas de la digitalización y el uso de técnicas de análisis de datos en los procesos de auditoría, se observa que las ventajas superan ligeramente a las desventajas en términos de impacto positivo y mejora. Estas mejoras permiten a las firmas de auditoría ofrecer servicios más relevantes y de mayor valor añadido a sus clientes. Sin embargo, las desventajas, como los altos costos de investigación y desarrollo, la necesidad de contratar expertos en análisis de datos y las barreras relacionadas con la experiencia y habilidades de los auditores, presentan desafíos significativos. A pesar de estos desafíos, la adopción de tecnología y nuevas técnicas es la mejor opción a largo plazo, ya que las ventajas proporcionan una base sólida para mejorar la eficiencia, calidad e innovación en los procesos de auditoría.

1.5.4 Técnicas de análisis de datos

En la revisión de la literatura, se identificaron diversas técnicas de análisis de datos (ver Tabla 7) que han revolucionado el campo de la auditoría. Entre estas técnicas se encuentran el data mining, big data, inteligencia artificial (IA), machine learning, blockchain, funciones hash y la minería de procesos. Estas técnicas y herramientas han sido aplicadas e investigadas extensivamente para su uso en procesos de auditoría, proporcionando nuevas formas de analizar y entender los datos. Su aplicación ha permitido a los auditores mejorar la eficiencia y la precisión de sus procesos de auditoría, permitiendo un análisis más profundo y significativo.

Tabla 7 Técnicas de análisis de datos

Técnica	**Descripción**	**Autor**

Minería de procesos	La minería de procesos es una técnica novedosa en auditoría que automatiza el análisis de los procesos de negocio, mediante la revisión de estándares y un estudio de campo. Su implementación mejora la fiabilidad de las conclusiones y las pruebas de auditoría al reemplazar los procedimientos manuales.	(Werner et al., 2021) (Byrnes et al., 2014)
Minería de datos	La minería de datos se utiliza como una herramienta para la detección de anomalías en los datos de auditoría.	(Kleboth et al., 2022)
Big data	Manejo y análisis de una gran cantidad de datos para obtener una visión más completa y precisa de la situación que se está auditando. Se está investigando para intentar emplear en la auditoría de integridad de datos.	(H. Yang et al., 2022) (Han et al., 2022) (Gepp et al., 2018) (Manita et al., 2020) (Byrnes et al., 2014) (Hezam et al., 2023)
Inteligencia Artificial	La validación multiparte de los protocolos de blockchain agrega datos confiables en tiempo real para los sistemas de IA utilizados por los auditores para mejorar la seguridad y la eficiencia	(Han et al., 2023)
Machine learning	Se utiliza para permitir un análisis de toda la población en lugar de una muestra de las transacciones.	(Huang et al., 2022) (Hunt et al., 2021)
Blockchain	El esquema propone un marco de auditoría descentralizado para eliminar la dependencia de un auditor de terceros, lo que aumenta la estabilidad, seguridad y rendimiento del esquema completo.	(Tu et al., 2023) (Han et al., 2022) (Han et al., 2023) (J. Li et al., 2020)

Funciones hash	Árbol hash Merkle para mejorar el rendimiento de la verificación. Se propone una verificación de integridad eficiente y ligera para los datos replicados en diferentes servidores de borde basada en hash homomórfico y algoritmos de muestreo	(Tu et al., 2023) (Liu et al., 2023) (J. Li et al., 2020) (Doukas et al., 2019)

Para el presente proyecto de investigación y cumpliendo con el alcance, se realizará la comparación entre machine learning, Inteligencia Artificial (IA) y big data. Estas tres técnicas de análisis de datos representan algunos de los avances más significativos en la auditoría y cada una ofrece sus propias ventajas y desafíos únicos. A través de esta comparación, buscamos entender mejor cómo estas técnicas pueden ser aplicadas de manera más efectiva en los procesos de auditoría, y cómo pueden complementarse entre sí para mejorar la eficiencia y precisión de la auditoría.

1.6 Machine Learning en auditoría

En la revisión bibliográfica se identificó que en los estudios sobre la aplicación del Machine Learning o Aprendizaje Automático se utiliza en la auditoría de diversas maneras, desde la estimación del efecto de la calidad de la auditoría hasta la predicción del estado de los márgenes quirúrgicos en la auditoría médica. También se utiliza en combinación con otras tecnologías, como la blockchain, para auditar datos cifrados en el aprendizaje federado. Además, el uso de análisis de datos, incluyendo técnicas de aprendizaje automático, puede estar asociado con una mayor eficacia de la función de auditoría interna.

Específicamente, en el estudio realizado por (J. Yang et al., 2020) se utiliza un método de aprendizaje automático denominado Aprendizaje Automático Doble (Double Machine Learning) con Aumento de Gradiente (Gradient Boosting) para estimar el efecto de la calidad de la auditoría de las grandes firmas de auditoría, concluyendo que los auditores de estas firmas tienen un efecto positivo en la calidad de la auditoría y es significativo tanto estadística como económicamente.

(Tighe et al., 2021) llevan a cabo un estudio para auditorías médicas que utiliza métodos de aprendizaje automático para predecir el estado de los márgenes después de la cirugía curativa para el cáncer de piel no melanoma facial. Los autores desarrollaron modelos predictivos

que demostraron una buena discriminación para predecir el estado del margen después de la escisión de carcinomas basocelulares y carcinomas de células escamosas.

En el artículo de (Sun et al., 2022) se propone un enfoque de auditoría basado en blockchain para gradientes cifrados. Utiliza una cadena de comportamiento para registrar los gradientes cifrados de los propietarios de los datos, y una cadena de auditoría para evaluar la calidad de los gradientes. El aprendizaje automático se utiliza en este contexto para evaluar la calidad de los gradientes.

Mientras que el estudio de (Rakipi et al., 2021) investiga la correlación del uso de análisis de datos, incluyendo técnicas de aprendizaje automático, por parte de las funciones de auditoría interna. Los autores encontraron una asociación positiva y significativa entre el uso de análisis de datos y la función de auditoría interna que informa al comité de auditoría y la capacidad de los directores de auditoría para construir relaciones positivas con los gerentes.

1.6.1 Ventajas

- **Detección de fraudes:** Los algoritmos de ML pueden identificar patrones inusuales y detectar fraudes con mayor precisión.
- **Automatización:** Permite la automatización de tareas repetitivas y la reducción de errores humanos.
- **Análisis predictivo:** Facilita la predicción de riesgos financieros futuros basados en datos históricos.

(Sahut et al., 2012).

1.6.2 Desventajas

- **Requiere gran cantidad de datos:** Los modelos de ML necesitan grandes volúmenes de datos etiquetados para entrenarse adecuadamente.
- **Complejidad y costo:** Implementar y mantener sistemas de ML puede ser costoso y requiere habilidades especializadas.
- **Transparencia:** Los modelos de ML pueden actuar como "cajas negras", lo que dificulta la interpretación y explicación de sus decisiones.

(Huang et al., 2022; Manita et al., 2020).

1.7 Big Data en auditoría

El Big Data se utiliza en la auditoría de diversas maneras, desde la detección y prevención de manipulaciones de datos hasta la mejora de la transparencia y la confianza en la práctica contable. También se utiliza en combinación con otras tecnologías, como blockchain, para auditar datos en la nube. Además, el uso de análisis de datos puede estar asociado con una mayor eficacia de la función de auditoría interna.

En los estudios realizados por (Tu et al., 2023) y (Han et al., 2022) el Big Data se utiliza en la auditoría de datos en la nube. Con la diferencia de que los primeros desarrollan técnicas de auditoría que se centran en la detección y prevención de manipulaciones de datos maliciosas o no autorizadas y los segundos realizan una revisión en profundidad sobre la auditoría de integridad de datos en la nube basada en blockchain (J. Li et al., 2020). De la misma manera (Han et al., 2023) hacen una revisión sobre cómo la tecnología blockchain impactará en la contabilidad en general, mejorando la transparencia y confianza en la práctica contable.

Por su lado, (X. Gao et al., 2021) en su estudio proponen un esquema de auditoría de datos en la nube que soporta la duplicación de archivos y autenticadores. Para el archivo con baja entropía, la nube maliciosa no puede falsificar ningún autenticador para pasar la verificación de auditoría. Mientras que (R. Li et al., 2022) muestran un esquema de auditoría pública sin certificado para los datos de la nube, que puede evitar problemas de gestión de certificados y problemas inherentes de custodia de claves.

En los estudios realizados por (Gepp et al., 2018) y (Alles & Gray, 2016) se analiza el uso de técnicas de big data en la auditoría y se encuentra que la práctica no es tan generalizada como en otros campos relacionados y se discuten inhibidores de la incorporación de big data en las auditorías. Los autores introducen técnicas contemporáneas de big data para promover la comprensión de su aplicación potencial y atenuar los inhibidores.

1.7.1 Ventajas

- **Manejo de grandes volúmenes de datos:** Permite procesar y analizar enormes cantidades de datos de diversas fuentes en tiempo real.

- **Análisis integral:** Facilita el análisis exhaustivo de todas las transacciones y registros, en lugar de depender de muestras.

- **Detección de anomalías:** Ayuda a identificar patrones y tendencias que podrían pasar desapercibidos con técnicas tradicionales.

(Sahut et al., 2012).

1.7.2 Desventajas

- **Complejidad de integración:** Integrar big data en sistemas existentes puede ser complejo y costoso.

- **Calidad de los datos:** La calidad y limpieza de los datos son cruciales; datos incorrectos pueden llevar a conclusiones erróneas.

- **Privacidad y seguridad:** Manejar grandes volúmenes de datos sensibles presenta desafíos significativos en términos de seguridad y cumplimiento normativo.

(Dinesh & Juvanna, 2017; Huang et al., 2022; Manita et al., 2020).

1.8 Inteligencia artificial en auditoría

En la revisión bibliográfica realizada se encontró que la aplicación de la inteligencia artificial en la auditoría todavía está en sus primeras etapas y presenta tanto oportunidades como desafíos. Sin embargo, con el avance de la tecnología, es probable que veamos un uso cada vez mayor de la IA en la auditoría en el futuro.

En ese contexto, en los artículos revisados, aunque no se proporcionan detalles específicos, se puede decir que la IA podría utilizarse para analizar grandes volúmenes de información y detectar anomalías o patrones (H. Yang et al., 2022) (Earley, 2015), así como para analizar y verificar los datos almacenados en la blockchain (J. Li et al., 2020), también podría utilizarse para mejorar la seguridad y la eficiencia de la auditoría de datos en la nube (X. Gao et al., 2021), la IA podría utilizarse para analizar y evaluar los datos de las auditorías de manera más eficiente y precisa que los humanos (Brzezicki et al., 2020).

Por otro lado, en el estudio de (Kleboth et al., 2022) se explora cómo se pueden utilizar los algoritmos de minería de datos para detectar anomalías en los datos de auditoría de seguridad alimentaria; en este caso, la IA se utiliza para automatizar las comprobaciones de integridad

y para identificar factores que contribuyen a una posible anomalía. (Leonov et al., 2020) exploran cómo se puede utilizar el análisis visual como un elemento de la tecnología de IA en la auditoría para identificar indicadores típicos en los estados financieros. Y en el artículo de (Omoteso, 2012) se revisan los esfuerzos de investigación y los debates actuales sobre el uso de sistemas de inteligencia artificial por parte de los auditores.

La implementación de la IA en auditorías se apoya en subcampos como el Aprendizaje Automático (Machine Learning), que permite a los sistemas aprender de datos históricos para predecir riesgos futuros, y el Aprendizaje Profundo (Deep Learning), para el análisis de datos no estructurados(Ruiz, 2025)

Tabla 8 Casos de estudios en auditorías aplicando IA

Caso	**Funcionamiento**	**Impacto**
Sector público: Alice (Brazil).	Sistema de auditoría continua que utiliza IA y procedimiento de lenguaje natural.	Este sistema emite alertas automáticas y previene a los auditores sobre posibles irregularidades o riesgos de contratación(Hernandez Aros et al., 2023)
Sector Salud: Sistema LIS360 (china).	Sistema de áreas de inspección diaria, control de calidad y seguridad.	La implementación logró optimizar el funcionamiento del laboratorio reduciendo errores médicos comunes. (Hernandez Aros et al., 2023)
Auditoría Financiera (Japón).	KPMG Clara y EY Helix.	Plataforma para el análisis de datos y visualizaciones de riesgos basado en métodos estadísticos. (Hernández Aros et al., 2023)
Sector energético: SIGOBE (sistemas de	Sistema integra datos alfanuméricos y	Facilita la toma de decisiones, el análisis de riesgos por defecto en

información geográfica)	cartográficos para automatizar consultas de infraestructura eléctrica.	instalaciones.(Hernández Aros et al., 2023)
Evaluación de ciberseguridad (India)	Modelo de aprendizaje automático (ML) para evaluar el nivel de madurez en ciberseguridad.	Ayuda a los auditores a verificar el cumplimiento de las políticas de seguridad basadas en las normativas ISO 27001 e ISO 27002(Hernández Aros et al., 2023)

1.8.1 Ventajas

- **Automatización avanzada:** IA puede automatizar procesos complejos y ofrecer análisis más sofisticados que los métodos tradicionales.
- **Adaptabilidad**: Los sistemas de IA pueden aprender y adaptarse a nuevos tipos de datos y amenazas.
- **Eficiencia:** Mejora la eficiencia y precisión de las auditorías, reduciendo el tiempo y los recursos necesarios.

(Huang et al., 2022; Manita et al., 2020; Sahut et al., 2012).

1.8.2 Desventajas

- **Costo y recursos:** Implementar IA es costoso y requiere recursos significativos, incluyendo talento especializado.
- **Ética y transparencia:** Las decisiones automáticas de IA pueden plantear problemas éticos y de transparencia.
- **Dependencia tecnológica:** Alta dependencia en tecnología y sistemas avanzados, lo que puede ser una barrera para algunas firmas de auditoría.

(Golia, 2013; Haddara et al., 2018; Huang et al., 2022).

1.9 Comparación de las técnicas de análisis de datos

En el contexto de la auditoría informática y las nuevas tecnologías, se han elegido para el proyecto de investigación a: Machine Learning, Big Data e inteligencia artificial, las cuales han demostrado un potencial significativo para transformar las prácticas tradicionales. Cada una de estas tecnologías ofrece un conjunto único de ventajas y desventajas que afectan tanto la eficiencia como la efectividad de los procesos de auditoría.

Elegir una técnica de análisis de datos en procesos de auditoría depende de los objetivos, los recursos y el contexto de la auditoría. En el caso de necesitar un análisis de grandes volúmenes de datos, la opción es Big Data; por otro lado, si se necesita adaptabilidad y precisión avanzada, se utiliza inteligencia artificial y el machine learning encuentra un equilibrio entre la detección de fraudes y análisis predictivo. Por ese motivo, para tener la técnica adecuada para el presente proyecto de investigación, se realiza una comparación basada en la revisión de literatura, considerando las ventajas y desventajas extraídas de los artículos analizados y descritas anteriormente.

De las ventajas y desventajas se extrajeron diez (10) criterios para la comparación, que muestran las fortalezas y debilidades de cada técnica de análisis de datos. Escoger una alternativa dependerá de las necesidades específicas de la auditoría y los recursos disponibles:

1. **Eficiencia:** Capacidad de mejorar la eficiencia del proceso de auditoría.
2. **Precisión:** Exactitud de los resultados obtenidos.
3. **Costo:** Recursos financieros necesarios para implementar y mantener la técnica de análisis de datos.
4. **Datos:** Cantidad de datos necesarios para que la técnica de análisis de datos funcione eficazmente.
5. **Complejidad de implementación:** Simplicidad o dificultad de integrar la técnica de análisis de datos en las operaciones existentes.
6. **Adaptabilidad:** Capacidad de la técnica de análisis de datos para adaptarse a nuevas situaciones y datos.

7. **Análisis en tiempo real:** Capacidad para llevar a cabo análisis y auditorías en tiempo real.

8. **Seguridad y privacidad:** Capacidad de la técnica de análisis de datos para mejorar y proteger datos sensibles.

9. **Transparencia:** Claridad en el funcionamiento y toma de decisiones de la técnica de análisis de datos.

10. **Habilidades necesarias:** Cantidad y nivel de habilidades técnicas requeridas para operar y mantener la técnica de análisis de datos.

Para la calificación se utilizará una tabla de comparación basada en los 10 criterios con una escala de evaluación del 1 al 5 por su rendimiento, donde:

1: Muy bajo

2: Bajo

3: Moderado

4: Alta

5: Muy alta

En la Tabla 9 de comparación se toman en cuenta los comentarios, análisis de los artículos de la revisión bibliográfica y las necesidades del presente proyecto de investigación, teniendo como resultado lo siguiente:

Tabla 9 Comparación de técnicas de análisis de datos

Criterio	**Machine Learning**	**Big Data**	**Inteligencia Artificial**
Eficiencia	4	4	5
Precisión	4	3	5

Costo	3	3	2
Requerimiento de datos	4	5	4
Facilidad de implementación	3	3	2
Adaptabilidad	4	4	5
Análisis en tiempo real	3	5	4
Seguridad y privacidad	4	3	4
Transparencia	3	3	2
Habilidades necesarias	3	4	2
Total	35	37	35

1. Eficiencia:

ML: 4 (alta, pero depende de la calidad del modelo).

Big Data: 4 (alta, excelente para manejar grandes volúmenes de datos).

IA: 5 (muy alta, máxima eficiencia mediante automatización avanzada).

2. Precisión:

ML: 4 (alta, pero depende del modelo y datos).

Big Data: 3 (moderada, pero puede verse afectada por la calidad de los datos).

IA: 5 (muy alta precisión gracias al aprendizaje continuo).

3. Costo: (Excepción en la escala de calificación, 1 muy alto y 5 muy bajo)

ML: 3 (moderado).

Big Data: 3 (moderado, pero puede ser alto según el volumen de datos).

IA: 2 (alto debido a los costos de implementación y mantenimiento).

4. Requerimiento de Datos:

ML: 4 (alta, necesita grandes volúmenes de datos etiquetados).

Big Data: 5 (muy alta, ideal para grandes volúmenes de datos).

IA: 4 (alta, requiere muchos datos para entrenar los modelos).

5. Facilidad de Implementación:

ML: 3 (moderada, requiere habilidades específicas).

Big Data: 3 (moderada, requiere integración y limpieza de datos).

IA: 2 (bajo, requiere recursos y habilidades avanzadas).

6. Adaptabilidad:

ML: 4 (alta, pero depende del modelo y actualización de datos).

Big Data: 4 (alta, permite analizar datos diversos).

IA: 5 (muy alta, aprendizaje continuo y adaptabilidad).

7. Análisis en tiempo Real:

ML: 3 (moderada, depende del modelo y sistema de implementación).

Big Data: 5 (muy alta para análisis en tiempo real).

IA: 4 (alta, pero depende de la infraestructura).

8. Seguridad y Privacidad:

ML: 4 (buena, pero depende de las medidas de seguridad implementadas).

Big Data: 3 (moderada, riesgos debido a grandes volúmenes de datos).

IA: 4 (buena, pero necesita medidas robustas de seguridad).

9. Transparencia:

ML: 3 (moderada, modelos a veces complejos).

Big Data: 3 (moderada, puede ser opaca).

IA: 2 (baja, modelos complejos y a menudo son "cajas negras").

10. Habilidades Necesarias:

ML: 3 (moderado, se requieren habilidades específicas).

Big Data: 4 (alta, se necesita conocimiento avanzado en manejo de datos).

IA: 2 (muy alta, requiere habilidades especializadas).

Se ha elegido Big Data porque, de acuerdo con la comparación, es la mejor puntuada, teniendo un total de 37 puntos, y además se adapta al proceso de auditoría informática aplicado en el Instituto Tecnológico Superior 17 de Julio, en el que se consideran datos históricos en el módulo de notas de los estudiantes. Con el análisis y la comparación se concluye que Big Data permite el manejo y análisis de grandes volúmenes de datos, así como también proporciona una visión integral y detallada de todas las transacciones y registros, lo cual es crucial para asegurar la precisión y confiabilidad en la auditoría de datos académicos. Esta capacidad de análisis integral y exhaustivo de big data lo convierte en la herramienta más adecuada para este contexto específico, garantizando así una auditoría más eficiente y robusta.

1.10 Metodología CRISP-DM

El proceso estándar Cross-Industry para minería de datos (CRISP-DM) fue desarrollado por Daimfer Chrysler, SPPSS y NCR en 1999; fue publicado, documentado y proporciona un marco uniforme y directrices para la minería de datos.

El procedimiento paso a paso y la aplicabilidad general permiten a las empresas dar un enfoque sistemático y estructurado. Esta metodología mejora los procesos en la gestión de calidad desde la comprensión inicial del negocio hasta la implementación y monitoreo del modelo para mejorar los resultados.

El ciclo de vida del modelo está comprendido en seis fases; como se observa en la ilustración 8, la secuencia de fases no es estricta. Las flechas indican solo las dependencias más importantes y frecuentes entre fases, pero dependen del resultado de cada fase.

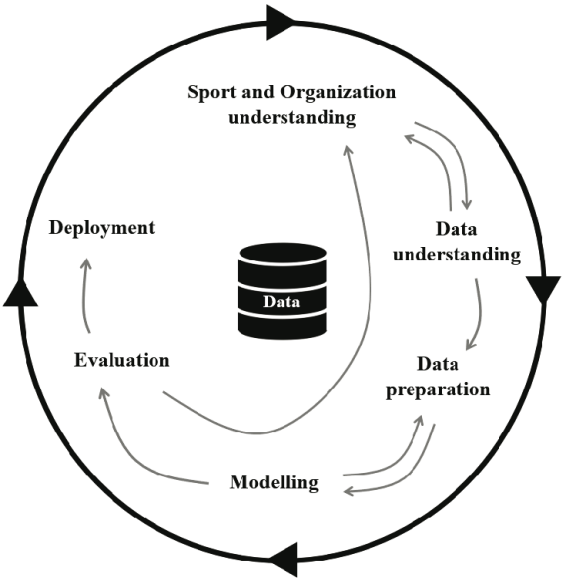

Ilustración 8 Metodología CRISP-DM

Tabla 10 Fases de metodología CRISP-DM

Comprensión del negocio	Definir el problema de big data basado en los objetivos, desarrollar un plan preliminar para lograr su objetivo
Comprensión de los datos	Recopilar los datos, explorar y analizar los datos para identificar los problemas de calidad y encontrar los patrones.
Preparación de los datos	Seleccionar datos relevantes, limpiar y transformar los datos según sea necesario para adaptarlos a las herramientas de modelado,
Modelamiento	Seleccionar y aplicar técnicas de modelado apropiadas, mejorar los parámetros de los modelos para optimizar su rendimiento.
Evaluación	Evaluar los modelos desde una perspectiva de análisis y asegurarse de que cumplan con los objetivos

Implementación	Adaptar la implementación según los requisitos específicos

CAPÍTULO 2

Desarrollo

Para el desarrollo del segundo capítulo, se requirió utilizar un mayor volumen de datos recopilados de todas las carreras del Instituto Tecnológico Superior 17 de Julio, con la finalidad de brindar resultados con mayor relevancia en la aplicación de técnicas avanzadas de datos, por lo cual se utilizaron datos de todas las carreras del periodo académico OCT2018 – SEP2023

2.1 Aplicación de la metodología CRISP-DM

Dado a los datos recopilados del sistema basados en los reportes de notas en las carreras del IST 17 de julio serán utilizados para el desarrollo del proyecto aplicando la metodología CRIPS-DM, en cual se depurarán los datos en los cuales se aplicara el algoritmo.

2.1.1 Comprensión del negocio

Sistema de gestión de notas del IST 17 de Julio

Misión: La misión del IST 17 de Julio se centra en ser una institución de educación superior pública, gratuita, laica y acreditada. Su labor sustantiva se enfoca en los niveles tecnológico y técnico superior, con el objetivo de formar profesionales competentes, humanistas, con pensamiento crítico, emprendedores e innovadores.

Visión: De cara al futuro, la visión del IST 17 de Julio es consolidarse para el año 2025 como institución de educación superior acreditada y con conocimiento tanto a nivel nacional como internacional. Aspira a ser un referente en la formación de profesionales de tercer nivel y cuarto nivel tecnológico.

2.1.2 Comprensión de los datos

Recopilación de Datos

Para la implementación se procede a la recopilación de los datos, procediendo a la petición al sistema de notas enfocado en las modificaciones de las notas, proporcionado por el departamento de tecnología del IST 17 de Julio, estos datos fueron otorgados en formato xlsx.

Descripción de los Datos

Los datos empleados para el estudio de este proyecto provienen del reporte de la modificación de notas del periodo OCT2018-SEP2023 del módulo de gestión de notas y calificaciones de las

La información proporcionada son necesaria para proceder con el análisis del de los datos los cuales son proporcionados del reporte de las modificaciones de notas en los periodos OCT2018-SEP2023 extraídos del sistema de notas de las carreras del Instituto Tecnológico Superior 17 de Julio. Los datos adjuntos en un documento xlsx, conformados por 14 columnas y 51654 filas con datos tipo entero, decimal, cadena de caracteres y fecha, como se puede observar en la tabla 11.

Tabla 11 Estructura del sistema académico

Columnas	**Tipo de Datos**
ORDEN	Cadena de caracteres
NIVEL	Entero
ASIGNATURA	Cadena de caracteres
PARCIAL1	Decimal
PARCIAL2	Decimal

PARCIAL3	Decimal
PROMEDIO	Decimal
SUPLETORIO	Decimal
PROMEDIOFINAL	Decimal
PROMEDIOASISTENCIA	Cadena de caracteres
OBSERVACIONES	Cadena de caracteres
TIMESTAMP	Fecha, cadena de caracteres, decimal
DOCENTE	Cadena de caracteres
NOMBRE_CARRERA	Cadena de caracteres

Exploración de los Datos

En la exploración visual de los datos podemos observar que en cada fila están los registros y la modificación de notas de los estudiantes, estructurado por Orden, Nivel, Asignatura, Parcial1, Parcial2, Parcial3, Promedio, Supletorio, Promedio Final, Promedio asistencia, Fecha, Docente y Nombre Carrera.

2.1.3 Preparación de los Datos

Selección de los datos.

Para la selección de datos nos centraremos en la columna de TIMESTAMP, ya que proporciona la fecha de registro y modificación de notas, haciendo referencia a los tres parciales (Parcial1, Parcial2, Parcial3) existentes y una nota adicional en caso de tener un supletorio.

Limpieza de Datos

Realizamos la limpieza de datos en Excel, con el objetivo de eliminar cadenas de caracteres que no sumen valor en los registros del campo TIMESTAMP, con la finalidad de proporcionar datos precisos y hábiles para su ejecución.

Construcción de los Datos

A partir de la columna de registros TIMESTAMP perteneciente a la fecha, se organizó en columnas para mantener los datos ordenados. Para aplicar la metodología, los registros fueron separados por fechas y las notas ingresadas manteniendo los datos ajustados al formato requerido por la herramienta.

Integración de Datos

Los datos adquiridos pertenecientes a las columnas Orden, Nivel, Asignatura, Parcial1, Parcial2, Parcial3, Promedio, Supletorio, Promedio Final, Promedio asistencia, Fecha, Docente y Nombre Carrera dan un total de 51653 filas y 14 columnas de registros.

Formato de los Datos

Para obtener registros adecuados al formato de la herramienta, en este caso siendo Python el lenguaje a utilizar por medio de la técnica de datos, transformando los datos de acuerdo con la conveniencia del lenguaje.

2.1.4 Modelamiento

Selección de la técnica.

La agrupación de clústeres es una técnica de aprendizaje no supervisado en la minería de datos y el análisis de datos, que tiene como objetivo dividir un conjunto de objetos o datos en grupos, de tal manera que los objetos dentro de un mismo grupo sean similares entre ellos. Este proceso permite identificar patrones y relaciones entre los datos sin la necesidad de etiquetas predefinidas.

Para el procesamiento de los datos estableceremos el algoritmo aplicable para el agrupamiento de clúster siendo este KMeans estructurado con librerías de Python, con la cual podremos identificar evidencias en el proceso de la auditoría informática aplicada al IST 17 Julio.

Diseño de pruebas.

Para evaluar la calidad de los clústeres obtenidos mediante la técnica de KMeans, utilizaremos la métrica de Calinski-Harabasz. Esta métrica se basa en la dispersión dentro y entre los clústeres; también determina qué tan bien definidos y separados están los clústeres.

Construcción del modelo.

En la fase de construcción del modelo, aplicaremos la técnica seleccionada CRISP-DM, con herramienta de Python en la plataforma de Google Colab para la formación de diferentes clústeres con las variables de notas.

Para determinar el número de clústeres, se utiliza la curva de elbow, siendo una herramienta visual que está determinando el número óptimo de clústeres en el conjunto de datos, como lo demuestra la Ilustración 10.

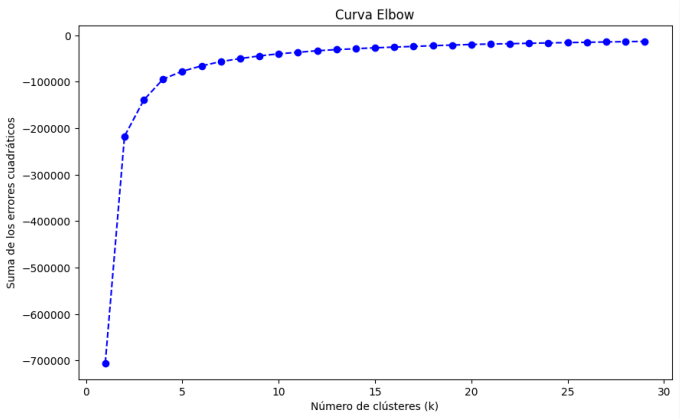

Ilustración 9 Curva de ELBOW

Una vez obtenido el número de clústeres, ejecutamos el algoritmo de KMeans formando dos variables de notas. El primer clúster, como podemos observar en la Ilustración 10, referencia con el asentamiento de las notas finales; los demás clústeres se forman con los nuevos registros modificados en las parciales.

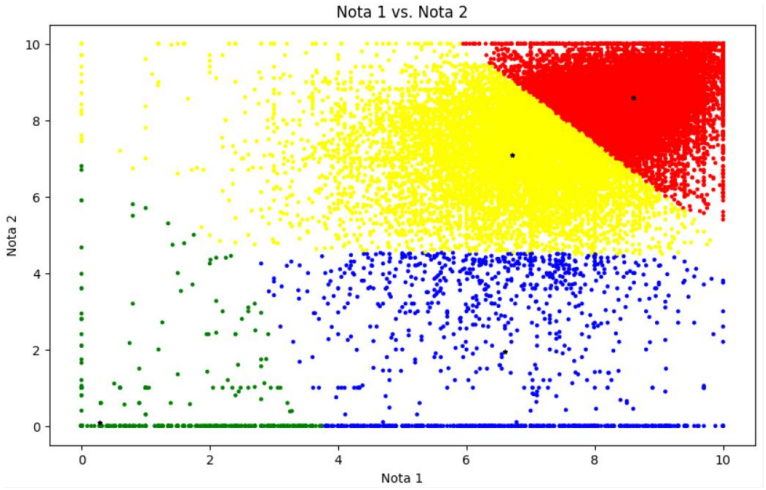

Ilustración 10 Parcial 1 vs. Parcial 2
Nota: Los registros de Parcial1 y Parcial2 representan las notas parciales finales.

En la Ilustración 11 podemos observar la segmentación de clúster, en agrupación de colores donde el color verde representa las notas de bajo rendimiento, las agrupaciones de color amarillo y azul son notas de rendimiento intermedio y la agrupación de color rojo son notas de alto rendimiento.

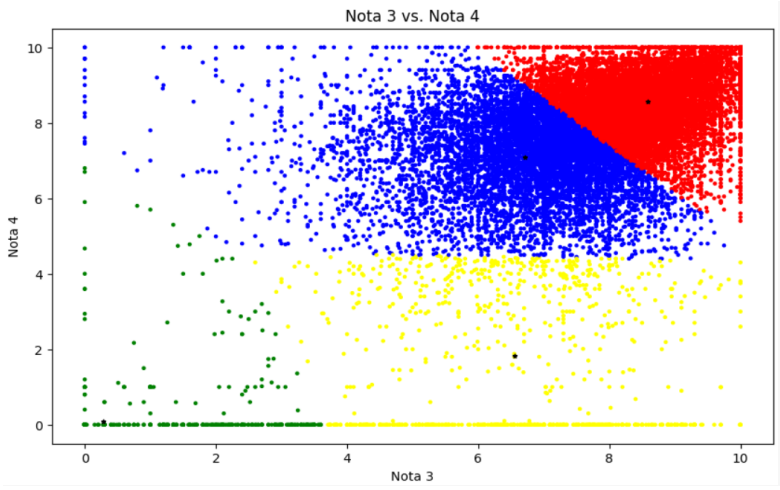

Ilustración 11 Nota 3 VS Nota4
Nota: Nota3 y Nota4 representan las modificaciones de los registros de las notas.

En la Ilustración 12 podemos observar la dispersión de puntos en la segmentación del clúster, representado por la agrupación de color verde perteneciente a las notas de bajo rendimiento; la agrupación de color amarillo representa notas de bajo rendimiento, la agrupación de color rojo representa las notas de rendimiento intermedio y la agrupación de color azul representa las notas de alto rendimiento.

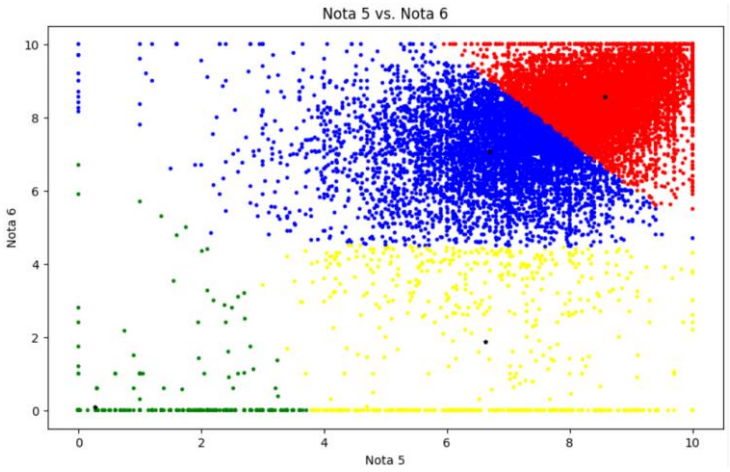

Ilustración 12 Nota 5 VS Nota 6
Nota: Nota5 y Nota6 representan la última modificación de registros de notas.

En la Ilustración 12 se observa la segmentación de clúster con la dispersión de puntos reducida. En la agrupación de color verde, representa las notas de bajo rendimiento; en la agrupación de color amarillo, representa notas de rendimiento intermedio bajo; la agrupación de color azul representa el rendimiento intermedio alto y el agrupamiento de color rojo representa las notas de alto rendimiento.

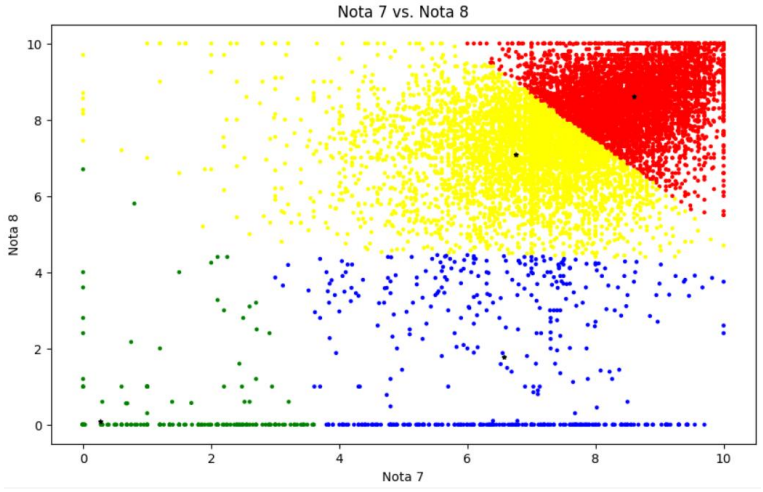

Ilustración 13 Nota 7 VS Nota 8
Nota: Nota7 y Nota8 representan la última modificación de registros de notas.

En la ilustración 13 podemos observar una reducción en la dispersión de la segmentación de clúster, donde la agrupación de color verde representa las notas de bajo, agrupación de color azul son de rendimiento intermedio bajo, la agrupación de color amarillo intermedio alto y la agrupación de color rojo representa alto rendimiento.

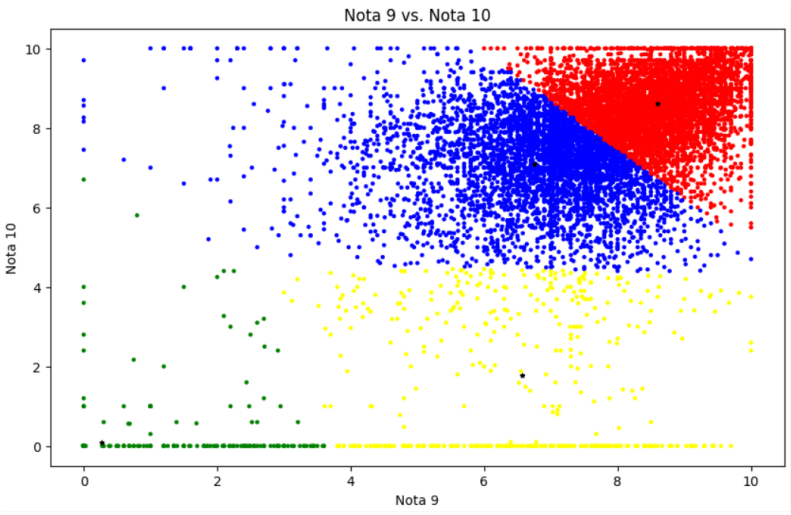

Ilustración 14 Nota 9 VS Nota 10

Nota: Nota9 y Nota10 representan la última modificación de registros de notas.

En la ilustración 14 se puede evidenciar la agrupación de color verde con menos dispersas siendo las notas con bajo rendimiento, la agrupación de color amarillo son notas intermedio bajo, la agrupación de color azul marca las notas de rendimiento intermedio alto y la agrupación de color rojo marcan las motas de alto rendimiento.

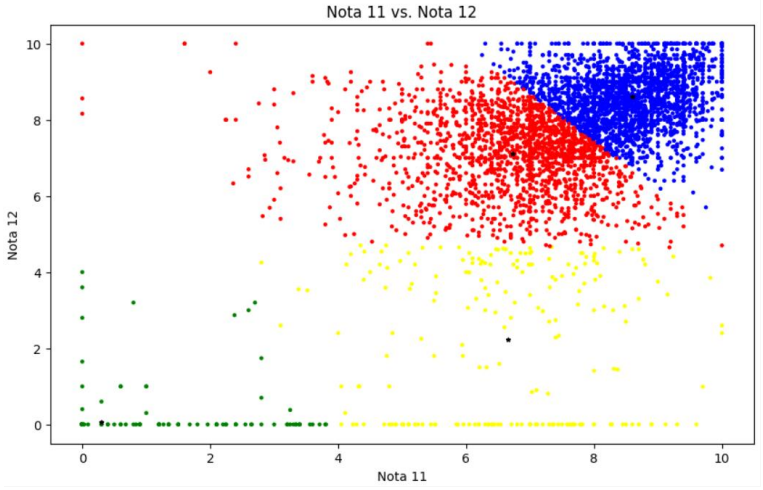

Ilustración 15 Nota 11 VS Nota 12

Nota: Nota11 y Nota12 representan la última modificación de registros de notas.

Dado la ilustración 15 se evidencia la reducción en dispersión de los puntos en los clústeres en la cual la agrupación de color verde marca las notas de bajo rendimiento mostrando una dispersión mínima, la agrupación de color amarillo son notas de rendimiento

intermedio bajo, la agrupación de color rojo es de rendimiento intermedio alto y la agrupación de color azul muestran notas de alto rendimiento.

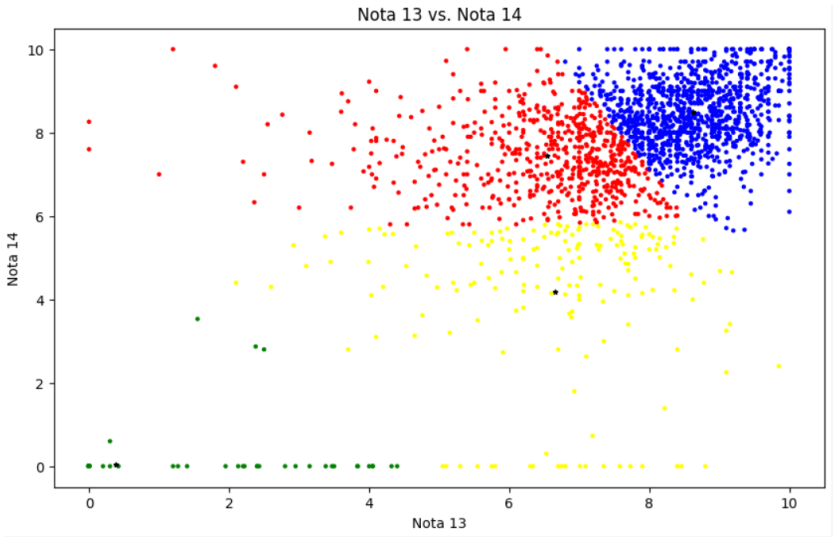

Ilustración 16 Nota 13 VS Nota 14

Nota: Nota13 y Nota14 representan la última modificación de registros de notas.

En la ilustración 16 podemos observar una reducción en la dispersión de los puntos, dado la segmentación de clúster, donde la agrupación de color verde muestra una gran reducción en la dispersión de puntos siendo las notas con bajo rendimiento, la agrupación de color amarillo muestra las notas de rendimiento intermedio bajo, la agrupación de color rojo marca las notas de rendimiento intermedio alto y las de color azul representan a las notas de alto rendimiento.

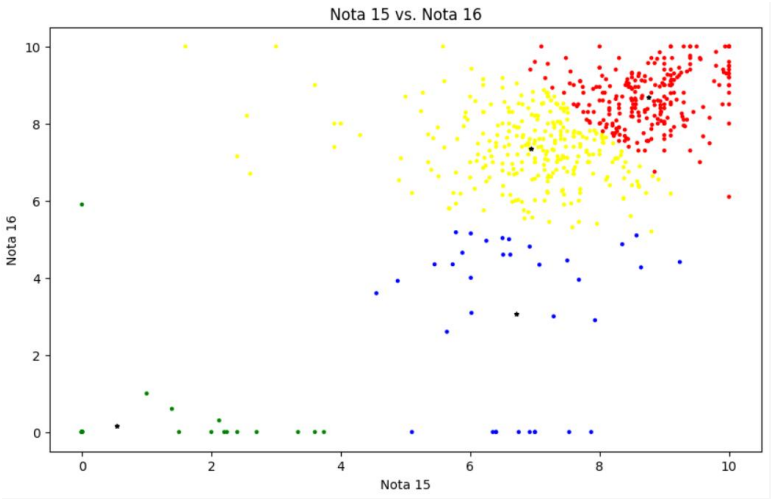

Ilustración 17 Nota 15 VS Nota 16

Nota: Nota15 y Nota16 representan la última modificación de registros de notas.

En la ilustración 17 se evidencia la segmentación de clúster con la dispersión de los puntos reducidos a casi nulo siendo la agrupación de color verde la de notas de bajo rendimiento, la agrupación de color azul marca las notas de rendimiento intermedio bajo, la agrupación de color amarillo muestra las notas de rendimiento intermedio alto y las de color rojo representan las notas de alto rendimiento.

2.1.5 Evaluación

El método de Calinski-Harabasz es una forma de evaluar la calidad del clúster de datos; facilita calcular y entender la estructura global de los datos determinando un número óptimo de clúster. En la tabla 12 se indica el valor de cada clúster dado aplicando el método de Calinski-Harabasz.

Tabla 12 Evaluación de clúster

Clústeres	**Valor de Calinski-Harabasz**
Clúster 1	71351.517
Clúster 2	55141.248
Clúster 3	40754.476
Clúster 4	31322.362
Clúster 5	29168.249
Clúster 6	12368.165
Clúster 7	5244.424
Clúster 8	1472.561

En la tabla 12 se observa que los datos de agrupamiento van variando de acuerdo con las modificaciones de notas aplicadas en los registros proporcionados, tal como se puede visualizar en las ilustraciones del clúster.

2.1.6 Despliegue

El despliegue de los resultados será presentado en forma de reporte al IST 17 Julio, enfocado en el campo de auditoría informática.

2.2 Planificación de auditoría (Fase I).

Aplicaremos una auditoría informática basándonos en la norma ISO/IEC 25012:2008, que permitirá verificar el estado actual de la calidad de los datos en el sistema académico del Instituto Superior Tecnológico 17 de Julio en el módulo de notas utilizando la técnica avanzada de datos seleccionada, siendo el caso de Big Data.

2.2.1. Contacto con el Cliente

El cliente para la auditoría es el Instituto Tecnológico Superior 17 de Julio, Departamento de Informática, Sistemas Informáticos – Sistema académico.

2.2.2. Estudio inicial del entorno a auditar.

La ejecución de este proyecto de auditoría está enfocada en los reportes históricos de cambios de notas de los estudiantes en las carreras del Instituto Tecnológico Superior 17 de Julio. Para validez de la información proporcionada, se aplicó una encuesta dirigida al personal de DDTI y entrevista al director de DDTI, conociendo la situación de la calidad de datos.

2.2.3. Equipo Auditor

- Imbaquingo Esparza, Daisy Elizabeth
- Godoy Pai Edwing Patricio

2.2.4. Plan Preliminar

Antecedentes.

El IST 17 de Julio, que es una institución de educación superior pública, cumple con las funciones sustantivas de tercer nivel se encarga de formar profesionales técnicos y

tecnólogos competentes. La presente auditoría tiene como propósito determinar las posibles falencias que se generan en el sistema académico de los estudiantes de IST 17 de Julio; los resultados serán tomados en cuenta para mejorar la calidad del software utilizado.

Objetivo General:

Realizar la auditoría informática al sistema académico de estudiantes del IST 17 de Julio, aplicando la técnica avanzada de datos Big Data para verificar el correcto funcionamiento de calidad y determinar posibles errores de seguridad generados, con la finalidad de proporcionar soluciones prácticas.

Objetivos Específico:

- Recopilación y purificación de datos del control de notas
- Análisis de los datos aplicando la técnica de big data.
- Elaborar el informe técnico basado en los resultados obtenidos con la norma ISO/IEC 25012:2008

Alcance

Para la auditoria del sistema académico del IST 17 de Julio, el enfoque se centrará en el módulo de gestión de calificaciones, se tomará como marco de referencia principal la norma ISO/IEC 25012:2008 para verificar la calidad de los datos académicos, evaluando características propias y dependientes del sistema como precisión, completitud, confidencialidad, trazabilidad y consistencia aplicando técnica avanzada de datos para descubrir patrones anómalos o no autorizados en el registro o modificación de notas, de las carreras del IST 17 de Julio.

Recursos para la auditoría

Tabla 13 Recursos para la implementación de auditoría

Recursos
Recursos humanos
Auditor, Equipo Auditor y Cliente
Equipos tecnológicos
Laptops
Otros
Machine Learning, Google Colab, Python

Tabla 14 Cronograma

CRONOGRAMA																
La programación de la auditoría se realizará en el tiempo estimado de 12 semanas, las cuales se contarán desde el día 20 de enero del 2025.																
ACTIVIDADES	**RESULTADOS POR OBJETIVO / ACTIVIDAD**	CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES														
		SEMANAS 2025												% de avance / actividad	% de cumplimiento / objetivo	% avance TOTAL
		4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15			
Contacto con el cliente	Recolectar información													100%	100%	100%
Estudio del entorno	Reconocimiento del Instituto para auditar													100%	100%	100%
Selección del equipo de auditor	Asesoramiento de auditoria													100%	100%	100%
Elaborar el Plan preliminar	Informe preliminar													100%	100%	100%
Elaborar la propuesta de auditoria	Recomendaciones a la institución													100%	100%	100%
Contrato	Establecer cumplimiento													100%	100%	100%
Ejecutar Auditoría	Verificar la situación actual													100%	100%	100%
Validación de auditoría	Evaluación de auditoría													100%	100%	100%
Seguimiento	Informe final													100%	100%	100%

Costos

En la Tabla 15 muestran los factores costos, herramientas y servicios utilizados en el proceso de la auditoría informática.

Tabla 15 Descripción de Costos

DESCRIPCIÓN	COSTO ESTIMADO
HARDWARE	
Computadora	$1000.00
SOFTWARE	
Sistema operativo	$145.00
SERVICIOS BÁSICOS	
Internet	$28.00
Energía Eléctrica	$18.00
MATERIALES DE OFICINA	
Papel Bond	$3.00
INVESTIGACION	
Impresión de Solicitudes	1.00
SUBTOTAL	1195.00
10% DE IMPREVISTOS	119.50
TOTAL	1314.5

Riesgos de la auditoría

En la Tabla 16 se puede observar los riesgos encontrados en el proceso de la auditoría informática aplicada al IST 17 de Julio, siendo estos inherentes, de control y de detección.

Tabla 16 Riesgos de auditoría

RIESGOS		
INHERENTES	DE CONTROL	DE DETECCIÓN
Información fraudulenta		Objetivo y alcance mal definidos
Tamaño y volumen de Datos	Supervisión deficiente	Muestreo no representativo
Presión por cumplimiento de plazos	Asignación de permisos Excesivos	Limitación de tiempo
Impacto de eventos Externos	Procesos de gestión de cambios Informal	Independencia del equipo auditor
Valor de datos para Cibercrimen	Pistas de auditoría inadecuadas	Conocimiento previo insuficiente de la IES
Integración de otros sistemas	Evaluación de riesgos	Comprensión del MAIIES.
Diversidad Tecnológica		Herramientas de auditoría inadecuadas.
Disponibilidad de tiempo en el encargado de la IES		

2.2.5 Propuesta de Auditoría

Descripción del problema.

En la actualidad, manejar grandes volúmenes de datos en los sistemas académicos ha vuelto ineficaces a las auditorias tradicionales, haciendo ineficientes a los métodos manuales y de muestreo limitado, elevando el riesgo de no detectar errores críticos o manipulaciones fraudulentas en las notas. Como estudio de caso práctico, se evaluará el módulo de gestión de notas del IST 17 de Julio, permitiendo un análisis exhaustivo y sistemático de la totalidad de los datos pertinentes y la identificación de patrones anómalos del registro de notas.

Solución a la propuesta.

En respuesta a la problemática, se ejecutará una auditoría informática en el módulo de gestión de notas del IST 17 Julio, con el propósito de descubrir desviaciones significativas de datos. Se emplearán técnicas avanzadas de análisis de datos, asegurando la revisión integral de los datos, con la finalidad de presentar un reporte de acciones correctivas específicas, garantizando la fiabilidad de la información de datos respetando los estándares de la norma ISO/IEC 25012:2008.

Ventaja de corrección a la problemática.

La aplicación de la auditoría informática permite evaluar el conjunto de los datos del módulo de gestión de notas del IST 17 de Julio, para poder visualizar patrones, identificar posibles fallas y poder descubrir vulnerabilidades a las que se ha visto expuesto el sistema académico de notas, facilitando la comprensión del impacto que dichas anomalías podrían causar en la integridad de los registros y credibilidad del IST. Relativamente, el departamento de TI y académico recibirá un informe técnico con recomendaciones específicas y priorizadas, para facilitar la correcta toma de decisiones, fortaleciendo los controles y calidad de datos.

2.2.6 Contrato.

Si bien un contrato de auditoría normalmente suele contener múltiples cláusulas que definen la relación entre cliente y auditor, la naturaleza de este proyecto es estrictamente académica. Por lo tanto, la dimensión de esta auditoría informática es para la aprobación oficial del tema de titulación aplicado en el IST 17 de Julio.

2.3. Ejecución de la Auditoría (Fase II)

En la Tabla 17, se muestra el plan de trabajo separado por actividades, instrumentos que son parte importante para la ejecución en el proceso de la auditoría informática.

2.3.1. Plan de Trabajo

Tabla 17 Plan de trabajo, adaptado de (Álvarez Osorio, 2023)

MÉTODO DE AUDITORÍA INFORMÁTICA PARA INSTITUCIONES DE EDUCACIÓN SUPERIOR (MAIIES)							
PLAN DE TRABAJO							
N°	**ACTIVIDAD**	**INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN DE CAMPO**	**FUENTE**	**FECHA DE APLICACIÓN**	**RESPONSABLE**	**OBSERVACIONES**	**RESULTADOS**
1	Contacto con el cliente	Resolución HCD Nro. UTN-FICA-2021-10-0009	Consejo Directivo de la Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas	20/01/2025	PhD. Imbaquingo Esparza, Daisy Elizabeth	Ninguna	Aprobación de módulo de gestión de notas
2	Estudio del entorno a auditar	Entrevista	Elaboración propia	21/01/2025	Sr. Godoy Pai Edwing Patricio	Ninguna	Conocer la situación actual de la calidad de los datos
3	Definir equipo de auditoría	Acta de reunión 001	Elaboración propia	22/01/2025	Sr. Godoy Pai Edwing Patricio, PhD. Imbaquingo Esparza, Daisy Elizabeth	Ninguna	Realización de seguimiento y asesoramiento de la auditoría
4	Elaboración de plan preliminar	Documento de plan preliminar	Método Auditoría Informática para instituciones	23/01/2025	Sr. Godoy Pai Edwing Patricio	NInguna	Informe preliminar

			de Educación Superior (MAIIES)				
5	Elaboración de propuesta de auditoría	Documento de propuesta de auditoría	Método Auditoría Informática para instituciones de Educación Superior (MAIIES)	28/01/2025	Sr. Godoy Pai Edwing Patricio	Ninguna	Recomendaciones a la institución
6	Contrato	Contrato de auditoría	Método Auditoría Informática para instituciones de Educación Superior (MAIIES)	30/01/2025	Sr. Godoy Pai Edwing Patricio, PhD. Imbaquingo Esparza, Daisy Elizabeth	Ninguna	Establecer cumplimiento

2.3.2. Investigación de Campo

En el proceso de investigación de campo se recopiló información aplicando una encuesta y entrevista al departamento de TI; por otro lado, se solicitaron los datos del informe de notas de los periodos académicos OCT2018-FEB2023 para poder implementar la técnica avanzada de análisis de datos seleccionada e identificar patrones anómalos.

Encuesta

En la recolección de información se aplicó una encuesta a los encargados del departamento de TI sobre las políticas y procedimientos de seguridad de la información en su institución, estructurada con las siguientes preguntas que muestran en la Tabla 18.

Tabla 18 Preguntas de Encuesta

Preguntas de Encuesta	
No	**Preguntas**
1	¿Su institución cuenta con políticas de seguridad de la información formalmente documentadas?
2	¿Con qué frecuencia se actualizan las políticas de seguridad de la información?
3	¿Se proporciona capacitación en seguridad de la información a los empleados y estudiantes?
4	¿Se realizan auditorías informáticas en su institución?
5	Si su respuesta anterior fue afirmativa, ¿con qué frecuencia se realizan estas auditorias?
6	¿Las auditorías son realizadas por un auditor interno o externo?
7	¿La institución de educación superior IES cuenta con medidas de acceso solo para personal autorizado?

8	¿Existen controles de acceso para los sistemas de información de su institución?
9	¿Qué métodos de autenticación se utilizan para acceder a los sistemas de información?
10	¿Se revisan regularmente los permisos y accesos de los usuarios?
11	¿El sistema de gestión académica de su institución incluye un módulo de notas?
12	¿La institución de educación superior IES cuenta con cronogramas académicos?
13	¿Existen restricciones de acceso fuera del cronograma de actividades establecido?
14	¿Quién tiene acceso para modificar las notas en el sistema?
15	¿Existen controles para asegurar la integridad y confiabilidad de las notas?
16	¿Se realiza algún tipo de auditoría o revisión sobre las modificaciones de notas?

Entrevista

El propósito de la entrevista es dialogar con el director de tecnología del instituto con el propósito de entender la gestión académica y la operación del sistema con respecto a la precisión, trazabilidad y comprensión de la calidad de los datos establecidos en la norma ISO/IEC 25012:2008, preguntas detalladas en la Tabla 19.

Tabla 19 Preguntas Entrevista

Preguntas Entrevista

No	Preguntas
1	¿Puede describir las políticas de seguridad de la información que tiene implementadas su institución?
2	¿Qué tipo de formación o capacitación en seguridad de la información se proporciona a los empleados y estudiantes?

3	¿Realizan auditorías informáticas en su institución?
4	¿Qué áreas o sistemas específicos se auditan regularmente?
5	¿Cree que es importante ejecutar procesos de auditoría informática en su institución y por qué?
6	¿Qué controles de acceso tienen implementados para proteger los sistemas de información de la institución?
7	¿Qué métodos de autenticación utilizan?
8	¿Cómo se gestionan los permisos y accesos de los usuarios a los sistemas de información?
9	¿Quién tiene acceso para modificar las notas?
10	¿Qué medidas de seguridad están implementadas para garantizar la integridad y confidencialidad de las notas?
11	¿Se han realizado auditorías o revisiones periódicas sobre las modificaciones de notas?
12	¿Cuáles considera que son los mayores desafíos en la implementación y mantenimiento de las políticas de seguridad de la información en una institución educativa?
13	¿Hay algún proyecto o mejora en particular que estén planeando para fortalecer la seguridad de la información en su institución?
14	¿Algo más que le gustaría añadir sobre la seguridad de la información y su importancia en el ámbito educativo?

Reporte de notas

Se solicitó los datos al coordinador de TI del reporte de notas de las carreras del IST 17 de Julio correspondiente al periodo OCT2018-FEB2023 por medio del memorando.

2.3.3. Análisis de la información recolectada

Comprende la tabulación de las encuestas y entrevistas realizadas, haciendo un análisis de clústeres del reporte de anomalías en modificación de las notas, procediendo al análisis descriptivo validando factores eficientes aplicados a la norma ISO/IEC 25012:2008.

Interpretación de la tabulación de la encuesta

Evaluando la auditoría informática, utilizando las encuestas, se recopiló información dirigida a los encargados del departamento de gestión TI del IST 17 de Julio. Con la finalidad de verificar políticas de seguridad y revisar los estándares de calidad de los datos actuales. A continuación, se observa la tabulación detallada de cada una de las preguntas de encuesta mostrada en la Tabla 18.

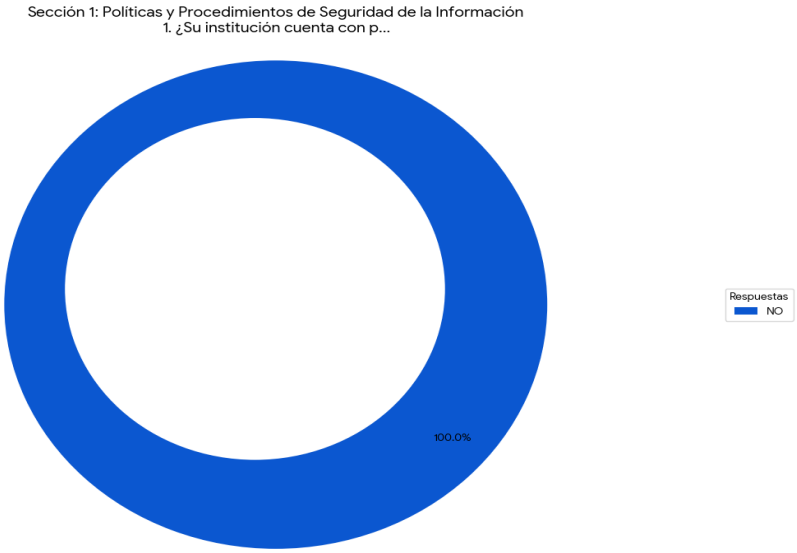

Ilustración 18 Pregunta 1

En la ilustración 13 se muestra que el 100% de los encuestados dice que en el IST 17 Julio no existen políticas de seguridad formalmente documentadas.

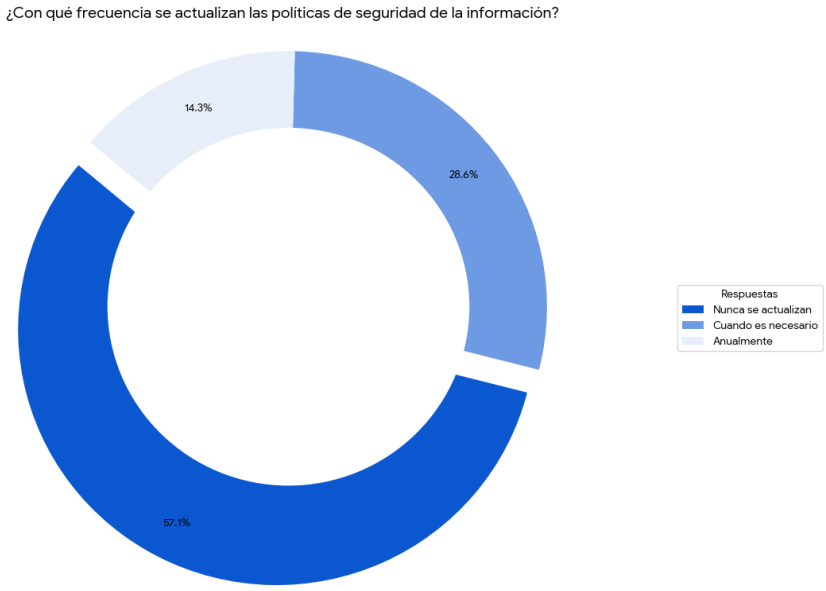

Ilustración 19 Pregunta 2

En la ilustración 14 vemos un claro desacuerdo de opiniones, optando por el 14%; el 28,6% dice que se actualizan anualmente, el 28,6% cuando es necesario y el 57.1 confirman que nunca se actualizan las políticas de seguridad de la información del IST 17 Julio.

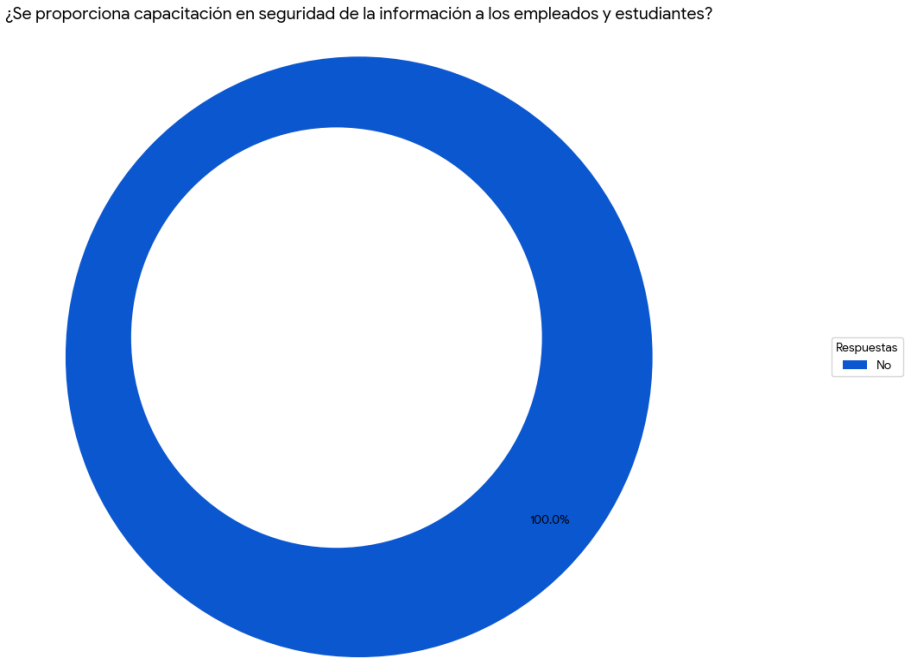

Ilustración 20 Pregunta 3

En la Ilustración 15, el 100% de los encuestados confirma que no se proporcionan capacitaciones relacionadas con el tema de seguridad de la información.

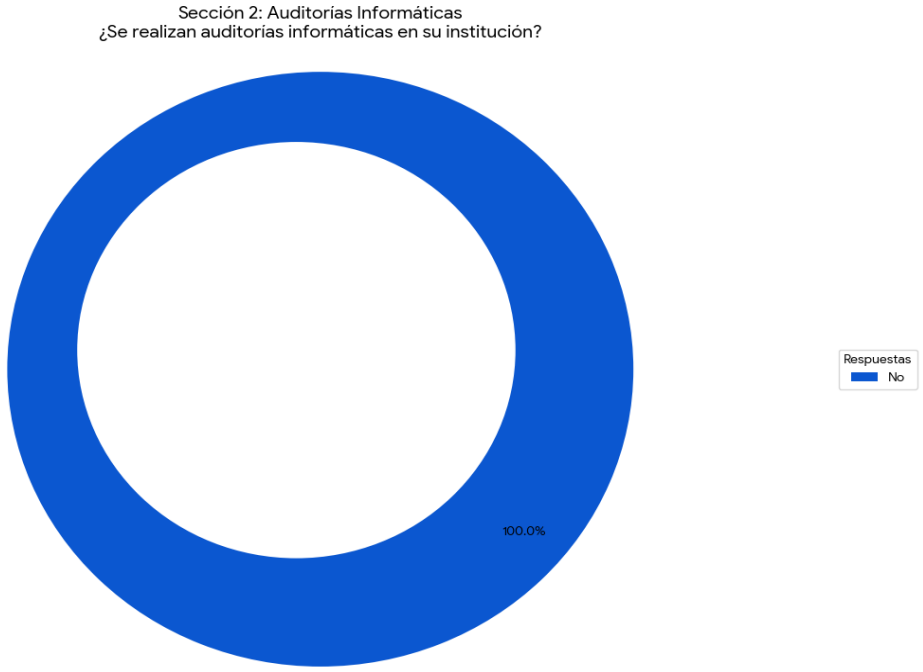

Ilustración 21 Pregunta 4

En la Ilustración 16 se observa que el 100% de los encuestados confirman que se realizan auditorías informáticas en el IST 17 de Julio.

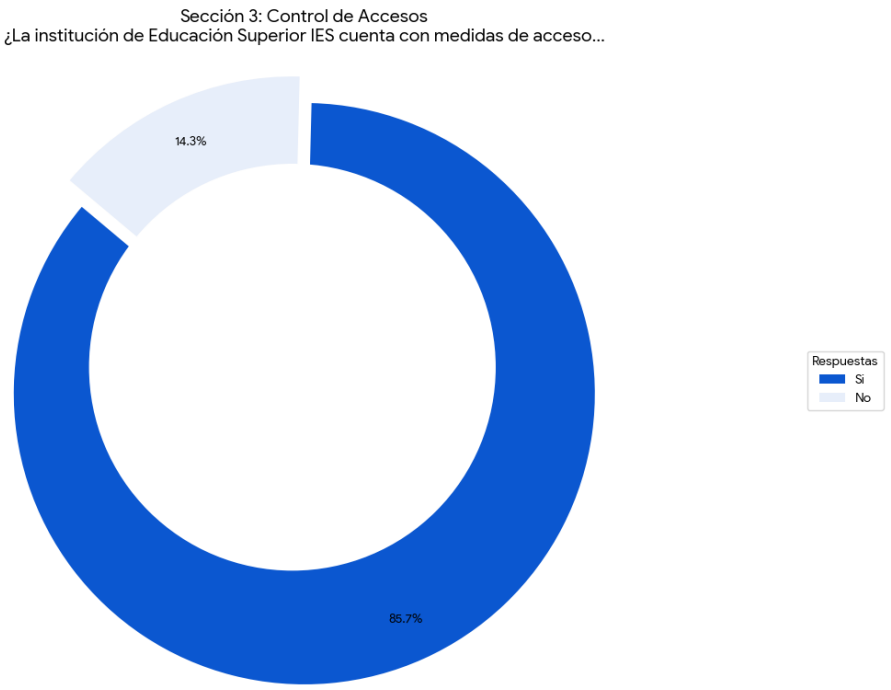

Ilustración 22 Pregunta 5

En la Ilustración 17, el 14.3% confirma que no existe un control de acceso solo para personal autorizado, mientras que el 86.7% confirma que sí existen controles solo para personal autorizado dentro del IST 17 de Julio.

Ilustración 23 Pregunta 6

En la Ilustración, el 16.7% reitera que no existen controles para los sistemas de información, mientras que el 83.3% afirma que sí existen controles de acceso para los sistemas de información en el IST 17 Julio.

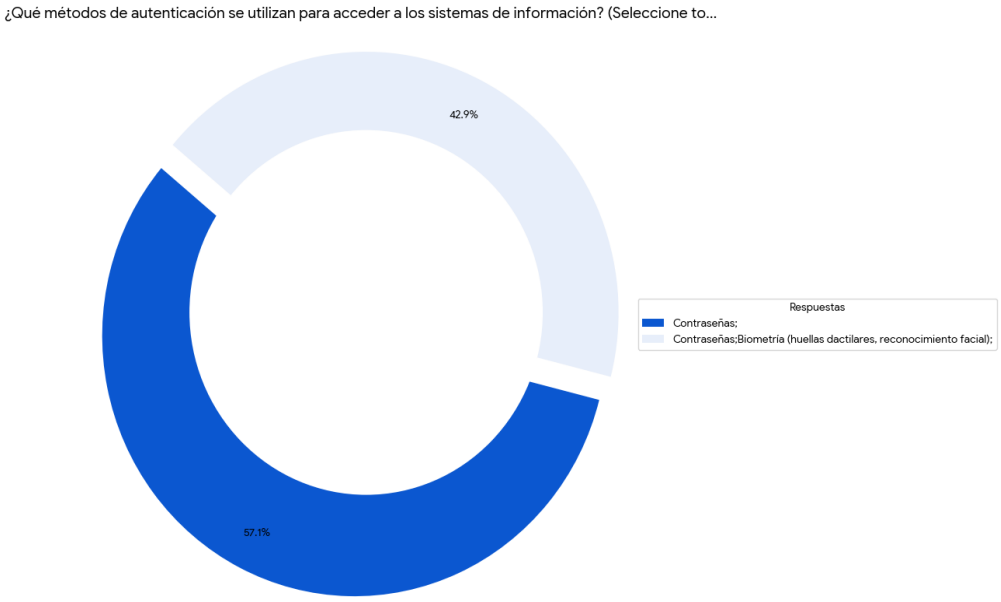

Ilustración 24 Pregunta 7

En la Ilustración 19, el 42.9% de los encuestados afirma que el método de autenticación es por medio de contraseñas y el 57.1% menciona que existe el control biométrico en el IST 17 de Julio.

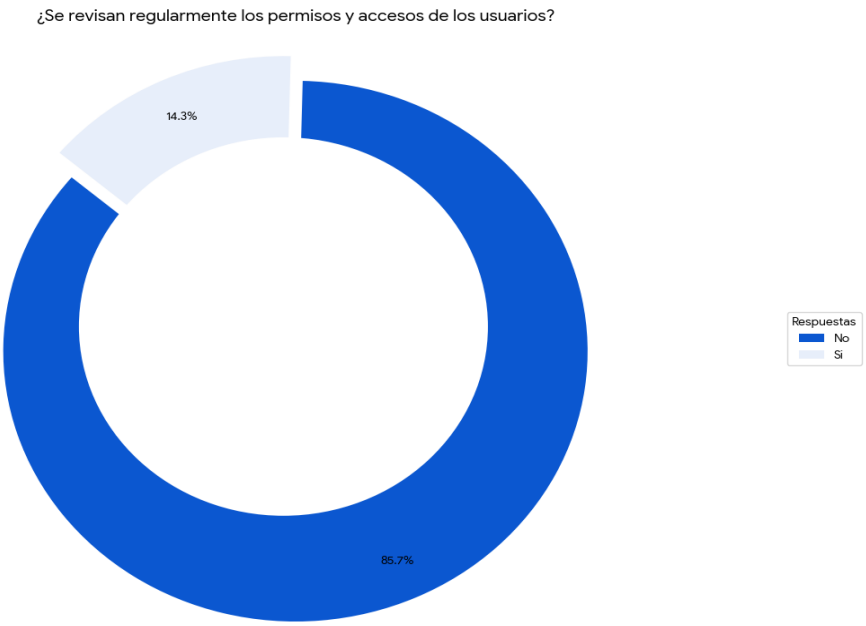

Ilustración 25 Pregunta 8

En la Ilustración 20, el 14.3% afirma que sí se revisan los permisos regularmente y accesos de usuario; el 86.7% confirma que no se revisan los permisos y accesos de los usuarios en el IST 17 de julio.

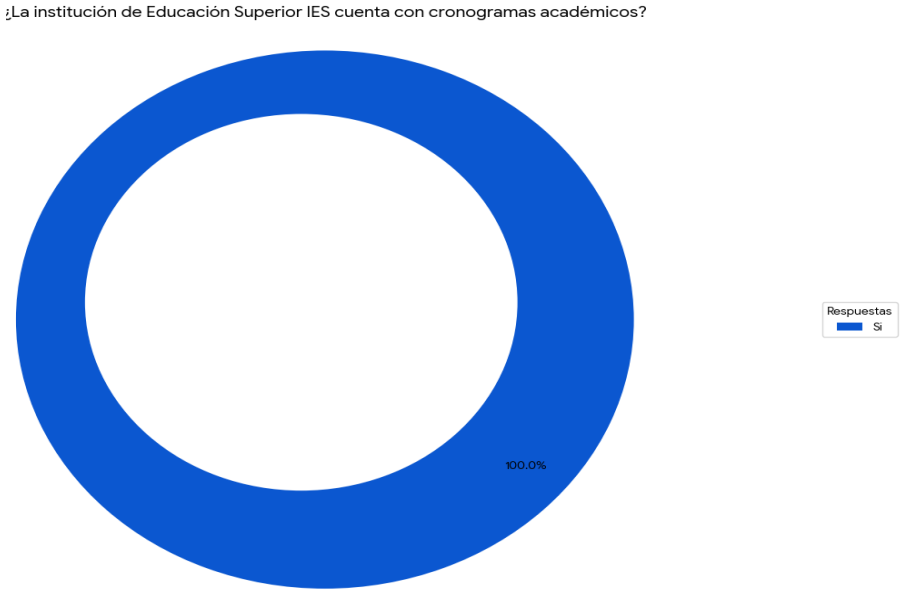

Ilustración 26 Pregunta 9

En la Ilustración 21, el 100% de los encuestados afirma que en el IST 17 de Julio sí existen cronogramas de estudio.

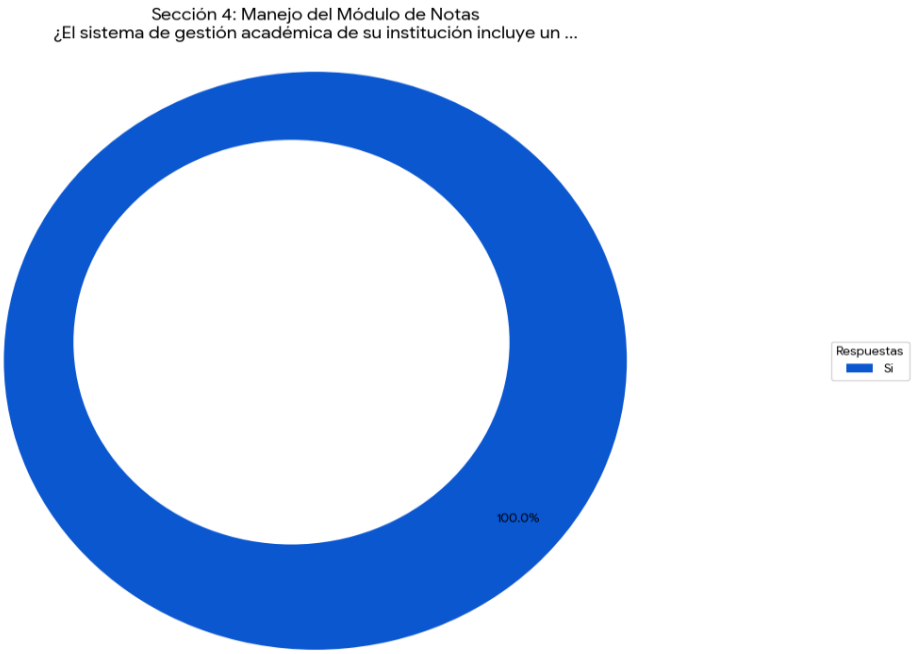

Ilustración 27 Pregunta 10

En la Ilustración 22, afirma el 100% de los encuestados que sí existe un módulo de notas.

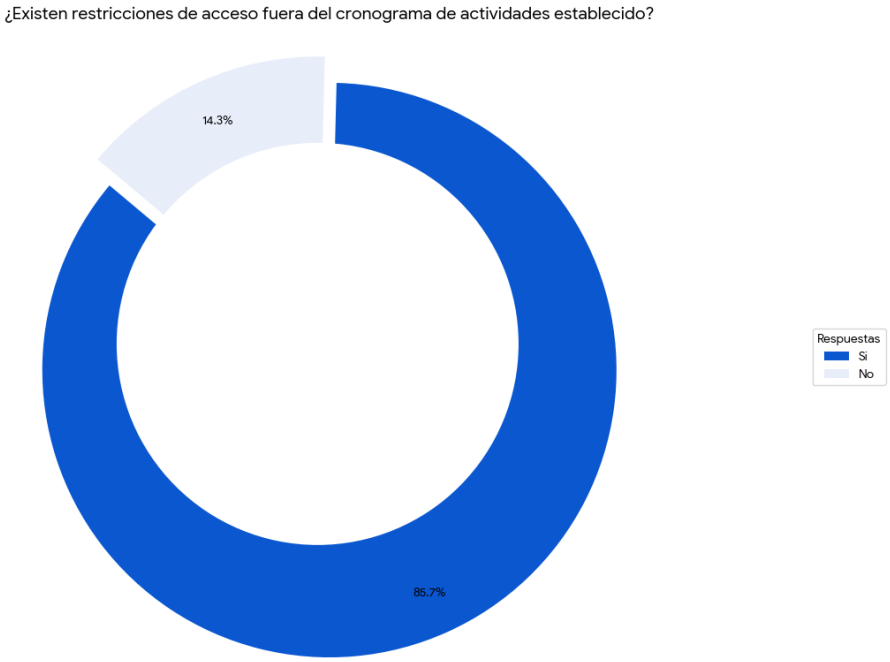

Ilustración 28 Pregunta 11

En la Ilustración 23, el 14.3% menciona que no existen restricciones fuera del cronograma de actividades, mientras que el 86.7% confirma que sí existen restricciones de accesos.

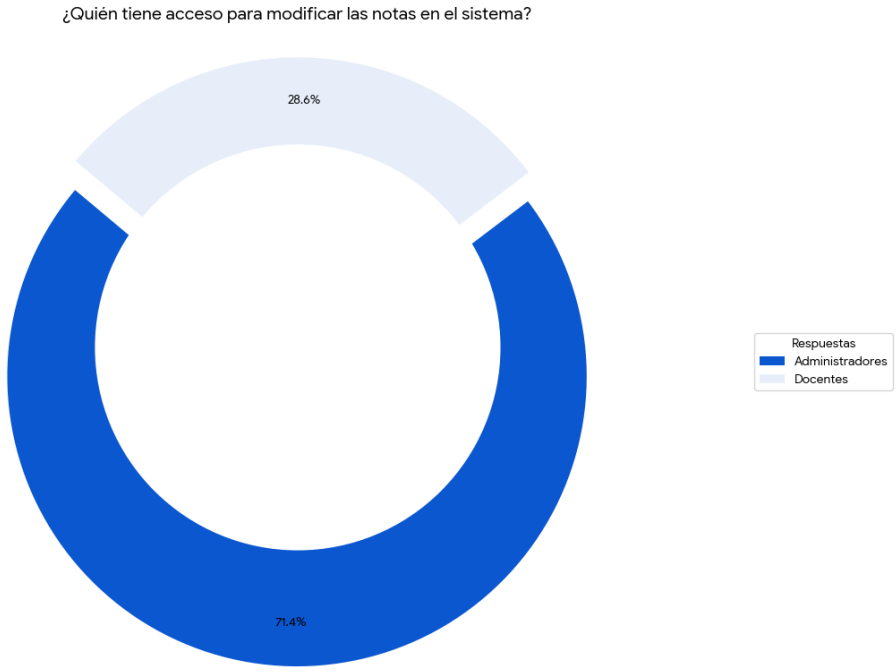

Ilustración 29 Pregunta 12

En la Ilustración 24, el 28.6% de los encuestados afirma que los docentes tienen acceso para modificar las notas; por otro lado, el 71.6% contradice y menciona que solo el administrativo puede modificar las notas.

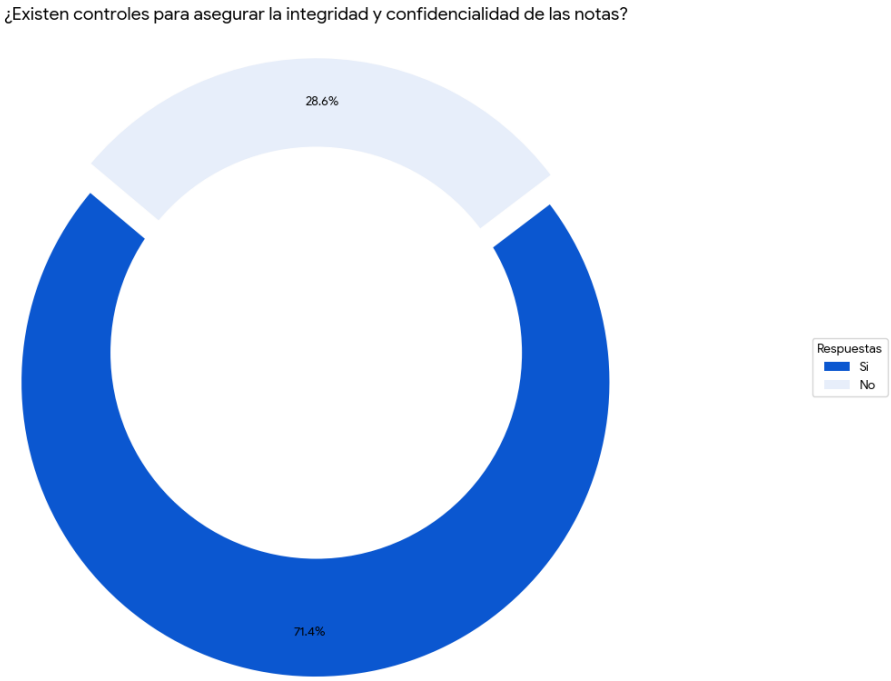

Ilustración 30 Pregunta 13

En la Ilustración 25, el 28.6% de los encuestados dice que no existen controles para asegurar la integridad de las notas, mientras que el 71.4% afirma que sí existen los controles pertinentes

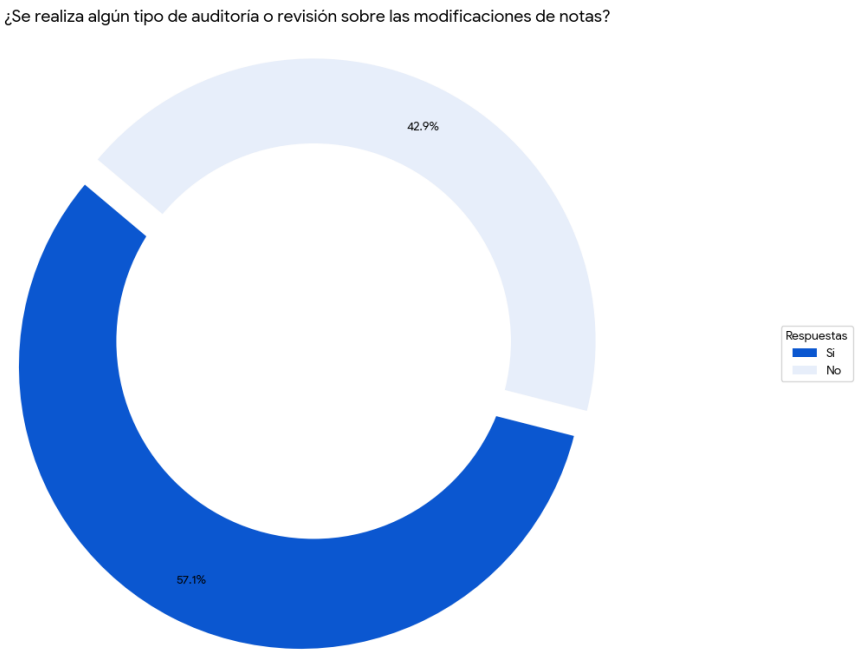

Ilustración 31 Pregunta 14

En la Ilustración 26, el 57.1% menciona que sí se realizan auditorías sobre la revisión de notas; por otro lado, el 42.9% de los encuestados niega que haya revisiones de notas.

Para las preguntas número 5 y 6 no se formularon gráficos, porque se basaban en la respuesta de la pregunta número 4.

Tabulación de entrevista

Tema: Comparación de técnicas avanzadas de análisis de datos, machine learning, big data e inteligencia artificial para el proceso de auditoría informática aplicado en el Instituto Tecnológico Superior 17 de Julio.

Objetivo: Conocer la gestión de políticas y procedimientos de seguridad de la información en la institución de educación y la gestión del sistema académico.

Entrevista realizada a: Ing. Cristian Montalvo, coordinador de TI.

1. ¿Puede describir las políticas de seguridad de la información que tiene implementadas en su institución?

Las políticas que tenemos implementadas no han sido establecidas formalmente, sino que son más bien parte de la cultura organizacional. Manejamos varios sistemas informáticos, incluyendo un sistema centralizado de gestión académica, cuentas de correo electrónico de Google con administración central, sistemas internos y una plataforma de entorno virtual de aprendizaje. Todas estas plataformas están soportadas en servidores con almacenamiento de réplica.

Los servicios centralizados por CNSYD están en servidores administrados por ellos, mientras que los desarrollos internos se alojan en servidores virtuales contratados con CNT, lo que nos ayuda en la gestión de posibles incidentes. La gestión del correo electrónico se realiza a través de Google Workspace, y el entorno virtual de aprendizaje también se encuentra en un servidor virtual.

Nuestras políticas informales incluyen el manejo de autenticación, respaldos frecuentes de la información y la creación de cuentas de usuario basadas en roles de gestión. Contamos con 15 unidades gestoras establecidas en el estatuto, y sus funciones determinan los permisos de acceso a la información que se genera en los sistemas.

2. ¿Qué tipo de formación o capacitación en seguridad de la información se proporciona a los estudiantes?

Desde el vicerrectorado académico, al finalizar cada semestre, se planifican jornadas de actualización de conocimientos enfocadas en el personal docente y administrativo. Para los estudiantes, la capacitación se realiza de manera frecuente a través de las unidades gestoras, utilizando objetos virtuales de aprendizaje que se distribuyen en nuestras plataformas. Cada unidad gestora desarrolla el material, que es socializado por los tutores en horas de clase. Se recopilan firmas como evidencia para garantizar que los estudiantes participen activamente en estos procesos.

Sección 2: Auditorías Informáticas

3. ¿Realizan auditorías informáticas en su institución?

No contamos con un departamento de informática como tal ni con un procedimiento formal de auditorías. Sin embargo, todos los sistemas que desarrollamos incluyen módulos de auditoría que registran accesos y modificaciones en la estructura de datos. Se almacena la ubicación por dirección IP, el usuario y la fecha y hora de cualquier modificación, actualización o eliminación de información, lo que nos ha permitido gestionar incidentes eficazmente.

Para asegurar la veracidad de la información, al inicio y al final de cada semestre y de cada parcial, se emiten informes electrónicos con firma de responsabilidad de los coordinadores de carrera. Estos informes se entregan al vicerrectorado académico y se archivan en cada carrera.

4. ¿Qué áreas o sistemas específicos se auditan regularmente?

Básicamente, los componentes que se auditan son los académicos y los de aseguramiento de la calidad, debido al modelo de evaluación externa. Auditamos cuatro tipos de indicadores de manera regular, y la auditoría de la información para la acreditación se realiza con un sistema desarrollado internamente. Por lo tanto, la información auditada es tanto la de acreditación como la contenida en nuestros sistemas desarrollados.

5. ¿Cree que es importante ejecutar procesos de auditoría informática en la institución y por qué?

Sí, es superimportante. La auditoría garantiza que los procesos de construcción de la información sean transparentes y que los resultados finales obedezcan a la ejecución de cada responsable. Para nosotros, los procesos de auditoría son fundamentales y nos serviría mucho tener una hoja de ruta para implementarlos formalmente en la institución.

Sección 3: Control de Accesos

6. ¿Qué controles de acceso tienen implementados para proteger los sistemas de información?

Todas las plataformas tienen control de acceso por usuario y contraseña. Las contraseñas están encriptadas en nuestra base de datos con un código hash. Algunos sistemas, aunque no todos, cuentan con verificación por CAPTCHA. Todo lo relacionado con Google, como el correo electrónico y Drive, utiliza inicio de sesión con autenticación de doble factor.

7. ¿Qué métodos de autenticación utilizan?

   Básicamente, usuario y contraseña en todas nuestras plataformas.

8. ¿Cómo se gestionan los permisos y accesos de los usuarios a los sistemas de información?

Contamos con una unidad gestora de tecnología de la información. Una vez que las plataformas desarrolladas o implantadas están operativas, se integran formalmente a la unidad de TICs para que gestionen los permisos de acceso. Estos permisos se definen según las unidades gestoras determinadas por el órgano colegiado superior. Al inicio de cada semestre, una vez autorizado el distributivo de trabajo, se formalizan los encargos y esta información se remite al gestor de tecnología para que actualice los permisos en los sistemas.

Sección 4: Manejo del Módulo de Notas

9. ¿Quién tiene acceso a modificar las notas?

Únicamente los docentes. En ninguno de nuestros sistemas académicos se pueden modificar notas si no es con el rol de docente. Cada profesor solo tiene acceso a su distributivo de trabajo. Existe un proceso establecido para la actualización de notas en casos de incidentes, como cuando un estudiante no puede completar el período académico por calamidad o fuerza mayor. En esos casos, se puede corregir una calificación durante el intersemestral, pero solo

con una solicitud del estudiante, un informe del docente, un informe del coordinador de carrera y la autorización del director.

10. ¿Qué medidas de seguridad están implementadas para garantizar la integridad y confidencialidad de la información?

Para la integridad, todas las plataformas están desplegadas en servidores con almacenamiento espejado. Para la confidencialidad, todos los sistemas manejan un esquema de roles, y muchos de ellos utilizan Google Drive para el almacenamiento, lo que restringe el acceso solo a quienes tienen cuentas permitidas.

11. ¿Se han realizado revisiones periódicas sobre las modificaciones de las notas?

Es muy particular y extraordinario que haya una modificación de nota. Generalmente, una vez que se cierra el semestre, las notas ya no se cambian. Soportamos esto con informes de inicio y fin de semestre que detallan los estudiantes matriculados, aprobados, reprobados y retirados. Estos informes se envían con firma electrónica a las autoridades y se archivan.

Además, existen controles cotidianos, ya que, por política institucional, las notas del sistema académico deben ser idénticas a las del entorno virtual de aprendizaje. Esto garantiza que los estudiantes conozcan su rendimiento durante todo el período, por lo que las revisiones no son necesarias, salvo en casos muy puntuales.

Comentarios Adicionales

¿Cuáles consideran que son los mayores desafíos en la implementación y mantenimiento de las políticas de seguridad?

Somos un instituto público que depende administrativa y financieramente de la SENESCYT. Por lo tanto, nuestro primer desafío es la gestión administrativa, ya que dependemos de las asignaciones y gestiones de la SENESCYT para cualquier innovación. Aunque generalmente tenemos buena recepción de nuestros proyectos, siempre es un proceso administrativo.

El otro desafío es que no contamos con el personal administrativo que desearíamos; la administración se realiza a través de unidades gestoras. No tenemos personal dedicado

exclusivamente al desarrollo, administración o seguridad de la información, por lo que estamos limitados por la disponibilidad de tiempo.

¿Hay algún proyecto o mejora particular que estén planeando para fortalecer la seguridad de la información?

Sí, lo hacemos desde el punto de vista académico. Tenemos varios procesos de investigación centrados en metodologías de desarrollo y gestión estratégica de incidentes de información. Apalancamos esto en los procesos académicos, y el producto de la investigación se implementa posteriormente. Creemos que, con el manejo de estas metodologías y la gestión de incidentes, fortaleceremos la seguridad de la información.

¿Algo más que le gustaría añadir sobre la seguridad de la información y su importancia en el ámbito educativo?

Sí, el fortalecimiento de la capacitación y actualización es clave. Hay acciones que los usuarios pueden realizar con poco esfuerzo, pero que tienen un gran impacto, como la política de escritorio limpio, el manejo responsable de credenciales y los respaldos de información por parte de cada usuario. Aunque socializamos esto frecuentemente, es un tema importante. La seguridad de la información no depende exclusivamente de equipos, licencias o protocolos seguros, sino también del manejo responsable de la información por parte de cada usuario.

Análisis

En la recopilación de información mediante la encuesta, se establece que el sistema del IST 17 de Julio debe operar bajo políticas de seguridad para garantizar la integridad de la información académica; es importante la correcta capacitación de los usuarios en el manejo de credenciales. Se pudo determinar que la responsabilidad principal del registro de notas recae en el docente de cada asignatura, quien debe hacerlo dentro de los plazos establecidos; las modificaciones de una calificación fuera de este periodo requieren una solicitud formal y justificada. Son las autoridades académicas las encargadas de establecer y oficializar las fechas del calendario académico.

Análisis del clúster

Desde la Ilustración 9–12, muestran los 8 clústeres de los primeros registros de las notas de las carreras del IST 17 de Julio, por lo que podemos visualizar que, mediante las

calificaciones bajas de los estudiantes, reducen la agrupación de los clústeres, por lo cual es preciso que los datos fueron modificados, logrando la comparación de las notas finales modificadas validando si son datos precisos.

Validasción descriptiva

Precisión. A continuación, se valida si las notas de los registros realizados coinciden con los parciales 1 y 2, revisando las fechas de registros para comprobar si hay irregularidades dentro del cronograma del periodo planificado.

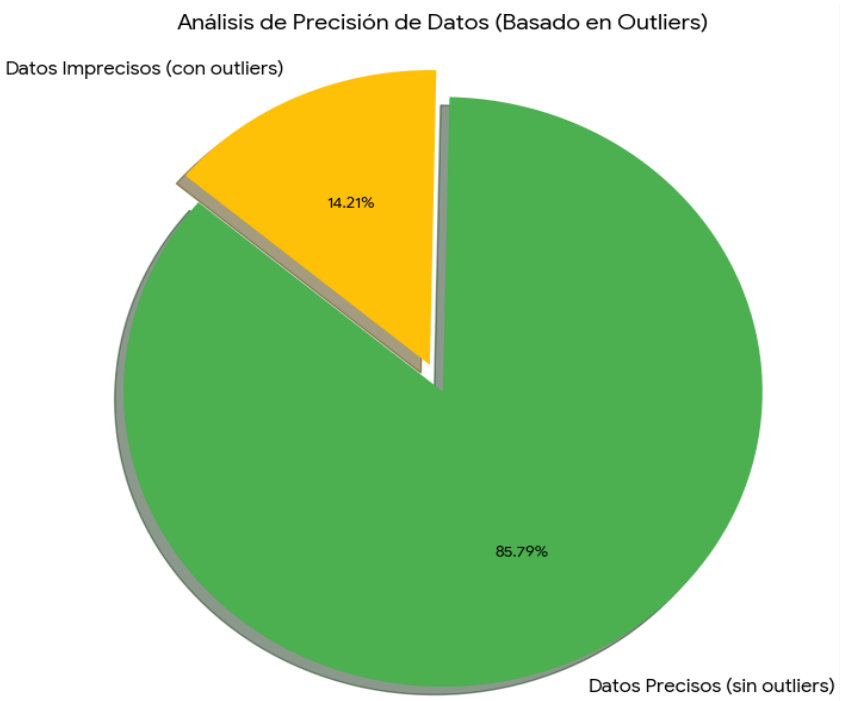

Ilustración 32 Precisión de datos de las carreras del IST, 17 de Julio

En la Ilustración 27 de las 51653 filas correspondientes a los datos generales del periodo OCT2018-FEB2023 de las carreras del IST 17 de Julio, hay un 14.21% de datos imprecisos, los cuales habrían sido modificados y no coinciden con las notas finales, correspondiente a los 44.313 (85.79%) registros precisos y 7.340 (14.21%) registros imprecisos.

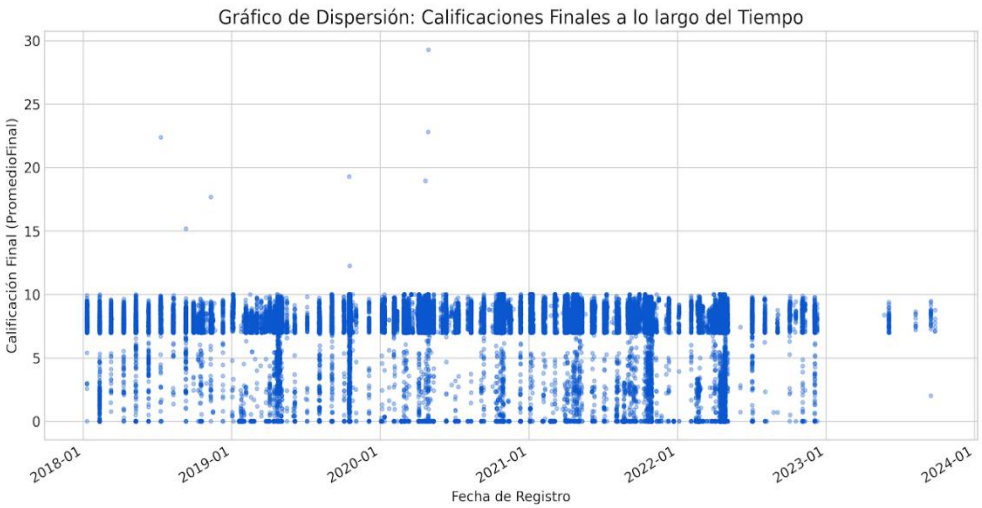

Ilustración 33 Dispersión de Fechas

Confidencialidad. Dado lo establecido en la norma ISO/IEC 25012:2008, establece que la información de los archivos relacionados a las notas no cuenta con alteraciones por usuarios externos a la institución por lo tanto cumple con los protocolos de confiabilidad.

Trazabilidad. Los datos cuentan con fácil acceso a la información permitiendo monitorear las operaciones realizadas por los usuarios del sistema para los procesos de auditoría cumpliendo con los requisitos de la norma ISO/IEC 25012:2008.

Comprensibilidad. Estos datos están estructurados de forma comprensible que permite ejecutar el análisis de inmensos volúmenes de datos con la facilidad de aplicar la técnica avanzada de datos que se llegase a requerir, aplicando la norma ISO/IEC 25012:2008.

2.3.4 Conclusiones preliminares

En la Tabla 20 se pueden observar los hallazgos recopilados durante la auditoría regidos a la norma ISO/IEC 25012:2008; las evidencias de los datos no pueden ser públicas al firmarse la carta de confidencialidad con la institución.

Tabla 20 Hallazgos, adaptado de (Álvarez Osorio, 2023)

Tabla de Hallazgos

No	Hallazgos	Descripción	Evidencia
1	Imprecisión de los datos	La impresión de notas dentro del IST 17 Julio es de un 14.21%	Ilustración 27
2	Modificación de las notas fuera del periodo establecido	Respecto al análisis logrado,se muestran irregularidades por periodo académico	Ilustración 28

El primer hallazgo se debe a la imprecisión de las notas en el sistema informático académico; se debe buscar soluciones rápidas y eficientes. Al no buscar estrategias inmediatas, pude provocar problemas para el docente y el estudiante, afectando la credibilidad del sistema.

El segundo hallazgo se basa en la falta de políticas de control interno, permitiendo que haya alteraciones e irregularidades en los ingresos importunos de notas, poniendo en peligro la integridad del sistema.

2.4. Comunicación de resultados (FASE III)

2.4.1. Elaboración del Informe Final Preliminar

La elaboración del informe final preliminar está basado en la recopilación de información proporcionada en el plan preliminar, dado los observaciones y recomendaciones de acuerdo con las inconsistencias encontradas por el equipo auditor en los reportes de notas del sistema académico del IST 17 de Julio.

2.4.2. Informe Final Preliminar

Introducción

El Instituto Superior Tecnológico 17 de Julio es una institución de educación superior pública, cumple con las funciones sustantivas de tercer nivel se encarga de formar profesionales técnicos y tecnólogos competentes.

La presente auditoría tiene como propósito determinar las posibles falencias que se generan en el sistema académico de los estudiantes del Instituto Superior Tecnológico 17 de Julio. Los resultados serán tomados en cuenta para mejorar la calidad del software utilizado.

Tabla 21 Datos de los auditores, adaptado de (Álvarez Osorio, 2023)

Rol	Nombres y Apellidos
Auditor Líder	Daisy Elizabeth Imbaquingo Esparza
Auditor Junior	Edwing Patricio Godoy Pai

Alcance

Para la auditoria del sistema académico del IST 17 de Julio, el enfoque se centrará en el módulo de gestión de calificaciones, se tomará como marco de referencia principal la norma ISO/IEC 25012:2008 para verificar la calidad de los datos académicos, evaluando características propias y dependientes del sistema como precisión, completitud, confidencialidad, trazabilidad y consistencia aplicando técnica avanzada de datos para descubrir patrones anómalos o no autorizados en el registro o modificación de notas, de las carreras del IST 17 de Julio.

Objetivo General:

Realizar la auditoría informática al sistema académico de estudiantes del IST 17 de Julio, aplicando la técnica avanzada de datos Big Data para verificar el correcto funcionamiento de calidad y determinar posibles errores de seguridad generados, con la finalidad de proporcionar soluciones prácticas.

Objetivos Específico:

- Recopilación y purificación de datos del control de notas
- Análisis de los datos aplicando la técnica de big data.
- Elaborar el informe técnico basado en los resultados obtenidos con la norma ISO/IEC 25012:2008

Metodología, herramienta y estándar utilizados

Se utiliza la metodología CRISP-DM;es una herramienta metodológica para minería de datos. El lenguaje de programación Python se utilizó como herramienta para procesamiento de datos aplicado en la plataforma de Google Colab, con la cual se pudo implantar el algoritmo de clúster (K-Means) con la finalidad de detectar anomalías en grandes conjunto de datos aplicando el estándar de la norma ISO/IEC 25012:2008.

Cronograma

Ilustración 34 Cronograma

Cronograma

Se ha programado que la auditoría se la realizará en un tiempo estimado de 12 semanas, las cuales se contará desde el día 20 de enero del 2025.

ACTIVIDADES	RESULTADOS POR OBJETIVO / ACTIVIDAD	CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES												% de avance / actividad	% de cumplimiento / objetivo	% avance TOTAL
		SEMANAS 2025														
		4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15			
Contacto con el cliente	Recolectar información													100%	100%	100%
Estudio del Entorno auditar	Conocer la institución													100%	100%	100%
Definir el Equipo de auditoría	Asesoramiento de auditoria													100%	100%	100%
Elaborar el Plan preliminar	Informe preliminar													100%	100%	100%
Elaborar la Propuesta de auditoria	Recomendaciones a la institución													100%	100%	100%
Contrato	Establecer cumplimiento													100%	100%	100%
Ejecutar Auditoría	Verificar la situación actual													100%	100%	100%
Validación de auditoría	Evaluación de auditoría													100%	100%	100%
Seguimiento	Informe final													100%	100%	100%

Checklist

En el área de confidencialidad, para garantizar una correcta aplicación de controles en gestión de roles, políticas de seguridad y capacitación de usuarios, se hizo el levantamiento de datos por medio de entrevistas y encuestas.

La precisión se comprobó: las notas modificadas coinciden con las notas finales, por lo que se encontraron irregularidades que no cumplen con estas características.

La trazabilidad de los datos se puede validar por medio de los reportes de notas y el levantamiento de datos, permitiendo auditar el cumplimiento de ingresos de notas en periodos establecidos y el registro de actividades irregulares, llevando un control por medio de auditorías continuas.

Finalmente, estableciendo el reporte de modificaciones de notas, se logra comprender la comprensibilidad de los datos, permitiendo un mejor manejo de técnicas de big data para la identificación de patrones anómalos.

Tabla 22 Checklist

Características	**Checklist**
Confidencialidad	✓
Precisión	
Trazabilidad	✓
Comprensibilidad	✓

Hallazgos

Tabla 23 Hallazgos

No	Hallazgos	Descripción	Evidencia
1	Imprecisión de los datos	La impresión de notas dentro del IST 17 Julio es de un 14.21%	Ilustración 27
2	Modificación de las notas fuera del periodo establecido	Respecto al análisis logrado, se muestran irregularidades por periodo académico	Ilustración 28

Tabla 24 Matriz de Riesgo

RIESGOS		
INHERENTES	**DE CONTROL**	**DE DETECCIÓN**
Información fraudulenta		Objetivo y alcance mal definidos
Tamaño y volumen de Datos	Supervisión deficiente	Muestreo no representativo
Presión por cumplimiento de plazos	Asignación de permisos Excesivos	Limitación de tiempo
Impacto de eventos Externos	Procesos de gestión de cambios informal	Independencia del equipo auditor
Valor de datos para Cibercrimen	Pistas de auditoría inadecuadas	Conocimiento previo insuficiente de la IES
Integración de otros sistemas	Evaluación de riesgos	Comprensión del MAIIES.
Diversidad Tecnológica		Herramientas de auditoría inadecuadas.
Disponibilidad de tiempo en el encargado de la IES		

ANALISIS DE RIESGOS				
Activo	**Amenaza**	**Probabilidad**	**Impacto**	**Riesgo**
ordenador(es)	Fuga de información	Medio (2)	Alto (3)	6
ordenador(es)	Introducción de falsa información	Bajo (1)	Alto (3)	3
ordenador(es)	Alteración de la información	Medio (2)	Alto (3)	6
ordenador(es)	Corrupción de la información	Bajo (1)	Bajo (1)	1
ordenador(es)	Corte del suministro eléctrico	Bajo (1)	Medio (2)	2
ordenador(es)	Fallo de servicios de comunicaciones	Medio (2)	Medio (2)	4
ordenador(es)	Degradación de los soportes de almacenamiento de la información	Medio (2)	Bajo (1)	2
ordenador(es)	Difusión de software dañino	Medio (2)	Medio (2)	4
ordenador(es)	Errores de mantenimiento / actualización de programas (software)	Medio (2)	Bajo (1)	2
ordenador(es)	Errores de mantenimiento / actualización de equipos (hardware)	Medio (2)	Bajo (1)	2
ordenador(es)	Caída del sistema por sobrecarga	Bajo (1)	Bajo (1)	1
ordenador(es)	Pérdida de equipos	Bajo (1)	Medio (2)	2
ordenador(es)	Abuso de privilegios de acceso	Medio (2)	Alto (3)	6
ordenador(es)	Errores de los usuarios	Medio (2)	Alto (3)	6
ordenador(es)	Errores del administrador	Medio (2)	Alto (3)	6
ordenador(es)	Errores de configuración	Bajo (1)	Alto (3)	3

Ilustración 35 Análisis de riesgo

Conclusiones

El primer hallazgo se debe a la imprecisión de las notas en el sistema informático académico; se debe buscar soluciones rápidas y eficientes. Al no buscar estrategias inmediatas, pude provocar problemas para el docente y el estudiante, afectando la credibilidad del sistema.

El segundo hallazgo se basa en la falta de políticas de control interno, permitiendo que haya alteraciones e irregularidades en los ingresos importunos de notas, poniendo en peligro la integridad del sistema.

CAPÍTULO 3

3.1 Validación (FASE IV)

Garantiza la transparencia y contabilidad de los resultados de la auditoría; la validación de auditoría permite evaluar los parámetros tales como calidad, seguridad de la información y cumplimiento.

3.1.1 Calidad

En la Tabla 25, evidenciamos la utilización de factores y métricas importantes para evaluar la eficiencia de la calidad del equipo auditor.

Tabla 25 Preguntas de evaluación de calidad, adaptado de (Álvarez Osorio, 2023)

FACTOR DE EVALUACIÓN	MÉTRICA DE EVALUACIÓN
Factor Humano	El equipo auditor procuró que el cliente participe en todo el proceso de auditoría
	El equipo auditor obtuvo la conformidad del cliente acerca de las actividades desarrolladas
	El personal que realiza la auditoría tenía competencias necesarias para realizar su trabajo
	El auditor estaba seguro de sí mismo y de su trabajo
	El equipo auditor conservó su independencia en apariencia y acción
	El equipo auditor se centró en los hechos
	El equipo auditor recibió apoyo para lograr las metas
	El equipo auditor demostró esfuerzo al realizar la auditoría

	El auditor se preocupaba por su formación y actualización continua
	El auditor contaba con certificaciones nacionales e internacionales en el área de auditoría y auditoría informática
	Los miembros del equipo auditor demostraron conocimiento en seguridad de la información y procesamiento de datos
	Las diferencias con el cliente fueron tratadas de forma oportuna, profesional y objetiva
	El auditor vinculó expertos como apoyo en el proceso de auditoría para obtener resultados y recomendaciones para el cliente
Factor Técnico	El equipo auditor usó plantillas y formularios para documentar
	Los hallazgos y conclusiones de la auditoría fueron un reflejo exacto de los hechos reales del proceso auditado
	Los resultados de la auditoría fueron respaldados y documentados con las evidencias recopiladas al auditar
	Los recursos para la auditoría fueron asignados de acuerdo con la importancia y complejidad de la auditoría
	El sistema, proceso u objeto auditado tenía importancia para la organización
	En el alcance se abordaron todos los elementos necesarios para auditar exitosamente
	La ejecución de la auditoría cumplió con los elementos acordados en el alcance
	El modelo de evaluación de riesgos fue comprensible
	El plan de auditoría tomó en cuenta los riesgos relacionados con el cliente
	El proceso de auditoría se desarrolló con exactitud y precisión

	El informe de auditoría fue claro y conciso con sus resultados
	El alcance, hallazgos y recomendaciones han sido entendibles para cualquier persona que haga uso del informe de auditoría
	La auditoría se ejecutó bajo las políticas, estándares, manuales, directrices y prácticas de auditoría informática
	Las listas de verificación estuvieron completas, aprobadas y documentadas
	El trabajo de campo fue revisado por un experto
	La información y resultados de anteriores auditorías estuvieron disponibles para revisión
	Los objetivos y el alcance de la auditoría fueron especificados adecuadamente
	Los miembros del equipo auditor tenían una comprensión clara y coherente del plan de auditoría
	El presupuesto y cronograma de auditoría se establecieron de manera adecuada
	Se evaluaron los requisitos de personal y equipos asignados para la auditoría
	El plan de auditoría fue elaborado, revisado y aprobado por los supervisores, responsables de la organización y miembros del equipo auditor
	El equipo auditor utilizó una metodología de auditoría informática para planificar, gestionar y desarrollar la auditoría
Factor Contextual o del Entorno	El auditor promovió a través de sus informes una cultura organizacional basada en buenas prácticas de seguridad informática
	El equipo auditor tenía estrictos procedimientos de control de calidad

	El líder del equipo auditor estuvo comprometido con el sistema de control de calidad
	La normativa y regulaciones emitidas por organismos de control fueron reflejadas en el plan de auditoría
	El equipo auditor conocía la información relevante de leyes y regulaciones que puedan tener un impacto significativo en los objetivos de la auditoría
	Se aplicaron medidas disciplinarias en caso de incumplir con el plan de auditoría o la normativa legal regulatoria vigente
	El costo de la auditoría estuvo de acuerdo con la complejidad y las actividades desarrolladas

Tabla 26 Resultados de evaluación de Calidad

Evaluador	Puntuación
Evaluador	92

Dada la validación correspondiente a los parámetros de calidad, se obtiene un promedio de 92.2%, correspondiente a la categoría de calidad alta en los estándares de MAIIES.

3.1.2. Seguridad de la información

En la tabla 27, se observan las métricas a evaluarse en el área de seguridad mediante factores pertinentes con la finalidad de obtener resultados apropiados que permiten analizar la situación de integridad dentro de la organización.

Tabla 27 Evaluación de seguridad, adaptado de (Álvarez Osorio, 2023)

FACTOR DE EVALUACIÓN	MÉTRICA DE EVALUACIÓN
Confidencialidad	Se aplican políticas para la seguridad de la información dentro de la institución
	Las políticas y procedimientos en seguridad de la información dentro de la institución se actualizan periódicamente

	Las responsabilidades en la seguridad de la información son delegadas, documentadas y entregadas formalmente a todo el personal de la institución, según su cargo
	Se aplican políticas y acciones de seguridad de la información sensible de la institución
	Se actualiza y aplica las políticas de acceso a la información en base a los roles de usuario existentes
	Se dispone de una acreditación en seguridad de la información para todos sus sistemas informáticos
	Se aplican procedimientos documentados para seguir en caso de incidentes de seguridad
	Se realizan auditorías de cumplimiento de seguridad de la información
	Se aplican políticas de gestión de contraseñas para los usuarios finales de la institución
	Se identifican a los usuarios que acceden a la red y las acciones que ejecutan
Integridad	Se aplica un control de acceso a la infraestructura y servicios de TI de la institución
	Se capacita e involucra a usuarios, colaboradores y personal en los temas de seguridad de la información
	Se realiza análisis de vulnerabilidades de los servicios web de la institución
	Se aplican planes de monitoreo y gestión de impacto de incidentes de seguridad en la institución
	Se actualiza y documenta el inventario de todos los activos de TI
Disponibilidad	Se dispone de aplicaciones para proteger de software malicioso a todas sus soluciones informáticas
	Se realizan copias de seguridad de la información
	Se monitorean las actividades desarrolladas por los usuarios

Tabla 28 Resultados de la Evaluación de Riesgos

Evaluador	Porcentaje
Evaluador	72%

En la evaluación de seguridad se obtuvo un promedio de calidad del 72%, ubicado en la categoría de seguridad media.

3.1.3. Cumplimiento

Para el cumplimiento, se evaluará el desarrollo de la planificación dada en la auditoria y el compromiso del auditor los cuales se pueden observar en la Tabla 29.

Tabla 29 Parámetros de Cumplimiento, adaptado de (Álvarez Osorio, 2023)

FASES DE LA AUDITORÍA	ACTIVIDAD
Planificación de la auditoría	Establecer lugar y fecha de encuentro con el cliente
	Registrar reunión inicial con el cliente
	Identificar las partes interesadas y responsables para la auditoría
	Comprender el contexto externo del entorno a auditar
	Comprender el contexto interno de la institución a auditar
	Comprender estrategias y prioridades de la institución
	Determinar objetivos de la auditoría en base al estudio del entorno
	Determinar el riesgo relevante del proceso de auditoría
	Definir los límites organizacionales de la auditoría
	Identificar miembros del equipo auditor
	Seleccionar miembros del equipo auditor
	Definir roles acordes a los conocimientos y habilidades de los miembros del equipo auditor
	Documentar plan preliminar
	Determinar antecedentes
	Determinar objetivos específicos de la auditoría

	Determinar el alcance de la auditoría
	Determinar recursos para la auditoría
	Determinar cronograma de la auditoría
	Determinar costos de la auditoría
	Documentar los riesgos de la auditoría
	Presentar plan preliminar al cliente
	Acordar términos y condiciones de la auditoría
	Elaborar la propuesta de auditoría
	Presentar la propuesta de la auditoría
	Determinar cláusulas del contrato
	Elaborar el contrato
	Firmar el contrato
Ejecución de la auditoría	Diseñar y documentar el plan de trabajo
	Definir instrumentos para la investigación de campo
	Elaborar instrumentos de investigación de campo determinados en el plan de trabajo
	Aplicar técnicas e instrumentos de auditoría
	Análisis y síntesis de información recopilada
	Definir hallazgos en base a la información y evidencias recopiladas
	Elaborar informe final preliminar
Comunicación de resultados	Agendar fecha para presentación y discusión del informe final preliminar
	Presentar informe final preliminar para discusión y validación
	Elaborar informe final
	Agendar fecha para presentación de informe final
	Presentar informe final y documentos resultantes de la auditoría
	Cerrar el contrato
	Retirar garantías
Validación de la auditoría	Aplicar evaluación de calidad de resultados de auditoría

	Aplicar evaluación de seguridad de la información en las IES
	Aplicar evaluación de cumplimiento de actividades de la auditoría
	Data Mining
Seguimiento de la auditoría	Consulta directa al auditado
	Verificación del informe final de auditoría

Tabla 30 Resultados de Cumplimiento

Evaluador	Porcentaje
Evaluador	87%

Al finalizar la validación de cumplimiento, proporciona como resultados un promedio de calidad del 87%, categorizado en el nivel de cumplimiento alto.

3.2. Seguimiento (FASE V)

3.2.1. Informe final de auditoría.

Mediante la revisión del informe final se analiza el progreso de la implementación de las acciones correctivas de las partes interesadas. La integración de estas medidas debe realizarse en un periodo estimado de 6 a 12 meses con la finalidad de mostrar transparencia en los procesos.

3.2.2. Contacto con el cliente.

Al finalizar la fase de seguimiento, se debe confirmar que las acciones correctivas se cumplan a medida de las mejoras acordadas, con el propósito de obtener mejores resultados, y de esta forma poder llevar una comunicación continua con los interesados para estructurar nuevas actualizaciones.

CONCLUSIONES

El desarrollo tecnológico es eminente, ya que atravesamos la época de la era digital, permitiendo la creación de nuevas técnicas para el análisis de datos, facilitando el procesamiento de datos a gran escala. Dado el análisis cualitativo de las técnicas avanzadas de datos, machine learning, big data e inteligencia artificial, se concluyó que big data es la más adecuada para el proceso de auditoría informática. Destacando por su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos y proporcionar una visión integral y detallada de todas las transacciones, siendo fundamental para la auditoría en datos académicos.

Al aplicar la técnica de datos Big data para el proceso de auditoría y algoritmos de agrupamientos (K-means) se encontraron anomalías críticas en la calidad de los datos. Identificando un 14.21% de imprecisión en los registros de notas analizados, así como modificaciones en las calificaciones realizadas fuera de los periodos académico-establecidos, según la aplicación de la norma ISO/IEC 25012:2008. Esto evidencia la falta de políticas de control interno, poniendo en riesgo la integridad y credibilidad del sistema académico.

Implementando el método de auditoria informática para instituciones de educación superior (MAIIES), con ayuda de las técnicas avanzadas de datos Big data, permitieron procesar los datos de manera eficiente, facilitando el análisis predictivo, ofreciendo una visión objetiva de la infraestructura y el sistema auditado, mejorando significativamente la eficiencia de los procesos.

RECOMENDACIONES

Entrenar al personal con estrategias y herramientas tecnológicas que permitan una mejor comprensión de los sistemas con la finalidad de comprender el manejo de grandes cantidades de datos, evitando irregularidades que pueden generar vulnerabilidades que ocasionan errores y pérdida de información.

Integrar nuevas habilidades de auditoría informática que permitan a los auditores utilizar herramientas de tecnológicas avanzadas de datos como Big Data, que permitan comprender las políticas de control interno llevando un registro oficial de la ejecución de proyectos.

Se recomienda mantener las actualizaciones de técnicas avanzadas de datos que prolonguen la eficacia en los estándares de las auditorías informáticas, para mantener estructuras sólidas en procesos largos y continuos, proporcionando calidad objetiva.

REFERENCIAS

Alles, M., & Gray, G. (2016). Incorporating big data in audits: Identifying inhibitors and a research agenda to address those inhibitors. *International Journal of Accounting Information Systems*, *22*, 44–59. https://doi.org/10.1016/j.accinf.2016.07.004

Álvarez, M. (2008). La auditoría: concepto, clases y evolución. *Conceptos jurídicos fundamentales*, 1–14.

Álvarez Osorio, F. J. (2023). *Estudio de técnicas avanzadas de análisis de datos para el proceso de auditoría informática en el módulo del sistema académico de la Universidad Técnica del Norte (UTN)* [Tesis de pregrado, Universidad Técnica del Norte]. Recuperado de https://repositorio.utn.edu.ec/handle/123456789/14857

Betancourt, D. (2015, November 21). *Partes interesadas en ISO 9001: Necesidades y expectativas*. Ingenio Empresa. https://www.ingenioempresa.com/partes-interesadas-necesidades-expectativas/

Bierstaker, J., Janvrin, D., & Lowe, D. (2014). What factors influence auditors' use of computer-assisted audit techniques? *Advances in Accounting*, *30*(1), 67–74. https://doi.org/10.1016/j.adiac.2013.12.005

Blix, L., Edmonds, M., & Sorensen, K. (2021). How well do audit textbooks currently integrate data analytics. *Journal of Accounting Education*, *55*. https://doi.org/10.1016/j.jaccedu.2021.100717

Bonilla, M. (2015). *Auditoría de sistemas informáticos, de la Compañía Hidalgo Broncano Cía. Ltda., ubicada en la ciudad de Riobamba, provincia de Chimborazo, durante el año 2012* [Escuela Superior Politécnica de Chimborazo]. http://dspace.espoch.edu.ec/handle/123456789/5565

Brzezicki, M., Bridger, N., Kobetić, M., Ostrowski, M., Grabowski, W., Gill, S., & Neumann, S. (2020). Artificial intelligence outperforms human students in conducting neurosurgical audits. *Clinical Neurology and Neurosurgery*, *192*. https://doi.org/10.1016/j.clineuro.2020.105732

Byrnes, P., Criste, T., Stewart, T., & Vasarhelyi, M. (2014). Reimagining Auditing in a Wired World. *American Institute of Certified Public Accountants*.

Campos, J., Narváez, C., Erazo, J., & Ordoñez, Y. (2019). Aplicación del sistema COBIT en los procesos de auditoría informática para las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 5. *Visionario Digital*, *3*(2.1.), 445–475. https://doi.org/10.33262/visionariodigital.v3i2.1..584

Castello, R. (2017). Auditoría en entornos informáticos. In *Journal of Science and Research: Revista Ciencia e Investigación* (Vol. 3, Issue 2). https://econ.unicen.edu.ar/monitorit/index.php?option=com_docman&task=doc_download&gid=552&Itemid=19

Chiriboga, M. (2022). *Propuesta de estandarización del proceso de auditoría de información para las instituciones de Educación Superior de la Zona 1 del Ecuador mediante normativas internacionales* [Universidad Técnica del Norte]. http://repositorio.utn.edu.ec/handle/123456789/12459

Cobo, B. (2016). *Trabajo fin de grado en ingeniería informática*.

Collaguazo, D. (2016). *Auditoría Informática aplicando la metodología Cobit 4.1 en el Departamento de Sistemas perteneciente al Grupo KFC* [Universidad Técnica de Cotopaxi]. http://repositorio.utc.edu.ec/handle/27000/3684

Committee Contact of Heads of EU SAIs. (2004). *Guidelines on Audit Quality*. 57. https://www.eurosai.org/handle404?exporturi=/export/sites/eurosai/.content/documents/materials/Guidelines-on-Audit-Quality-ECA.pdf

Cubero, T. (2017). *Manual de auditoría de gestión Enfoque empresarial y de riesgos*.

Dai, J., & Vasarhelyi, M. (2016). Imagineering Audit 4.0. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, *13*(1), 1–15. https://doi.org/10.2308/jeta-10494

Davenport, P. T. H. (2016). *El poder de las analíticas avanzadas de auditoría. Analítica en todas partes*. 1–14.

Dengler, K., & Matthes, B. (2018). The impacts of digital transformation on the labour market: Substitution potentials of occupations in Germany. *Technological Forecasting and Social Change*, *137*, 304–316. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.09.024

Dimitris, B., Panagiotis, K., Nikolaos, E., & Dimitrios, V. (2020). Big Data, Data Analytics and External Auditing. *Journal of Modern Accounting and Auditing*, *16*(5). https://doi.org/10.17265/1548-6583/2020.05.002

Dinesh, N., & Juvanna, I. (2017). Dynamic Auditing and Deduplication with Secure Data Deletion in Cloud. In *Artificial Intelligence and Evolutionary Computations in Engineering Systems* (pp. 305–313). https://doi.org/10.1007/978-981-10-3174-8_27

Doukas, N., Markovskyi, Ol., & Bardis, N. (2019). Hash function design for cloud storage data auditing. *Theoretical Computer Science*, *800*, 42–51. https://doi.org/10.1016/j.tcs.2019.10.015

Dzuranin, A., & Mălăescu, I. (2016). The Current State and Future Direction of IT Audit: Challenges and Opportunities. *Journal of Information Systems*, *30*(1), 7–20. https://doi.org/10.2308/isys-51315

Earley, C. (2015). Data analytics in auditing: Opportunities and challenges. *Business Horizons*, *58*(5), 493–500. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2015.05.002

Forero, A., Forero, L., & Cerquera, H. (2017). La auditoría financiera y su influencia en el sector empresarial. *Facultad de Ciencias Contables Economicas y Administrativas*

(FACCEA), *7*(1), 50–57. http://www.udla.edu.co/revistas/index.php/faccea/article/view/653/724https://core.ac.uk/download/pdf/288215265.pdf

Gao, X., Yu, J., Shen, W., Chang, Y., Zhang, S., Yang, M., & Wu, B. (2021). Achieving low-entropy secure cloud data auditing with file and authenticator deduplication. *Information Sciences*, *546*, 177–191. https://doi.org/10.1016/j.ins.2020.08.021

Gao, Y., & Han, L. (2021). Implications of Artificial Intelligence on the Objectives of Auditing Financial Statements and Ways to Achieve Them. *Microprocessors and Microsystems*, 104036. https://doi.org/10.1016/j.micpro.2021.104036

Gepp, A., Linnenluecke, M., O'Neill, T., & Smith, T. (2018). Big data techniques in auditing research and practice: Current trends and future opportunities. *Journal of Accounting Literature*, *40*, 102–115. https://doi.org/10.1016/j.acclit.2017.05.003

Golia, N. (2013). *What Big Data Means For Infrastructure Costs*. Insurance & Technology. https://insurancetech.com/what-big-data-means-for-infrastructure-costs/d/d-id/1314490d41d.html

Gómez, A. (2022, February 3). *Matriz de partes interesadas según ISO 9001*. Asesor de Calidad. http://asesordecalidad.blogspot.com/2019/01/matriz-de-partes-interesadas-segun-iso.html#.YftmSOrMLIU

Grant, C., & Osanloo, A. (2014). Understanding, Selecting, and Integrating a Theoretical Framework in Dissertation Research: Creating the Blueprint for Your "House." *Administrative Issues Journal Education Practice and Research*, *4*(2). https://doi.org/10.5929/2014.4.2.9

Guaman, M., & Guaman, P. (2017). *Auditoría en la informática Aplicando ISO 9001 / ISO 22301*. Guamán Guanopatin, Milton Efraín. http://www.dspace.uce.edu.ec/bitstream/25000/21007/1/Auditoría en la informática aplicando ISO 9001 ISO 22301.pdf

Guillán, A., & Le Blanc, D. (2019). *The role of external audits in enhancing transparency and accountability for the Sustainable Development Goals*. *157*(29).

Gutiérrez, L. (2003). La auditoría de información como herramienta de evaluación y mejoramiento de la gestión de documentos. *Biblios*, *4*(16), 14–22. https://www.redalyc.org/pdf/161/16101604.pdf

Haddara, M., Su, K., Alkayid, K., & Ali, M. (2018). Haddara, M., Su, K., Alkayid, K., & Ali, M. (2018). Applications of Big Data Analytics in Financial Auditing- A Study on The Big Four. Americas Conference on Information Systems. *Americas Conference on Information Systems.*

Han, H., Fei, S., Yan, Z., & Zhou, X. (2022). A survey on blockchain-based integrity auditing for cloud data. *Digital Communications and Networks*, *8*(5), 591–603. https://doi.org/10.1016/j.dcan.2022.04.036

Han, H., Shiwakoti, R., Jarvis, R., Mordi, Ch., & Botchie, D. (2023). Accounting and auditing with blockchain technology and artificial Intelligence: A literature review. *International Journal of Accounting Information Systems*, *48*. https://doi.org/10.1016/j.accinf.2022.100598

Hernandez Aros, L., Arias Varón, V., Masmela Oviedo, M. A., & Pacheco Ospina, L. N. (2023). Uso de la IA en un encargo de auditoría a los sistemas de información: un estudio de caso. *Decision Gerencial*, *2*(6), 1–22. https://doi.org/10.26871/rdg.v2i06.43

Ruiz, J. I. (2025). *La adopción de la Inteligencia Artificial en procesos de auditoría externa : barreras , desafíos y oportunidades The adoption of Artificial Intelligence in external audit processes : barriers , challenges and opportunities*. *37*, 285–299.

Técnica, U., Norte, D. E. L., La, A. D. E., Técnica, U., Norte, D. E. L., Javier, F., Osorio, A., Elizabeth, D., & Esparza, I. (2023). *" UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE " Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas Carrera de Software*.

Hezam, Y., Anthonysamy, L., & Suppiah, S. (2023). Big Data Analytics and Auditing: A Review and Synthesis of Literature. *Emerging Science Journal*, *7*(2), 629–642. https://doi.org/10.28991/ESJ-2023-07-02-023

Huang, F., No, W., Vasarhelyi, M., & Yan, Z. (2022). Audit data analytics, machine learning, and full population testing. *Journal of Finance and Data Science*, *8*, 138–144. https://doi.org/10.1016/j.jfds.2022.05.002

Hunt, J., Rosser, D., & Rowe, S. (2021). Using machine learning to predict auditor switches: How the likelihood of switching affects audit quality among non-switching clients. *Journal of Accounting and Public Policy*, *40*(5). https://doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2020.106785

IAASB. (2016). Exploring the Growing Use of Technology in the Audit, with a Focus on Data Analytics. *International Auditing and Assurance Standards Board*, 1–23.

Imbaquingo, D. (2023). *Método de Auditoría Informática para Instituciones de Educación Superior*. Universidad Nacional de La Plata.

Imbaquingo, D., Ron, M., Cajas, F., & Luje, R. (2020). Evaluation model of computer audit methodologies based on inherent risk. *Iberian Conference on Information Systems and Technologies, CISTI*, 24–27. https://doi.org/10.23919/CISTI49556.2020.9140877

Imbaquingo, D., San Pedro, L., Diaz, J., Saltos, T., & Arciniega, S. (2021). Let's talk about Computer Audit Quality: A systematic literature review. *2021 International Conference*

on Maintenance and Intelligent Asset Management (ICMIAM), 1–7. https://doi.org/10.1109/ICMIAM54662.2021.9715192

Kleboth, J., Kosorus, H., Rechberger, T., & Luning, P. (2022). Using data mining as a tool for anomaly detection in food safety audit data. *Food Control*, *138*. https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2022.109004

Krieger, F., Drews, P., & Velte, P. (2021). Explaining the (non-) adoption of advanced data analytics in auditing: A process theory. *International Journal of Accounting Information Systems*, *41*. https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100511

Leonov, P., Kozhina, A., Leonova, E., Epifanov, M., & Sviridenko, A. (2020). Visual analysis in identifying a typical indicators of financial statements as an element of artificial intelligence technology in audit. *Procedia Computer Science*, *169*, 710–714. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.02.174

Li, J., Wu, J., Jiang, G., & Srikanthan, T. (2020). Blockchain-based public auditing for big data in cloud storage. *Information Processing and Management*, *57*(6), 1–17. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2020.102382

Li, R., Wang, X., Yang, H., Niu, K., Tang, D., & Yang, X. (2022). Efficient certificateless public integrity auditing of cloud data with designated verifier for batch audit. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, *34*(10), 8079–8089. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2022.07.020

Liu, D., Li, Z., & Jia, D. (2023). Secure distributed data integrity auditing with high efficiency in 5G-enabled software-defined edge computing. *Cyber Security and Applications*, *1*, 100004. https://doi.org/10.1016/j.csa.2022.100004

Lopez, J. (2019). *Uso De Técnicas De Machine Learning Para La Detección De Fraudes En Los Contratos De Obras Públicas*. *56 2*.

Lorenzo, L. (2019). *Auditoría del sistema APPCC*. Ediciones Díaz de Santos.

Manita, R., Elommal, N., Baudier, P., & Hikkerova, L. (2020). The digital transformation of external audit and its impact on corporate governance. *Technological Forecasting and Social Change*, *150*, 1–10. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119751

Martínez, I. (2018). Cómo la Inteligencia Artificial cambiará nuestras vidas de Contables y qué hacer para no morir en el intento. *Revista Universidad de Murcia*, *67*, 1–28. https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433

Montilla, O., & Herrera, L. (2006). El deber ser de la auditoría. *Estudios Gerenciales*, *98*, 83–110. https://doi.org/https://doi.org/10.18046/j.estger

Morales, H., & Berrios, J. (2018). Ventajas de la utilización del Big Data en el proceso auditor Autores: *OLACEF Organizaciòn Latinoamericana y Del Carube de Entidades Fiscalizadoras Superiores*, *505*, 1–27.

Muñoz, C. (2002). *Auditoría en sistemas computacionales* (G. Trujano, Ed.; PEARSON ED). https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=3hVDQuxTvxwC&oi=fnd&pg=PR11&dq=clasificación+de+la+auditoría&ots=3gLiklyYnd&sig=ihwo8Eo1evbyWsh3SzT6trGMBhY#v=onepage&q&f=false

Murgueytio, J. (2017). *Modelo de gestión para las unidades de auditoría interna del sector público ecuatoriano*. Editorial Universitaria. http://ebookcentral.proquest.com/lib/utnortesp/detail.action?docID=5214269

Omoteso, K. (2012). The application of artificial intelligence in auditing: Looking back to the future. *Expert Systems with Applications*, *39*(9), 8490–8495. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.098

Piattini, M. (2015). *Auditoría de tecnologías y sistemas de información*. RA-MA Editorial. http://ebookcentral.proquest.com/lib/utnortesp/detail.action?docID=5758908

Rakipi, R., De Santis, F., & D'Onza, G. (2021). Correlates of the internal audit function's use of data analytics in the big data era: Global evidence. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation*, *42*. https://doi.org/10.1016/j.intaccaudtax.2020.100357

Ramos, C. (2016). La pregunta de investigación. *Revista de La Facultad de Psicología y Humanidades*, *24*(1), 23–31. http://repositorio.uti.edu.ec//handle/123456789/3842

Romero, M., & Vargas, H. (2019). *Metodología de auditoría informática para evaluar el área de control de calidad de software en bancos privados medianos del Ecuador, basada en el marco de referencia COBIT* [Universidad Internacional SEK]. https://repositorio.uisek.edu.ec/handle/123456789/3549

Hernandez Aros, L., Arias Varón, V., Masmela Oviedo, M. A., & Pacheco Ospina, L. N. (2023). Uso de la IA en un encargo de auditoría a los sistemas de información: un estudio de caso. *Decision Gerencial*, *2*(6), 1–22. https://doi.org/10.26871/rdg.v2i06.43

Ruiz, J. I. (2025). *La adopción de la Inteligencia Artificial en procesos de auditoría externa : barreras , desafíos y oportunidades The adoption of Artificial Intelligence in external audit processes : barriers , challenges and opportunities*. *37*, 285–299.

Sahut, J., Hikkerova, L., & Khalfallah, M. (2012). Business Model and Performance of Firms. *International Business Research*, *6*(2). https://doi.org/10.5539/ibr.v6n2p64

Salgado, M., Osuna, N., Sevilla, M., & Morales, J. (2017). La Auditoría Informática en las organizaciones. *Revista Electrónica Sobre Cuerpos Académicos y Grupos de Investigación*, *8*.

San Pedro, L. (2022). *Evaluación de la calidad de los resultados de procesos de auditoría de la información a Instituciones de Educación Superior de la Zona 1 del Ecuador* [Universidad Técnica del Norte].

http://repositorio.utn.edu.ec/bitstream/123456789/11207/2/04 MAUT 142 TRABAJO GRADO.pdf

Shukla, M., & Mattar, L. (2019). Next generation smart sustainable auditing systems using Big Data Analytics: Understanding the interaction of critical barriers. *Computers and Industrial Engineering*, *128*, 1015–1026. https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.04.055

Stewart, T. (2015). Data Analytics for Financial Statement Audits. In *Audit Analytics and Continuous Audit Looking Toward the Future*. American Institute of Certified Public Accountants.

Sun, Z., Wan, J., Yin, L., Cao, Z., Luo, T., & Wang, B. (2022). A blockchain-based audit approach for encrypted data in federated learning. *Digital Communications and Networks*, *8*(5), 614–624. https://doi.org/10.1016/j.dcan.2022.05.006

Tapia, C., Guevara, E., & Castillo, S. (2016). *Fundamentos de auditoría: Aplicación práctica de las Normas Internacionales de Auditoría*. Instituto Mexicano de Contadores Públicos. http://ebookcentral.proquest.com/lib/utnortesp/detail.action?docID=5308830

Tiberius, V., & Hirth, S. (2019). Impacts of Digitization on Auditing: A Delphi Study for Germany. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation*. https://doi.org/10.1016/j.intaccaudtax.2019.100288

Tighe, D., Fabris, F., & Freitas, A. (2021). Machine learning methods applied to audit of surgical margins after curative surgery for head and neck cancer. *British Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*, *59*(2), 209–216. https://doi.org/10.1016/j.bjoms.2020.08.041

Tu, Z., An Wang, X., Du, W., Wang, Z., & Lv, M. (2023). An improved multi-copy cloud data auditing scheme and its application. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, *35*(3), 120–130. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2023.01.021

Villacís, C. (2015). *Auditoría Informática al Sistema de Información SISECAP del Servicio Ecuatoriano de Capacitación Profesional "SECAP" período 2012* [Escuela Superior Politécnica de Chimborazo]. http://dspace.espoch.edu.ec/bitstream/123456789/5409/1/82T00359.pdf

Webster, J., & Watson, R. (2002). Analyzing the past to prepare for the future: Writing a literature review. *MIS Quarterly*, *26*(2). http://www.misq.org/misreview/announce.html

Werner, M., Wiese, M., & Maas, A. (2021). Embedding process mining into financial statement audits. *International Journal of Accounting Information Systems*, *41*. https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100514

With, I., & Analytics, M. (2016). *The age of analytics: Competing in a data-driven world | McKinsey & Company*.

Yánez, J., & Yánez, R. (2012). Auditorías, mejora continua y normas ISO: factores clave para la evaluación de las organizaciones. *Ingeniería Industrial. Actualidad y Nuevas*

Tendencias, *3*(9), 11. http://servicio.bc.uc.edu.ve/ingenieria/revista/Inge-Industrial/volIII-n9/art7.pdf

Yang, H., Guohua, W., Wanlong, G., Qinghai, H., & Yixian, Y. (2022). Design and implementation of university audit platform based on big data analysis. *Procedia Computer Science*, *202*, 115–121. https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.04.016

Yang, J., Chuang, H., & Kuan, C. (2020). Double machine learning with gradient boosting and its application to the Big N audit quality effect. *Journal of Econometrics*, *216*(1), 268–283. https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2020.01.018

ANEXOS

Anexos A: Evaluación de calidad.

MÉTODO DE AUDITORÍA INFORMÁTICA PARA INSTITUCIONES DE EDUCACIÓN SUPERIOR (MAIIES)	
NOMBRE EVALUADOR:	EDWING PATRICIO GODOY PAI
INSTITUCIÓN EVALUADA:	ISNTITUTO SUPERIOR TECNOLOGICO 17 DE JULIO

OBJETIVO

Evaluar la calidad de los resultados de los procesos de auditoría informática a través de métricas basadas en el factor humano, factor técnico y factor contextual en Instituciones de Educación Superior (IES).

FACTORES DE CALIDAD

FACTOR DE EVALUACIÓN	MÉTRICA DE EVALUACIÓN	CALIFICACIÓN	OBSERVACIONES	RANGOS DE RESULTADOS	CÁLCULO DE RESULTADOS
Factor Humano	El equipo auditor procuró que el cliente participe en todo el proceso de auditoría	10		Entre 85% y 100% CALIDAD DE LA AUDITORÍA ALTA	
	El equipo auditor obtuvo la conformidad del cliente acerca de las actividades desarrolladas	10			
	El personal que realiza la auditoría tenía competencias necesarias para realizar su trabajo	9			
	El auditor estaba seguro de sí mismo y de su trabajo	9			
	El equipo auditor conservó su independencia en apariencia y acción	10			
	El equipo auditor se centró en los hechos	9			
	El equipo auditor recibió apoyo para lograr las metas	9			
	El equipo auditor demuestró esfuerzo al realizar la auditoría	9			
	El auditor se preocupaba por su formación y actualización continua	9			
	El auditor contaba con certificaciones nacionales e internacionales en el área de auditoría y auditoría informática	10	Desconozco si poseen certificaciones		

Los miembros del equipo auditor demuestraron conocimiento en seguridad de la información y procesamiento de datos	8		
Las diferencias con el cliente fueron tratadas de forma oportuna, profesional y objetiva	10		
El auditor vinculó expertos como apoyo en el proceso de auditoría para obtener resultados y recomendaciones para el cliente	10	Personal docente	
El equipo auditor usó plantillas y formularios para documentar	8		
Los hallazgos y conclusiones de la auditoría fueron un reflejo exacto de los hechos reales del proceso auditado	10		
Los resultados de la auditoría fueron respaldados y documentados con las evidencias recopiladas al auditar	9		
Los recursos para la auditoría fueron asignados de acuerdo con la importancia y complejidad de la auditoría	9		
El sistema, proceso u objeto auditado tenía importancia para la organización	9		
En el alcance se abordaron todos los elementos necesarios para auditar exitosamente	9		
La ejecución de la auditoría cumplió con los elementos acordados en el alcance	9		
El modelo de evaluación de riesgos fue comprensible	8		
El plan de auditoría tomó en cuenta los riesgos relacionados con el cliente	9		
El proceso de auditoría se desarrolló con exactitud y precisión	9		
El informe de auditoría fue claro y conciso con sus resultados	9		Entre 84 % y 65% CALIDAD DE LA AUDITORÍA

Factor Técnico	El alcance, hallazgos y recomendaciones han sido entendibles para cualquier persona que haga uso del informe de auditoría	9		MEDIA
	La auditoría se ejecutó bajo las políticas, estándares, manuales, directrices y prácticas de auditoría informática	8		
	Las listas de verificación estuvieron completas, aprobadas y documentadas	9		
	El trabajo de campo fue revisado por un experto	9		
	La información y resultados de anteriores auditorías estuvieron disponibles para revisión	10	No se cuenta con resultados anteriores	
	Los objetivos y el alcance de la auditoría fueron especificados adecuadamente	10		
	Los miembros del equipo auditor tenían una comprensión clara y coherente del plan de auditoría	10		
	El presupuesto y cronograma de auditoría se establecieron de manera adecuada	10		
	Se evaluaron los requisitos de personal y equipos asignados para la auditoría	10		
	El plan de auditoría fue elaborado, revisado y aprobado por los supervisores, responsables de la organización y miembros del equipo auditor	10		
	El equipo auditor utilizó una metodología de auditoría informática para planificar, gestionar y desarrollar la auditoría	9		
Factor Contextual o del Entorno	El auditor promovió a través de sus informes una cultura organizacional basada en buenas prácticas de seguridad informática	9		MENOS DE 65% CALIDAD DE LA AUDITORÍA BAJA
	El equipo auditor tenía estrictos procedimientos de control de calidad	9		
	El líder del equipo auditor estuvo comprometido con el sistema de control de calidad	9		
	La normativa y regulaciones emitidas por organismos de control fueron reflejadas en el plan de auditoría	9		
	El equipo auditor conocía la información relevante de leyes y regulaciones que puedan tener un impacto significativo en los objetivos de la auditoría	9		
	Se aplicaron medidas disciplinarias en caso de incumplir con el plan de auditoría o la normativa legal regulatoria vigente	9		
	El costo de la auditoría estuvo de acuerdo con la complejidad y las actividades desarrolladas	9		
	TOTAL CALIFICACIÓN	9,21		

PUNTAJE
92

CONVENCIÓN	VALOR	DEFINICIÓN
(S) SOBRESALIENTE	10	La auditoría evaluada supera ampliamente la métrica de calidad
(B) BUENO	7	La auditoría evaluada cumple con la métrica de calidad
(R) REGULAR	5	La auditoría evaluada cumple parcialmente con la métrica de calidad
(D) DEFICIENTE	3	La auditoría no cumple con la métrica de calidad

Anexo B: Acta de finalización del trabajo de auditoría.

ACTA DE ENTREGA RECEPCIÓN DE DOCUMENTACIÓN DE AUDITORÍA INFORMÁTICA

PROYECTO: Auditoría informática aplicando MAIIES, en el Instituto Superior Tecnológico 17 de Julio.

FECHA: 27 de enero de 2026

LUGAR: Instalaciones del IST 17 de Julio, Ibarra

1. INTERVINIENTES

- ✓ **Entrega:** Edwing Patricio Godoy Pai, en calidad de Auditor Informático
- ✓ **Recibe:** Ing. Cristian Montalvo, en calidad de Coordinador de TI del IST 17 de Julio.

2. OBJETO

La presente acta tiene como objeto formalizar la entrega de los documentos generados durante el proceso de auditoría aplicada al sistema académico, específicamente en el módulo de gestión de calificaciones.

3. DETALLE DE DOCUMENTACIÓN ENTREGADA

A continuación, se describen los documentos físicos y digitales que forman parte del expediente de auditoría:

- ➢ Informe Final de Auditoría.
- ➢ Carta de confidencialidad.
- ➢ Instrumentos de Recolección (Entrevistas y Encuestas)
- ➢ Matriz de Riesgos y Hallazgos.

4. OBSERVACIONES Y CONFORMIDAD

- La documentación entregada se basa en el estándar **ISO/IEC 25012:2008** para verificar la calidad de los datos académicos.
- El receptor se compromete a salvaguardar la información entregada, la cual contiene hallazgos sensibles sobre imprecisiones en el registro de notas y vulnerabilidades de control interno.
- La entrega del informe marca la finalización de las 12 semanas programadas en el cronograma de actividades.

Para constancia de lo actuado y conformidad, las partes suscriben la presente acta.

5. FIRMAS DE RESPONSABILIDAD

Firma Auditor responsable
Edwing Patricio Godoy Pai

Firma Coordinador TI IST 17 JULIO
Ing. Cristian Montalvo