

ESCUELA DE POSGRADO

PROGRAMA ACADÉMICO DE MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE SISTEMAS CON MENCIÓN EN TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN

Machine Learning y su incidencia en el Control de Fraudes en la Empresa Interbank, Lima 2021

TESIS PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE:

Maestro en Ingeniería de Sistemas con Mención en Tecnologías de Información

AUTOR:

Varillas Torres, Paul Richard (ORCID: 0000-0002-3657-444X)

ASESOR:

Dr. Visurraga Agüero, Joel Martin (ORCID: 0000-0002-0024-668X)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistemas de Información y Comunicaciones

LIMA – PERÚ 2021

Dedicatoria

A mis dos princesas, Ximena y Monserrat

Agradecimiento

A mi familia, por ser mi soporte en todo momento

Índice de contenidos

			Pág.
Ded	icatoria	a	ii
Agra	adecim	iento	iii
Índio	ce de d	contenidos	iv
Índio	ce de t	ablas	V
Índio	ce de f	iguras	vii
Res	umen		viii
Abs	tract		ix
l.	INTR	ODUCCIÓN	1
II.	MAR	CO TEÓRICO	5
III.	MET	ODOLOGÍA	21
	3.1.	Tipo y diseño de investigación	21
	3.2.	Variables y operacionalización	22
	3.3.	Población, muestra y muestreo	24
	3.4.	Técnicas e instrumentos de recolección de datos	25
	3.5.	Procedimientos	27
	3.6.	Método de análisis de datos	28
	3.7.	Aspectos éticos	28
IV.	RES	JLTADOS	29
V.	DISC	USIÓN	43
VI.	CON	CLUSIONES	49
VII.	REC	OMENDACIONES	50
REF	EREN	ICIAS	51
ANE	XOS		57

Índice de tablas

		Pág
Tabla 1.	Matriz de operacionalización de la variable independiente:	22
	Machine Learning	
Tabal 2.	Matriz de operacionalización de la variable dependiente:	23
	Control de Fraudes	
Tabla 3.	Caracterización de la población	24
Tabla 4.	Caracterización de la muestra	25
Tabla 5.	Ficha Técnica del instrumento de medición	26
Tabla 6.	Validación del instrumento de recolección de datos	26
Tabla 7.	Resultado del análisis de confiabilidad a través del Alfa de	27
	Cronbach	
Tabla 8.	Tabla cruzada V1 - Machine Learning * V2 - Control de	29
	Fraudes	
Tabla 9.	Tabla cruzada V1 - Machine Learning * D1V2 – Prevención	30
Tabla 10.	Tabla cruzada V1 - Machine Learning * D2V2 – Disuasión	31
Tabla 11.	Tabla cruzada V1 - Machine Learning * D3V2 – Detección	32
Tabla 12.	Información sobre el ajuste del modelo que explica la	33
	incidencia de la variable Machine Learning en la variable	
	Control de Fraudes	
Tabla 13.	Bondad de ajuste de la incidencia de la variable Machine	34
	Learning en la variable Control de Fraudes	
Tabla 14.	Pseudo R Cuadrado de la incidencia de la variable Machine	34
	Learning en la variable Control de Fraudes	
Tabla 15.	Estimaciones de los parámetros de incidencia de la variable	34
	Machine Learning en la variable Control de Fraudes	
Tabla 16.	Información sobre el ajuste del modelo que explica la	35
	incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión	- 3
	Prevención del Control de Fraudes	

Tabla 17.	Bondad de ajuste de la incidencia de la variable Machine	35
	Learning en la dimensión Prevención del Control de Fraudes	
Tabla 18.	Pseudo R Cuadrado de la incidencia de la variable Machine	35
	Learning en la dimensión Prevención del Control de Fraudes	
Tabla 19.	Estimaciones de los parámetros de incidencia de la variable	35
	Machine Learning en la dimensión Prevención del Control de	
	Fraudes	
Tabla 20.	Información sobre el ajuste del modelo que explica la	36
	incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión	
	Disuasión del Control de Fraudes	
Tabla 21.	Bondad de ajuste de la incidencia de la variable Machine	36
	Learning en la dimensión Disuasión del Control de Fraudes	
Tabla 22.	Pseudo R Cuadrado de la incidencia de la variable Machine	36
	Learning en la dimensión Disuasión del Control de Fraudes	
Tabla 23.	Estimaciones de los parámetros de incidencia de la variable	36
	Machine Learning en la dimensión Disuasión del Control de	
	Fraudes	
Tabla 24.	Información sobre el ajuste del modelo que explica la	37
	incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión	
	Detección del Control de Fraudes	
Tabla 25.	Bondad de ajuste de la incidencia de la variable Machine	37
	Learning en la dimensión Detección del Control de Fraudes	
Tabla 26.	Pseudo R Cuadrado de la incidencia de la variable Machine	37
	Learning en la dimensión Detección del Control de Fraudes	
Tabla 27.	Estimaciones de los parámetros de incidencia de la variable	37
	Machine Learning en la dimensión Detección del Control de	
	Fraudes	

Índice de figuras

		Pág.
Figura 1.	Histograma V1 - Machine Learning * V2 - Control de Fraudes	29
Figura 2.	Histograma V1 - Machine Learning * D1V2 - Prevención	30
Figura 3.	Histograma V1 - Machine Learning * D2V2 - Disuasión	31
Figura 4.	Histograma V1 - Machine Learning * D3V2 – Detección	32

Resumen

El objetivo de la investigación fue determinar la incidencia de la variable

independiente Machine Learning en el Control de Fraudes en la empresa Interbank,

Lima 2021, utilizando el método de investigación de tipo básica, con diseño no

experimental a su vez clasificado como un estudio transversal correlacional-causal

determinando la asociación de estas dos variables en un único periodo de tiempo.

La población que se consideró fue de 1,125 colaboradores, donde se aplicó un

muestreo probabilístico aleatorio con una muestra de 287 colaboradores. El

procedimiento de recolección de datos fue mediante la técnica de encuesta a través

del instrumento de cuestionario. Para la confiabilidad se usó el coeficiente Alfa de

Cronbach cuyo resultado fue de 0.894. Y por último se realizó un análisis inferencial

de los datos basado en el Coeficiente de Regresión Ordinal.

Los resultados obtenidos permiten concluir que sí existe incidencia de la tecnología

Machine Learning sobre el Control de Fraudes en la empresa Interbank. De manera

general, se observa que los colaboradores consideran que la calificación del control

de fraudes es buena ante la incidencia de una óptima tecnología de Machine

Learning.

Palabras clave: Machine Learning, Control de Fraudes, Lavado de Dinero

viii

Abstract

The objective of the research was to determine the incidence of the independent

variable Machine Learning in Fraud Control in the Interbank company, Lima 2021,

using the basic type of research method, with a non-experimental design in turn

classified as a cross-sectional correlational-causal study determining the association

of these two variables in a single period.

The population that was considered was 1,125 collaborators, where a random

probability sampling was applied with a sample of 287 collaborators. The data

collection procedure was by means of the survey technique through the

questionnaire instrument. For reliability, Cronbach's alpha coefficient was used, the

result of which was 0.894. And finally, an inferential analysis of the data was

performed based on the Ordinal Regression Coefficient.

The results obtained allow us to conclude that there is an incidence of Machine

Learning technology on Fraud Control in the Interbank company. In general, it is

observed that the collaborators consider that the fraud control rating is good given

the incidence of an optimal Machine Learning technology.

Keywords: Machine Learning, Fraud Control, Money Laundering

İΧ

I. INTRODUCCIÓN

El crecimiento económico de las naciones por el desarrollo de actividades como el comercio de bienes y servicios, y la migración de mano de obra, capital e ideas a través del planeta, son financiados y estabilizados por el sistema financiero. Este sistema soporta las reglas y reglamentos de las transacciones financieras que varían en cada país. Donde los bancos son instituciones esenciales para permitir dichas transacciones entre los diferentes actores de la sociedad, garantizando la seguridad de estos intercambios.

Uno de los principales problemas que ocurren durante la ejecución de las transacciones bancarias son los fraudes. Los fraudes financieros pueden ocurrir en métodos como robo de identidad, fraude de inversión, lavado de dinero, entre otros. Estos delitos financieros afectan en gravedad a diversos clientes y las mismas entidades bancarias. Es por ello por lo que durante los últimos años se han implementado ciertas buenas prácticas para prevenir estos delitos. Como, por ejemplo, poseer información actualizada de los clientes y su historial transaccional. También desarrollar una segmentación de los clientes según características como su ubicación geográfica, ocupación o rutinas transaccionales. Sin embargo, existen ciertos países que establecen mayor "jurisdicción de secreto" que simplifica a mafias mundiales poder realizar lavado de dinero, y a su vez por otro lado dificulta a las entidades bancarias poder realizar un adecuado monitoreo. Además, otro punto negativo es que disponer el dominio de demasiada información a la vez para vincularla y analizarla se vuelve todo un reto.

En consecuencia, a nivel mundial, en el año 1989 se creó un ente gubernamental denominado Grupo de Acción Financiera Internacional (GAFI). Cuya razón de ser es asegurar el acatamiento de normas para la prevención de financiación al terrorismo y al lavado de activos. En igual forma impulsa la implementación de disposiciones operativas, legales y regulatorias para reprimir dichos delitos. No obstante, diversas entidades financieras han experimentado grandes fraudes por no ser estrictos en validar la procedencia de dineros o no aplicar un adecuado control de los movimientos de sus clientes. Por lo consiguiente estas entidades, en su mayoría sus representantes, han tenido que afrontar las

consecuencias de sus negligencias con el pago de millonarias sanciones e incluso con la penitenciaría. Tal es el caso del banco británico HSBC que en el 2012 en Estados Unidos posibilitó que cárteles de Colombia y México trasladen a cerca de 881 millones de dólares provenientes de ganancias ilegales, a causa de no implementar los mecanismos idóneos para detectar tales movimientos de dínero. Por tal fallo tuvo que saldar una exorbitante multa de 1,920 millones de dólares.

Por otro lado, a nivel nacional, la Superintendencia de Banca, Seguros y Administradoras Privadas de Fondos de Pensiones (SBS) es el organismo responsable de velar por el sistema financiero del país y al mismo tiempo prevenir que ocurra el financiamiento del terrorismo y el lavado de activos. En las últimas dos décadas, este organismo ha sancionado a más de diez entidades bancarias en el Perú por omisión a las prácticas para prevenir el blanqueo de dinero o por otorgar créditos personas con antecedentes vinculados a corrupción o lavado. Entidades como el Banco de Crédito del Perú (BCP), Scotiabank, Interbank, BBVA Perú y entre otras seis más, fueron multadas por un monto que en conjunto suman 530 mil dólares. A pesar de esto los bancos constantemente se empeñan por mejorar sus procedimientos y políticas para hacer frente a estos fraudes, que reportan un incremento de 16% anual de operaciones sospechosas. No obstante, cabe resaltar también que otro tipo de fraudes que se realizan en el país con frecuencia son el hurto de identidad y la estafa que afectan directamente al cliente (Cabral, 2020).

A nivel local, de las sanciones mencionadas anteriormente impuestas por la SBS, 15 de ellas fueron en total por 460 mil dólares correspondientes a entidades bancarias ubicadas en Lima. Específicamente correspondiente al banco Interbank, su multa correspondiente fue de 24 UIT equivalente a 88,800 soles, por no aplicar un adecuado registro de operaciones de sus clientes dentro del marco de normas antilavado (Cabral, 2020).

Bajo este contexto, la empresa Interbank en los últimos años ha venido invirtiendo recursos para mejorar el control de fraudes. En diversas sedes se ejecutan acciones para detectarlas y reportarlas inmediatamente. Un ejemplo de ello son los colaboradores que atienden en las plataformas o ventanillas del banco, denominados internamente como representantes financieros. Ellos están

capacitados para poder identificar ciertos tipos de operaciones inusuales que indiquen un posible delito. A su vez se apoyan de herramientas informáticas para acceder a la información necesaria del cliente para poder analizarla y emitir señales de alerta. Sin embargo, estos hechos son insuficientes dado que por inexperiencia o error humano muchas veces se omiten las normas establecidas. Para ilustrar un caso, cuando un cliente se acerca al banco a realizar un depósito o retiro de una gran cantidad de dinero, en ocasiones el representante financiero puede pasar por alto la revisión del historial de operaciones y contrastarlo con la habitualidad transaccional. De igual manera, también puede olvidar cotejarlo con el segmento o perfil crediticio del cliente, o con su clasificación dentro de las bases de riesgos financieros. Estos incumplimientos dan oportunidad a que lamentablemente se concreten los fraudes.

Por lo tanto, como problema general se cuestionó lo siguiente, ¿De qué manera la tecnología Machine Learning incide en el Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021? Con respecto a los problemas específicos, se presentan estos: ¿De qué manera la tecnología Machine Learning incide en la dimensión prevención del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021?, ¿De qué manera la tecnología Machine Learning incide en la dimensión disuasión del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021?, qué manera la tecnología Machine y ¿De Learning incide en la dimensión detección del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021?

La presente investigación se justifica en diferentes aspectos que son los siguientes. La justificación epistemológica, expresa que a través de la investigación se obtendrán todas las teorías y conceptos científicos válidos para lograr una correcta formulación del problema y el uso del método científico. Además, que según las evidencias recogidas en el desarrollo de la presente investigación indicarán la validación a las hipótesis propuestas, en base a la razonabilidad y la conexión con la verdad. En cuanto a la justificación teórica, se fundamenta en el propósito de incrementar la información relacionada acerca de la tecnología Machine Learning y el proceso de Control de Fraudes. Con el fin de poder aportar conocimiento a futuras investigaciones. Con relación a la justificación práctica, se

basa en que la tecnología Machine Learning a través de la adquisición y evaluación de información de clientes, en base a ciertas reglas de negocio, se pueda lograr una significativa incidencia en la temprana detección de un fraude bancario. En último lugar, con referencia a la justificación metodológica se puede mencionar que la presente investigación se apoya en el diseño no experimental debido a que las variables en estudio no se exponen a un cambio. Con el propósito de obtener resultados fidedignos, se sostiene que la recopilación de los datos fue a través de un instrumento fiable y validado por expertos.

En cuanto al objetivo general se propone determinar la incidencia de la tecnología Machine Learning en el Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021. En consecuencia, los objetivos específicos son: determinar la incidencia de la tecnología Machine Learning en la dimensión prevención del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021; determinar la incidencia de la tecnología Machine Learning en la dimensión disuasión del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021; y determinar la incidencia de la tecnología Machine Learning en la dimensión detección del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

Así mismo, se estableció la hipótesis general: la tecnología Machine Learning incide significativamente en el Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021. De modo que las hipótesis específicas son: la tecnología Machine Learning incide significativamente en la dimensión prevención del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021; la tecnología Machine Learning incide significativamente en la dimensión disuasión del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021; y la tecnología Machine Learning incide significativamente en la dimensión del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

II. MARCO TEÓRICO

En relación con la presente investigación, es conveniente destacar los siguientes estudios previos relacionados al tema, de modo que sostengan este estudio:

En el ámbito de los antecedentes internacionales, se tiene una reciente investigación de Akturkoglu et al. (2021) acerca de la detección de actividades sospechosas basada en la frecuencia de tiempo para combatir el blanqueo de capitales y financiamientos ilícitos. El problema que muestran es que la mayoría de los sistemas actuales de los bancos solo se basan en reglas y son ineficaces ya que en su mayoría arrojan casos falsos positivos. Tuvieron como objetivo reemplazarlos por un modelo basado en la ciencia de datos que tenga una mejor precisión en su resultado. La metodología aplicada consiste en aplicar el análisis en frecuencias de tiempo como método de extracción de características para mejorar la precisión del algoritmo de Machine Learning, en este caso el Random Forest. Como muestra tuvieron la información de 6,680 clientes de Arbank, de los cuales 1,787 estaban relacionados con un reporte de actividades sospechosas. Así pues, obtuvieron como resultado que el modelo propuesto mejora a los sistemas de monitoreo de transacciones, que en conjunto con sistemas como el CRM se logra reducir la tasa de falsos positivos al 11,85%.

Al mismo tiempo, Alkhalili et al. (2021) realizaron una investigación orientada a la aplicación del Machine Learning para el filtrado de listas de observación (Watch-List) en la lucha contra el lavado de dinero. Su objetivo fue establecer un modelo de automatización de los sistemas de filtrado de listas de observación que ataque al problema de crítico de los falsos positivos, es decir a las transacciones financieras que están bloqueadas por una falsa alarma. Como metodología tuvieron el diseñar un componente de Machine Learning que se integre con los sistemas actuales de un banco, basado en los algoritmos Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes y Árbol de decisiones. La muestra que tuvieron fue 1,500 transacciones bloqueadas con los más altos rangos de riesgo. Como resultado obtuvieron que el algoritmo SVM fue superior a los demás analizados, ya que brinda una mayor precisión para predecir la decisión de una transacción.

Por su parte, Camacho et al. (2021) trataron en su investigación el tema de detección de blanqueo de dinero y financiación del terrorismo mediante redes neuronales y un indicador de anomalías. El objetivo principal fue proponer un método integral que contribuya a optimizar las comparaciones grupales de clientes relacionados a transacciones sospechosas en los sistemas financieros. Para ello plantean una política más completa donde se incluya el análisis de características no transaccionales de los clientes, para al final obtener un conjunto de variables en total que se puedan clasificar en cuatro categorías como inherentes, del producto, transaccionales y geográficas. La metodología propuesta involucra el uso de lógica difusa para obtener métricas de riesgo, luego utilizar cuatro algoritmos no supervisados (Strict Competitive Learning, Self-Organizing-Map, C-Means y Neural Gas) para formar grupos e identificar el de mayor riesgo, y por último aplicar un indicador de anomalía para detectar cualquier comportamiento inusual. Como muestra tuvieron 1,600 transacciones de personas naturales y jurídicas de un banco mexicano. Como resultado se obtuvo que con el modelo propuesto se logró reducir la tasa de casos falsos positivos y disminuir los costos de la empresa para investigar.

Por otro lado, en la investigación realizada por Dornadula y Geetha (2019) acerca de la detección de fraudes en operaciones con tarjetas de crédito mediante algoritmos de Machine Learning. Mencionan que la problemática se debe al incremento de los pagos en línea a través de tarjetas de crédito, y que estos son blancos fáciles para los estafadores. El objetivo principal del estudio fue determinar un método que sirva para la detección de estos fraudes, analizando los detalles transaccionales de los clientes y extrayendo los patrones de comportamientos de sus operaciones. Para ello revisaron distintos algoritmos de aprendizaje automático supervisado como Árboles de decisiones, Clasificador Naive Bayes, Regresión Least Squares, entre otros. Luego determinaron que es necesaria la aplicación de un balanceo de los grupos de información a través de la técnica SMOTE (Synthetic Minority Over-Sampling Technique) y el algoritmo de Machine Learning Coeficiente de Correlación de Matthews (MCC). Como muestra se tomaron los registros de 284,807 transacciones de las cuales 492 eran operaciones fraudulentas. Como resultado se obtuvo que los algoritmos regresión logística, árbol de decisiones y

bosques aleatorios son los que brindan mejores resultados para determinar operaciones fraudulentas.

En el estudio de Álvarez et al. (2018) profundizaron en la combinación de la Ley de Benford y de algoritmos de Machine Learning (Regresión Logística, Árboles de decisiones, Redes Neuronales y Bosques Aleatorios) con el objetivo de poder determinar patrones de criminales relacionados al lavado de dinero en el contexto real de un caso judicial español. Para ello, analizaron una base de datos compuesta por operaciones realizadas entre una empresa sospechosa de blanqueo de capitales y un grupo de acerca 600 proveedores, de los cuales ya se tenían identificado previamente a 26 de ellos como fraudulentos. Mediante la metodología diseñada en esta investigación, se pudo determinar qué empresas tienen un mayor porcentaje de probabilidad de operaciones fraudulentas. Como muestra se tuvo a 199 empresas investigadas que como resultado se precisaron que 4 son fraudulentas. Al final, se concluye que la proposición de una nueva herramienta basada en la Ley de Benford y algoritmos de Machine Learning para detectar casos de lavado de dinero reduce el tiempo de investigación y de recursos policiales asignados a cada caso, además de aminorar los problemas legales con empresas no involucradas.

En cuanto a antecedentes nacionales, se encuentra a Carrillo (2019) donde en su investigación relacionada a un sistema inteligente basado en Machine Learning orientado a detectar fraudes en facturaciones del suministro de agua, menciona la problemática de la adulteración de los mecanismos medición del consumo de tal recurso con el fin que no se cobre el monto real correspondiente. Como consecuencia, se ocasionan pérdidas económicas a la empresa sanitaria a cargo. Por lo tanto, su objetivo fue mejorar la exactitud en la detección de fraudes en el consumo mediante el desarrollo de un sistema inteligente basado de árboles de decisión, regresión logística lineal y máquina de soporte vectorial, es decir un modelo híbrido basado en técnicas de minería de datos. En su investigación utilizó un modelo KDD que incluye fases de selección, procesamiento y normalización de datos. El modelo consta también de una fase de calibración de parámetros mediante un entretenimiento para la interpretación del análisis del sistema, así brindar

resultados clasificatorios. Como muestra se tomaron los registros de clientes de la empresa sanitaria clasificados como regulares e irregulares. Finalmente, como resultado se obtuvo que la combinación de 3 o más técnicas de Machine Learning mejorar la exactitud de la detección de fraudes, aumentando a una tasa del 97.713%, favoreciendo a la toma de decisiones acerca de la facturación en ciertos clientes irregulares.

Por otro lado, Galeano y Vargas (2019) realizaron una investigación acerca de modelos de aprendizaje automático orientados a la detección de transacciones sospechosas de lavado de activos en entidades financieras. El objetivo fue identificar modelos de aprendizaje automático que apoyen a determinar tales transacciones irregulares. En este caso la metodología de estudio fue la revisión sistemática de otras investigaciones, enfocándose en temas como modelos, algoritmos o técnicas de Machine Learning. Para ello revisaron 485 artículos relacionados de los cuales 20 fueron seleccionados por su alta relación al tema propuesto. Como resultado se logró identificar 5 métodos de Machine Learning que consiguen en muchos casos mejorar la precisión de detección de transacciones sospechosas, con un grado de exactitud entre el 90% y 95%. Indican que la mayoría de los algoritmos tienen como base el Clustering que ayuda a agrupar a los clientes, sus cuentas y otras características.

Por su parte, Benites y Cahuata (2016) llevaron a cabo una investigación sobre un sistema experto que sea capaz de detectar operaciones sospechosas relacionadas al lavado de activos en entidades financieras. La problemática tratada fue que el proceso de detección suele ser complejo y además consume demasiado tiempo a los oficiales de cumplimiento debido a la gran cantidad de operaciones que tiene que ser analizadas. Como objetivo se tuvo diseñar e implementar un sistema experto que apoye al problema descrito. Para la metodología de desarrollo se utilizó la metodología CommonKads, que soporta la construcción de sistemas basados en el conocimiento. Como resultado a una evaluación de 251 casos se obtuvo una mejora en el porcentaje de acierto con 98.81% para detectar si una transacción se debe o no reportar cómo sospechosa.

Al mismo tiempo, Huamani (2016) realizó una investigación sobre la clasificación del fraude financiero mediante el uso de redes neuronales. El problema tratado fue el aumento de casos de fraudes en las empresas, especialmente del tipo de robo de información confidencial. El objetivo de estudio fue optimizar la clasificación de conexiones malignas y normales. En desarrollo se aplicó la metodología de superficie de respuesta, las redes neuronales y mecanismos de aprendizaje supervisado. La población de estudio fue un conjunto de datos TCP de una red de las Fuerzas Aéreas de EE. UU. que fueron sometidas a múltiples ataques. Como resultado se obtuvo que la combinación de los modelos de Redes Neuronales y la Superficie de Respuesta, más el uso de ciertas variables, aumentan la precisión de detección de una conexión maligna al 98%.

En el estudio de Lavado (2014) se analizó un algoritmo genético orientado a la detección de fraudes electrónicos en tarjetas de débito en el territorio peruano. Se manifestó que la problemática de la banca peruana es la detección temprana de transacciones fraudulentas. Por ello tuvo como objetivo proponer una nueva solución que esté orientado a captar operaciones ilícitas en el mercado peruano. La metodología fue el desarrollo de un algoritmo genético basado en el enfoque Iterative Rule Learning (IRL) y la Codificación Natural. La muestra elegida fue transacciones de compras dividas en dos grupos, 520 operaciones realizadas a través del canal POS (45 fraudulentas) y 418 por el canal de internet (72 fraudulentas). Como resultado se obtuvo que la aplicación del algoritmo genético mejoró la precisión de evaluación de transacciones en un 95.8% y 95.5% para los canales POS e Internet respectivamente.

En respecto a las teorías, esta investigación se respalda a través de las siguientes descritas a continuación. En primer lugar, se tiene a la Teoría General de Sistemas, donde Gervase et al. (2016) mencionan que un sistema es una compleja interacción de elementos o componentes. Los elementos principales de un sistema son las entradas, los procesos, las salidas, la retroalimentación y los subsistemas. También hacen referencia que esta teoría aplicándola en el ámbito de organizaciones empresariales serían sistemas abiertos, donde se relacionan los empleados que trabajan entre ellos, las destrezas y habilidades son insumos, y el

desempeño es el resultado. Por otra parte, Rousseau (2015) menciona que esta teoría puede desarrollarse y usarse para apoyar la comunicación y la cooperación interdisciplinarias, facilita los descubrimientos científicos en disciplinas que carecen de teorías exactas, promueve la unidad del conocimiento y ayuda a cerrar brechas entre las disciplinas orientadas a objetos y las orientadas al tema. De tal forma, Aleksandar et al. (2019) indican que la teoría general de sistemas fue concebida con la idea unir a la ciencia, como un nuevo paradigma para todas las diferentes áreas naturales, técnicas y humanísticas. Debido a que mientras la ciencia se divida en más subgrupos, menor será la comunicación entre las disciplinas y se ralentizaría el crecimiento del conocimiento.

Luego se tiene a la Teoría del Control, donde Tocancipa (1976) indica que esta teoría fue concebida debido a que el hombre siempre ha buscado la manera de investigar y experimentar con el deseo de averiguar y establecer medios para controlar procesos de distintos tipos. Esta teoría se da bajo un contexto donde un proceso es un movimiento o acción que ocurre en un tiempo determinado y en un sistema, a través de fases. Sobre dicho sistema se establece una dinámica, que es una estructura que determina el curso posterior de un proceso basado al conocimiento del estado previo del sistema. Otro elemento importante de esta teoría es el objetivo, que especifica ciertos requisitos que el proceso debe cumplir para un adecuado control. Se considera que una estructura de control ha sido planteada correctamente si todos los estados deseados del proceso son alcanzables. Por otra parte, Tarr (2021) indica que la retroalimentación es un elemento importante de la Teoría del Control, ya que los errores generados en el proceso impulsan mejores respuestas futuras. Existen diferentes tipos de controles que ayudan a estabilizar el estado de un proceso. Los controles proporcional, integral y diferencial fueron establecidos para poder estabilizar los procesos diferenciándose en la forma en que la transición de mejora se durante su ejecución. Otro punto es el de Hoch y Morelli (2020) que le dan un enfoque más actual a la Teoría del Control, mencionando que una adecuada política de control debe considerar la estimación continua del estado del proceso para optimizar el coste de mejora a realizar. Indican que de esta manera

los sistemas optimizan su comportamiento y función con respecto a los objetivos de las tareas de los procesos.

Con respecto a la definición de la variable independiente Machine Learning, se expone lo siguiente. Alvarez (2020) indica que Machine Learning es una formación científica que se ocupa de los sistemas inteligentes. Es decir, aquellos sistemas que aprenden directamente identificando patrones específicos en los datos. Para tal aprendizaje, Machine Learning utiliza algoritmos que analizan datos a través de ejemplos o instrucciones estructuradas para predecir tendencias futuras y dando la capacidad de combinar datos adicionales para reevaluar los resultados. Machine Learning utiliza la fisiología del aprendizaje para obtener una visión general en términos de declaraciones que explican un problema en particular. Los algoritmos de Machine Learning generalmente se clasifican en los siguientes: Aprendizaje supervisado, se caracteriza por que la máquina aprende tanto de sus propios datos finales como de modelos o datos adicionales ya clasificados. En el Aprendizaje no supervisado, la máquina solo utiliza los datos finales para que el motor encuentre patrones y posteriormente genere conocimiento en base a ellos a través de procedimientos inductivos. Sobre el Aprendizaje por refuerzo, el agente no tiene los datos de entrada y respuesta esperados, sino que se intenta obtener los mejores resultados para una región determinada y el nivel obtenido en ese sestado identificando las acciones que de los mejores resultados donde en medida numérica el número máximo representa el nivel de rendimiento más alto.

Por otra parte, Luan y Tsai (2021) mencionan que Machine Learning es el núcleo entre la inteligencia artificial y la ciencia de datos. Es una de las técnicas que ha tenido mayor crecimiento en los últimos años. Aborda la cuestión de cómo construir sistemas informáticos que puedan aprender automáticamente basadas en experiencias pasadas sin programación implícita. También indican que los algoritmos de Machine Learning pueden clasificar patrones y perfiles, de manera que proporcionan nuevos modelos e información valiosa, y a su vez permiten realizar predicciones y recomendaciones para personalizar las necesidades de negocio. Entonces con los adecuados datos de entrenamiento y herramientas de

análisis de datos, los métodos de Machine Learning facilitan la toma de decisiones en áreas como comercio, medicina, ciencia, agricultura, manufactura, entre otros.

Mientras que, Calderón y Hurtado (2019) indican que Machine Learning es un subcampo de la inteligencia artificial que da la posibilidad de generar sistemas que aprenden de manera automática. Hacen referencia que el aprendizaje se da por la identificación de patrones a través de análisis de información, esto a su vez permite crear un algoritmo o modelo que ayuden a generar predicciones. Se puede mejorar el aprendizaje mediante la experiencia, haciendo uso de nuevos datos de entrada para ingresarlos al modelo, de tal manera que se pueda redefinirlo y mejorar sus predicciones. Existe una diversidad de algoritmos que se pueden utilizar, sin embargo, solamente se elige el adecuado según el resultado deseado.

De forma similar, Arce et al. (2019) comentan que Machine Learning está enfocado a la construcción de sistemas capaces de inducir hipótesis o aproximar funciones basadas en la experiencia previa acumulada del problema a tratar. Las decisiones hechas por los algoritmos se basan en el aprendizaje inductivo, que se puede clasificar en supervisado, cuando el objetivo es la resolución de problemas de clasificación y regresión; mientras que los no supervisados son cuando la tarea es de agrupación o asociación. Para que los algoritmos produzcan resultados óptimos, sus parámetros deben estar debidamente configurados mediante el ajuste datos denominado formación.

Para Forero et al. (2019), los algoritmos de Machine Learning se clasifican según varios criterios, por ejemplo: tipo de aprendizaje, tareas para las que se pretende utilizar el algoritmo y los tipos de modelos utilizados. Los algoritmos se dividen en dos categorías: clasificación binaria y clasificación multiclase. Las de tipo binaria se refiere aquellos cuyo resultado se cataloga como positivo o negativo, por lo tanto, la clasificación se realiza mediante un umbral con el que debe compararse la puntuación generada para cada iteración del algoritmo. Por otro lado, para los de multiclase, su predicción se basa en la puntuación más alta.

En relación con las dimensiones de la variable independiente, se describen a continuación. Como primera dimensión se tiene a la preparación de datos, donde según Ahmed et al. (2020) indican que la preparación de datos para un modelo de

Machine Learning abarca la limpieza, integración, selección y transformación de la información. Esto permite convertir datos ruidosos e inconsistentes a un formato adecuado para la predicción y aprendizaje. Se consideran datos ruidosos a aquella información corrupta, distorsionada o sin sentido. En la fase de limpieza se eliminan todos estos datos conflictivos. Luego los datos valiosos se unen en la fase integración. Los datos que son adecuados para el análisis se recuperan de todo aquel conjunto en la fase de selección. Por último, en la fase de transformación, los datos se convierten en estructuras que se adecuan al proceso de aprendizaje automático.

De forma similar, Bonnin (2017) menciona que es el primer paso importante en el desarrollo de un modelo de Machine Learning. Debido a que es necesario comprender el problema a tratar, considerando el conocimiento empresarial y observar todas las valiosas fuentes de información que podrían influenciar en el modelo. Entonces se debe hacer énfasis en el análisis de los datos, identificando las fuentes de estos, para luego reunir todas las tuplas o registros como un conjunto homogéneo que será la entrada al modelo. Para el tratamiento de esta información se recomienda utilizar el proceso de Extracción, Transformación y Carga (ETL), que combina muchas fuentes de datos, para luego transformarlos en un estado legible, y por último generar un almacén de datos estructurados y documentados. Adicionalmente se puede aplicar la ingeniería de funciones, un proceso regularmente manual, que toma los datos in procesar y los transforma de una manera que facilita la generación del modelo, en su mayoría usando el sentido común. Finalmente, la normalización de datos y el escalado de características implican transformaciones simples de la información, llamado afinamiento, donde se mapean los datos desequilibrados en una forma más manejable manteniendo su integridad.

Datta (2021) indica que se necesita especial cuidado para garantizar que Machine Learning ofrezca mejores resultados de manera justa, y esto se logra mediante la preparación de data consistente. Así que, para construir modelos justos, primero se debe crear métodos que identifiquen las causas de algún sesgo en la información. Se menciona que hay tres categorías de sesgo. El prejuicio algorítmico,

ocurre cuando existe una dependencia y correlaciones estadísticas entre las características observadas y otros datos utilizados para la toma de decisiones. El legado negativo, se refiere al sesgo que ya se encuentra en los datos utilizados para adiestrar sistemas de aprendizaje automático. La subestimación, ocurre cuando hay pocos datos para que el modelo saque conclusiones confiables un segmento particular de la población.

Así mismo, como segunda dimensión se tiene a la definición del modelo, que para Alpydin (2016) es uno de los puntos más críticos del Machine Learning puesto que aquí se define una plantilla de relación entre los datos de entrada y salida, que son procesados por uno o más algoritmos. Menciona que por ejemplo un modelo lineal se suele utilizar cuando la información de salida es una suma ponderada de los atributos. Se basa en que el peso de cada atributo se puede calcular en base a la muestra de estudio. Tal peso puede aumentar o disminuir el valor resultado. Los pesos son los parámetros del modelo y se calibran con datos. El modelo suele ser fijo, pero los parámetros son los ajustables donde el proceso de regulación para lograr coincidir mejor con los datos deseados se le denomina aprendizaje. Por lo tanto, indica que seleccionar un modelo correcto es una tarea difícil ya que debe ser capaz de aprender sobre un conjunto de problemas específicos.

Bhatnagar et al. (2021) mencionan que es importante analizar e identificar el algoritmo a adoptar en el modelo del aprendizaje automático. Existen tres tipos de algoritmos de aprendizaje: supervisado, no supervisado y reforzado. El supervisado suele ser el más sólido, usa datos de los que ya se obtuvieron resultados correctos. Utiliza un conjunto de datos de entrenamiento, el cual a procesarlo permite encontrar solución de los problemas a nuevos datos de entrada. Se comprenden cómo funcionan los datos y cuál es el vínculo entre la data de entrada y de salida. También se caracterizan porque progresan para fortalecerse, encontrando nuevos patrones y relaciones a medida que los nuevos datos evolucionen. Los algoritmos supervisados son: árboles de decisiones (decision tree), bosque aleatorio (random forest), regresión linear (linear regression), K vecinos más próximos (K Nearest Neighbors – KNN), Regresión logística (Logistic Regression), Máquinas de vectores de soporte (Support Vector Machines – SVM), Árboles de clasificación Naïve Bayes

(Classification Trees Naïve Bayes) y Red neuronal (Neural Network). En cuanto al aprendizaje no supervisado, se basa en ningún dato procesado, sino que permite que la máquina aprenda por sí misma. El algoritmo reconoce conexiones entre los datos de manera hipotética, identificando grupos. Los algoritmos no supervisados más comunes son: K-Means, algoritmo de clúster, clúster jerárquico (hierarchical clustering) y algoritmo a priori.

Así mismo, Bauchy et al. (2021) indican que para la formación, validación y pruebas de modelos existen prácticas comunes. El 70% de las observaciones se seleccionan al azar y se utilizan para el entrenamiento del modelo, a estos se los llama conjunto de entrenamiento. El otro 30% restante de datos se mantienen ocultos, con el fin de evaluar la capacidad del modelo para predecir problemas desconocidos, a estos se les conoce como conjunto de prueba. Una fracción del conjunto de entrenamiento inicial luego se usa como conjunto de validación para optimizar los hiperparámetros de los modelos. Con este fin, se adopta un enfoque de validación cruzada de cinco veces. En detalle, el conjunto de entrenamiento inicial se divide aleatoriamente en cinco, cada uno con el 20% de los datos de entrenamiento. En cada una de las cinco rondas de análisis, el modelo se entrena iterativamente en base a cuatro pliegues y se valida en base al pliegue restante, es decir un conjunto de validación cruzada.

Adicionalmente, Bu y Zhang (2020) comentan sobre la regularización del modelo y el problema del sobreajuste. Luego de haber propuesto un modelo de aprendizaje basado en el análisis del conjunto de datos de entrenamiento, se puede realizar una regularización. Esto se realiza aplicando el método de análisis de probabilidad, logrando que el modelo posea una estimación máxima de verosimilitud en base al resultado. Sin embargo, se debe evitar realizar un sobreajuste, que es causado por el sesgo de la varianza de estimación. Para ello la regularización del modelo debe buscar que el error del conjunto de datos de entrenamiento tienda a cero, y a su vez no aumente el error del conjunto de datos de prueba.

Por último, como tercera dimensión se tiene a la comprensión de resultados, donde Chen et al. (2018) mencionan que es la fase donde se obtiene la colección de reglas, que son de leyes de razonamiento inteligente con capacidad de

aprendizaje autónomo. Esta colección de premisas se genera del producto del análisis de datos y el entrenamiento de los algoritmos Machine Learning. Cuando el modelo sea ejecutado, los datos formales de entrada son procesados y evaluados según las reglas generadas, se genera un resultado en base a la clasificación de la información. Al mismo tiempo, se busca asegurar que las premisas evaluadas y sus conclusiones sean guardadas y analizadas como ley de reforzamiento en la colección de reglas, a fin de proporcionar conocimiento de autoaprendizaje automático.

De igual forma, Benabbou et al. (2020) indican que la comprensión de resultados involucra la consulta y verificación de la base de datos de reglas generadas. Es importante la validación del cumplimiento de las reglas ante los enunciados de la problemática. También mencionan que comúnmente las reglas están organizadas en diferentes capas de validación. Precisan que para mantener actualizada el modelo de Machine Learning debe existir una capa de procesamiento en segundo plano que a la par realice procesamiento de la información para seguir entrenando el modelo y determinar nuevas reglas de asociación surgidas. Sin embargo, Voican (2021) indica que Machine Learning es una excelente herramienta, pero carece de creatividad, pensamiento estratégico, intuición, juicio de valor o principios morales. Por eso siempre se necesitará un recurso humano para mejorar las evaluaciones y alinearlos a los resultados esperados.

Por otra parte, en cuanto a la definición de la variable dependiente Control de Fraudes se expone lo siguiente. Para Nwanyanwu (2018) menciona que el control de fraudes consiste en instituir e implementar sistemas de control interno y legislaciones, a través del establecimiento de estructuras institucionales como auditoría externa, auditoría interna, áreas antifraudes y comités de auditoría. La realización de estos mecanismos desalienta el fraude y aumenta la confianza de los inversores en una organización. También indica que las leyes son vitales, ya que sancionar o enjuiciar a los infractores sirve como una forma de disuadir a otros a cometer el mismo acto. Mientras que en una organización se deben adoptar castigos como suspensión del trabajo, despido del empleado o el reembolso de las cantidades involucradas en el delito. De la Torre (2018) agrega que para un

adecuado control de fraudes es necesario la participación directa de la auditoría interna para reducir las posibilidades que ocurra o se generen las situaciones propias de tal delito a través la implementación de un sistema preventivo. De igual manera es importante la disuasión, ya que se puede convencer a los potenciales atacantes a no realizar tal acto. Es decir que con la prevención y disuasión es menor el costo de tiempo y dinero invertido contra un fraude, que investigar y detectarlo cuando ya fue concebido. Para una prevención efectiva se debe entender que el sistema de control es responsabilidad de todos los miembros de la empresa sin considerar los niveles jerárquicos.

Así mismo, Reyes y Salas (2016) sostienen que ninguna organización es ajena al fraude, por lo que las empresas deben poseer un control de riesgos de fraude que contribuya a su prevención, detección y respuesta. En el ámbito empresarial, comúnmente ocurren dos tipos de fraudes: los informes financieros fraudulentos y la malversación de activos. Por ello las organizaciones deben reducir las posibilidades de ocurrencia de fraude mediante la identificación y medición de los riesgos. Se deben implementar fuertes procedimiento de control interno para ese fin. Donde los auditores deben poseer los conocimientos y habilidades para identificar indicios de fraude, o reconocer que uno se haya perpetrado para emitir alertas de manera inmediata.

Dimitrijevic et al. (2015) menciona que el control de fraudes implica el desarrollo y descripción de técnicas para hacer frente a esas actividades delictivas. Por ello es importante trabajar en la prevención del fraude porque todos los sujetos participantes están informados sobre cómo manejar la situación. Los procedimientos que garantizan el funcionamiento adecuado de los controles y sus resultados deben documentarse a detalle. La documentación debe contener una descripción detallada de los elementos utilizados para la prevención de fraudes, enfatizar los roles y responsabilidades de los involucrados. Por lo tanto, una empresa debe, con la ayuda de sus auditores internos y externos, evaluar periódicamente las técnicas preventivas para asegurarse que ninguno de los elementos de control haya sido deformados con el tiempo. Además, Rossi (2012) comenta que aplicar un control de fraudes, las empresas deben empezar contando

con un tercero que revise el negocio y descubra problemas potenciales a través de una evaluación de controles internos, con el fin de identificar las áreas de mayor riesgo. Luego se debe implementar controles, como la separación de funciones de los empleados, para reforzar las vulnerabilidades descubiertas en la evaluación. Así mismo se debe mantener revisiones periódicas por parte de los gerentes y evaluadores para ayudar a sostener los controles precisos. También es sustancial que las empresas eduquen a sus empleados sobre el propósito de los controles, ya que esto generará conciencia que sumado con el conocimiento servirá como un fuerte elemento disuasorio para que alguien cometa un fraude.

En relación con las dimensiones de la variable dependiente, se describen a continuación. En cuanto a la primera dimensión se tiene a la prevención, que según Bunga y Rahadiyan (2020) indican que consiste en describir varios medios de control mediante la creación de políticas de procedimientos y de organización, técnicas de control e incluir la participación de los empleados. Declaran que se deben establecer procedimientos escritos para prevenir el fraude, así como crear políticas que soporten estos mismos. Mencionan que las políticas de procedimientos se pueden basar en un sistema de revisión para la detección temprana de fraudes, además de un sistema de denuncia y disposiciones para tomar medidas contra el autor del fraude. En cuanto a políticas de la organización se puede considerar la existencia de comités independientes y auditores internos. Para las técnicas de control se considera poseer documentación y registros adecuados, control sobre los accesos a datos, programas o medios de apoyo, además de revisiones periódicas de las actividades y transacciones. Para la participación de los empleados se considera desarrollar personal con experiencia, sentido de curiosidad y sensibles a las señales de fraudes, a su vez otorgarles tratos especiales y disposiciones para denunciar a cualquier sospechoso.

Además, como segunda dimensión se tiene a la disuasión, que para Azis et al. (2020) mencionan que consiste en transmitir mensajes que impidan a alguien a cometer un crimen, a través del miedo al ser perseguido y/o atrapado. Inclusive de aplicar estos elementos de disuasión superficiales, también se debe considerar a los profundos como la razón prudencial y la razón moral que no se centran

estrictamente en el castigo, pero sí en los valores internos. También indican que el crear un ambiente que transmita un temor al ser atrapado es un disuasivo mucho más poderoso que el castigo. Se apoyan en que la ética y la racionalización puede neutralizar en consecuencia la presión a realizar una actividad fraudulenta. Por eso indican que si una organización desea adoptar un enfoque disuasorio debe crear en su entorno una sensación de certeza de poder capturar y sancionar a los involucrados en un acto ilícito. De forma similar, Hurwitz (2019) comenta que la disuasión es desalentar a las personas de participar en conductas prohibidas amenazando o imponiendo castigos por tal conducta. El castigo se impone para evitar que otras personas puedan cometer el mismo delito. Para tal efectividad, la disuasión debe tener las siguientes características: severidad, certeza y celeridad. Mientras más se cumplan estas condiciones, mayor será el valor disuasorio de la prohibición legal. Una política dirigida a disuadir a las personas de cometer una mala conducta antes del hecho es claramente preferible a una que busca lidiar con las consecuencias de tal acto delictivo después de ocurrido.

Finalmente, como tercera dimensión se tiene a la detección, que para Cano (2011) es la última línea de defensa de una empresa antes de entrar a un proceso investigación exhaustiva. Ocurre cuando, a pesar de establecer esfuerzos para prevenir las oportunidades de fraude o de disuadir los potenciales defraudadores, no se logra evitar que alguien se beneficie de mala manera a costa de la organización. Para ello, la detección consiste en la generación de alarmas pertinentes cuando se produzca una violación a los procedimientos o políticas establecidas, que indique que el patrimonio de la empresa puede ser afectado. Estas alarmas deben ser atendidas de forma temprana, haciendo un monitoreo del sistema de controles. Cuando esta fase funciona de forma correcta, se produce también un efecto de disuasión a potenciales defraudadores, y a su vez se previene un acto de fraude.

Para Gee (2014), la detección de fraude implica observar indicadores, síntomas o señales de alerta de fraude, para posteriormente continuar con la ejecución de procedimientos. Una vez detectados, deben investigarse para determinar si existe un fraude real. Sin embargo, existe la gran posibilidad que se

den diversos casos de falsos positivos. En los procesos de una empresa deben existir procedimientos que garanticen la continuidad del negocio, proteger los activos y tener registros e informes precisos cuando se detecte un fraude. Las técnicas de detección deben basarse en cualquier debilidad de los controles internos. Se deben examinar las irregularidades y documentar las acciones apropiadas que fueron tomadas. La documentación ayudará a implementar medidas correctivas a los controles internos de ser necesario.

III. METODOLOGÍA

3.1. Tipo y diseño de investigación

Tipo de investigación

La presente investigación se consideró del tipo básica. Según Baena (2017) la investigación del tipo básica, también denominada pura o teórica, es el estudio de una problemática a través de la exploración de conocimiento. Además, tiene como objetivo comprender los fenómenos estudiados, elaborando teorías de gran alcance para comprenderlos, y no considera las posibles aplicaciones prácticas que se pueda dar a los resultados.

Diseño de investigación

El presente estudio tiene un diseño de investigación no experimental. Para Hernández et al. (2018) una investigación no experimental es aquella donde no se alteran premeditadamente las variables, se estudian tal como suceden en su contexto natural. Se analizan o describen las variables y la relación que puede ocurrir entre estas, mas no debe haber ningún cambio alguno por parte del investigador.

A su vez se clasifica como un estudio transversal correlacional-causal, ya que según Ávila (2006) es aquel estudio que tiene como propósito averiguar el nivel de asociación e intenta correlacionar dos o más variables en un único periodo de tiempo. Tal como en este caso se estudia la incidencia entre las variables Machine Learning y Control de Fraudes, representado de esta manera:

Variable independiente

R

Variable dependiente

Dónde:

Variable independiente: Machine Learning

R: Relación causal

Variable dependiente: Control de Fraudes

3.2. Variables y Operacionalización

Variable independiente: Machine Learning

La variable Machine Learning es una variable del tipo Cualitativa. Según Sotillo (2016) una variable cualitativa se refiere a características o cualidades que se pueden medir con números. Además de ser Ordinal puesto que presenta modalidades no numéricas en las que existe un orden.

Definición Conceptual

Alvarez (2020), indica que es una formación científica que se ocupa de los sistemas inteligentes, donde se utilizan algoritmos que analizan datos a través de ejemplos o instrucciones estructuradas para predecir tendencias futuras y dando la capacidad de combinar datos adicionales para reevaluar los resultados.

Definición Operacional

La variable Machine Learning, se operacionaliza por tres dimensiones: Preparación de datos, Definición del modelo y Comprensión de resultados. Donde la información conseguida fue evaluada por los siguientes niveles, usando la escala de Likert: No óptimo (1), Medio (2) y Óptimo (3).

Tabla 1

Matriz de operacionalización de la variable independiente: Machine Learning

Dimensiones	Indicadores	Ítems	Escala de Valores Niveles Rangos
Dranaración de	Fuentes	1-2	· - · · ·
Preparación de	Disponibilidad	3-4	1) Totalmente en
datos	Consistencia	5-6	desacuerdo No óptimo 18 - 42
	Análisis	7-8	2) En desacuerdo
Definición del	Aprendizaje	9-10	3) Ni de acuerdo ni Medio 43 - 67
modelo	Regularización	11-12	en desacuerdo
	· ·	13-14	4) De acuerdo Óptimo 68 - 90
Comprensión de	Experiencia		5) Totalmente de
resultados	Validación	15-16	acuerdo
	Retroalimentación	17-18	

Fuente: Elaboración propia.

Variable dependiente: Control de Fraudes

La variable Control de Fraudes es una variable del tipo Cualitativa. Según Sotillo (2016) una variable cualitativa se refiere a características o cualidades que se pueden medir con números. Además de ser Ordinal puesto que presenta modalidades no numéricas en las que existe un orden.

Definición Conceptual

De La Torre (2018), indica que es un proceso que busca reducir las posibilidades que ocurra o se generen las situaciones propias de un fraude, mediante la implementación de un sistema de control preventivo. A su vez tener la capacidad de investigar y detectar el fraude cuando ya fue concebido.

Definición Operacional

La variable Control de Fraudes, se operacionaliza por tres dimensiones: Prevención, Disuasión y Detección. Donde la información conseguida fue evaluada por los siguientes niveles, usando la escala de Likert: Malo (1), Regular (2) y Bueno (3).

Tabla 2 *Matriz de operacionalización de la variable dependiente: Control de Fraudes*

Dimensiones	Indicadores	Ítems	Escala de Valores	Niveles	Rangos
	Controles	19-20	A) =		
Prevención	Políticas	21-22	1) Totalmente en		
	Capacitación	23-24	desacuerdo	Malo	18 - 42
	Sanciones	25-26	2) En desacuerdo		
Disuasión	Difusión	27-28	3) Ni de acuerdo ni	Regular	43 - 67
	Vigilancia	29-30	en desacuerdo	J	
	Herramientas	31-32	4) De acuerdo	Bueno	68 - 90
Dotoosián			5) Totalmente de	Bucho	00 00
Detección	Alarmas	33-34	acuerdo		
	Procedimientos	35-36			

Fuente: Elaboración propia.

3.3. Población, muestra y muestreo

Población

Según Solíz (2019) la población es un conjunto de infinito o finito de ideas, acontecimientos u objetos con gran cantidad de datos correspondientes a una misma característica o grupo de ellas. De esta manera, para la presente investigación se consideró una población constituida por un total de 1,125 colaboradores de las 125 sedes ubicadas en Lima de la empresa Interbank. A continuación, se detalla en la siguiente tabla:

Tabla 3Caracterización de la población

Población	Cantidad
Gerentes de Tienda	125
Representantes Financieros	1,000
Total	1,125

Fuente: Elaboración propia.

Muestra

Solíz (2019) indica que la muestra es una parte representativa de la población, donde los elementos que la componen no poseen ninguna característica básica que las distinguen de otros elementos. Para poder determinar el tamaño de muestra se hizo uso del Software Estadístico llamado Decision Analyst STATS Versión 2.0.0.2, donde se ingresaron los indicadores pertinentes como el tamaño de población, el margen de error (5%) y el nivel de confianza (95%). Como resultado, para una población de 1,125 colaboradores se obtuvo una muestra resultante de 287 colaboradores de la empresa Interbank, los cuales son detallados a continuación:

Tabla 4

Caracterización de la muestra

Población	Cantidad
Gerentes de Tienda	32
Representantes Financieros	255
Total	287

Fuente: Elaboración propia.

Muestreo

Se considera un muestreo probabilístico aleatorio, tal como Gutiérrez (2016) indica que es un procedimiento que permite identificar, seleccionar y ubicar a los sujetos que pertenecen a la población objetivo y que intervienen en la selección aleatoria.

3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Técnicas de recolección de datos

Como técnica a utilizar en esta investigación se consideró a la encuesta. Hernández et al. (2018) mencionan que la encuesta es una técnica que permite al investigador recolectar información de un mayor número de personas en un breve periodo de tiempo. Se puede cuantificar, analizar e interpretar con facilidad.

Instrumentos de recolección de datos

En ese sentido, se consideró al cuestionario como instrumento de recolección de datos. Para Hernández et al. (2018) es un instrumento que permite obtener información de forma sistemática y ordenada a través de preguntas relacionadas al objetivo de la investigación. Se empleará la escala de Likert en cuanto a la valoración, puesto que permite nivelar las opiniones recolectadas. De este modo se muestran las características del instrumento en la siguiente tabla:

Tabla 5 *Ficha Técnica del instrumento de medición*

Nombre del Instrumento:			Cuestionario para los colaboradores de la empresa Interbank				
Autor:			Paul Richard Varillas Torres				
Año:			2021				
Tipo de Instrumento:			Cuestiona	Cuestionario			
Objetivo:			Determina	Determinar la incidencia de la tecnología Machine Learning en el Control			
			de Fraude	de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.			
Población:			Gerentes of	de tienda y F	Representantes Financieros		
Número de Ite	ems:		36				
Aplicación:			En línea				
Tiempo de adr	ministraci	ón:	10 minutos	3			
Normas de apl	licación:		El colaborador debe seleccionar una opción en cada ítem dependiendo				
			a lo que considere correcto según su propia opinión.				
Escala:			Escala de Likert				
Descripción			Valor				
Totalmente en	desacue	rdo	1				
En desacuerdo	o		2				
Ni de acuerdo	ni en des	sacuerdo	3	3			
De acuerdo			4				
Totalmente de	acuerdo		5				
Niveles de ran	igo:						
Variable: Machine Learning			Variable: Control de Fraudes				
Nivel	Valor	Rango	Nivel	Valor	Rango		
No óptimo	1	18-42	Malo	1	18-42		
Medio	2	43-67	Regular	2	43-67		
Óptimo	3	68-90	Bueno	3	68-90		

Fuente: Elaboración propia.

Validez

Con respecto a la validez del instrumento, se consideró el juicio de experto calificado dado por conocedores en la materia. Donde se verifica la claridad, pertinencia y relevancia de cada pregunta realizada en el cuestionario. De tal manera, Hernández et al. (2018) mencionan que la validez de los instrumentos está relacionados a la capacidad que tienen para obtener datos que representen la realidad estudiada. Para la validación, se contó con los siguientes profesionales:

Tabla 6

Validación del instrumento de recolección de datos

DNI	Grado académico, apellidos y nombres	Institución donde labora	Calificación
44198497	Mg. Morales Gaspar, Paola Celinda	Interbank	Aplicable
09957953	Mg. Li Loo, Francisco Fernando	FONAFE	Aplicable
10192315	Dr. Visurraga Agüero, Joel Martín	Universidad César Vallejo	Aplicable

Fuente: Elaboración propia.

Confiabilidad

Hernández et al. (2018) indican que la confiablidad de una investigación se basa en asegurar que a los resultados se les pueda hacer constataciones e inferencias con garantías de verosimilitud. Por ello, se utilizó el software IBM SPSS Statistics aplicando el cálculo del estadístico del coeficiente Alfa de Cronbach, para así poder precisar la confiabilidad del instrumento de evaluación y luego ser empleado. Como resultado del análisis de confiabilidad de la prueba piloto de 20 encuestas se obtuvo el valor de 0.850 del coeficiente Alfa de Cronbach, mientras que para la prueba general de 287 encuentas se obtubo el valor de 0.894 del coeficiente Alfa de Cronbach. Donde Campo-Arias y Oviedo (2005) indican que aquel valor ubicado entre 0.70 y 0.90 demuestra buena consistencia interna. A continuación, se detalle el resultado del análisis de confiabilidad de la investigación:

Tabla 7

Resultado del análisis de confiabilidad a través del Alfa de Cronbach

Tipo de Aplicación	N° de encuestas	N° de elementos	Alfa de Cronbach
Piloto	20	36	0.850
General	287	36	0.894

Fuente: Elaboración propia.

3.5. Procedimientos

Para el procedimiento de información del presente estudio, se tuvo en primer lugar a la realización de un instrumento de recolección de datos, después se continuó con la validación de tal instrumento por parte de tres expertos de tal forma que se tenga

el mayor grado de validez y poder obtener datos confiables. Luego se procedió con la ejecución de una muestra piloto y al poco tiempo considerando al total de la muestra. Así mismo se hizo el traspaso de la información a una hoja de cálculo en Microsoft Excel, para finalmente procesar estos datos mediante el software IBM SPSS Statistics y así conseguir resultados descriptivos e inferenciales.

3.6. Método de análisis de datos

En cuanto al análisis de datos se aplicó el software IBM SPSS Statistics sobre una base de datos producto de la recolección de datos realizada en las encuestas hechas a los colaboradores objetivos en la empresa Interbank. Por ello, para el análisis descriptivo se emplearon histogramas y tablas de contingencia orientadas a un análisis bidimensional, además de la interpretación de resultados. Para el análisis inferencial se tuvo en cuenta el método paramétrico con un coeficiente de análisis de regresión logística ordinal, para así determinar el grado de causalidad existente entre las variables.

3.7. Aspectos éticos

Para garantizar la integridad de este estudio, se cumplió honestamente los estándares éticos de la Universidad César Vallejo expuestos en la Resolución de Consejo Universitario N°0262-2020/UCV, que sostiene la correcta transparencia y veracidad de la información.

Así mismo, considerando la Ley sobre el Derecho de Autor (Decreto Legislativo N°822 publicado el 24 de Abril de 1996) se respetó la propiedad intelectual de las obras literarias o trabajos citados a modo de referencia en la presente investigación. De igual manera, considerando la Ley de Protección de Datos Personales (Ley N°29733) que prohíbe la recopilación de datos personales por medios fraudulentos, desleales o ilícitos; la presente investigación recolectó información respetando el anonimato y el consentimiento informado de las personas contempladas en la muestra de estudio.

IV. RESULTADOS

Análisis descriptivo

Análisis descriptivo de la variable Machine Learning y la variable Control de Fraudes

Tabla 8Tabla cruzada V1 - Machine Learning * V2 - Control de Fraudes

	V2 - Control de Fraudes						
Malo Regular Bueno							
V1 - Machine	No óptimo	3 (1.0%)	7 (2.4%)	0 (0.0%)	10 (3.5%)		
	Medio	14 (4.9%)	75 (26.1%)	2 (0.7%)	91 (31.7%)		
Learning	Óptimo	1 (0.3%)	133 (46.3%)	52 (18.1%)	186 (64.8%)		
	Total	18 (6.3%)	215 (74.9%)	54 (18.8%)	287 (100,0%)		

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

Figura 1

Histograma V1 - Machine Learning * V2 - Control de Fraudes



En la tabla 8 se aprecia que la mayor frecuencia de aceptación se da en la intersección del nivel "Regular" de la variable Control de Fraudes con el nivel "Óptimo" de la variable Machine Learning, con 133 respuestas representando 46.3%

del total. Y la menor frecuencia de aceptación se da en la intersección del nivel "Bueno" de la variable Control de Fraudes con el nivel "No óptimo" de la variable Machine Learning, con ninguna respuesta representando el 0% del total. En la figura 1 se observa que el nivel "Regular" es el que tiene mayor frecuencia, totalizando 215 respuestas representando el 74.9%.

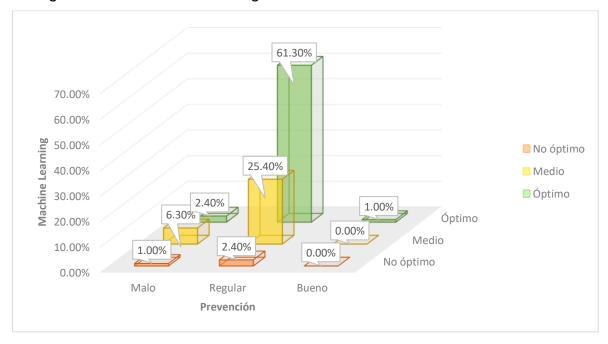
Análisis descriptivo de la variable Machine Learning y la dimensión Prevención de la variable Control de Fraudes

Tabla 9Tabla cruzada V1 - Machine Learning * D1V2 – Prevención

		D1V2 - Prevención						
	Malo Regular Bueno							
V1 - Machine	No óptimo	3 (1.0%)	7 (2.4%)	0 (0.0%)	10 (3.5%)			
	Medio	18 (6.3%)	73 (25.4%)	0 (0.0%)	91 (31.7%)			
Learning	Óptimo	7 (2.4%)	176 (61.3%)	3 (1.0%)	186 (64.8%)			
	Total	28 (9.8%)	256 (89.2%)	3 (1.0%)	287 (100.0%)			

Figura 2

Histograma V1 - Machine Learning * D1V2 - Prevención



En la tabla 9 se aprecia que la mayor frecuencia de aceptación se da en la intersección del nivel "Regular" de la dimensión Prevención de la variable Control de Fraudes con el nivel "Óptimo" de la variable Machine Learning, con 176 respuestas representando 61.3% del total. Y la menor frecuencia de aceptación se da en la intersección del nivel "Bueno" de la dimensión Prevención con los niveles "No óptimo" y "Medio" de la variable Machine Learning, con ninguna respuesta representando el 0% del total. En la figura 2 se observa que el nivel "Regular" es el que tiene mayor frecuencia, totalizando 256 respuestas representando el 89.2%.

Análisis descriptivo de la variable Machine Learning y la dimensión Disuasión de la variable Control de Fraudes

Tabla 10Tabla cruzada V1 - Machine Learning * D2V2 – Disuasión

	D2V2 – Disuasión							
	Malo Regular Bueno To							
V1 - Machine	No óptimo	3 (1.0%)	7 (2.4%)	0 (0.0%)	10 (3.5%)			
	Medio	15 (5.2%)	68 (23.7%)	8 (2.8%)	91 (31.7%)			
Learning	Óptimo	2 (0.7%)	126 (43.9%)	58 (20.2%)	186 (64.8%)			
	Total	20 (7.0%)	201 (70.0%)	66 (23.0%)	287 (100.0%)			

Figura 3

Histograma V1 - Machine Learning * D2V2 - Disuasión



En la tabla 10 se aprecia que la mayor frecuencia de aceptación se da en la intersección del nivel "Regular" de la dimensión Disuasión de la variable Control de Fraudes con el nivel "Óptimo" de la variable Machine Learning, con 126 respuestas representando 43.9% del total. Y la menor frecuencia de aceptación se da en la intersección del nivel "Bueno" de la dimensión Disuasión con el nivel "No óptimo" de la variable Machine Learning, con ninguna respuesta representando el 0% del total. En la figura 3 se observa que el nivel "Regular" es el que tiene mayor frecuencia, totalizando 201 respuestas representando el 70%.

Análisis descriptivo de la variable Machine Learning y la dimensión Detección de la variable Control de Fraudes

Tabla 11Tabla cruzada V1 - Machine Learning * D3V2 – Detección

	D3V2 - Detección							
	Malo Regular Bueno Tota							
V1 - Machine	No óptimo	3 (1.0%)	7 (2.4%)	0 (0.0%)	10 (3.5%)			
	Medio	18 (6.3%)	64 (22.3%)	9 (3.1%)	91 (31.7%)			
Learning	Óptimo	1 (0.3%)	104 (36.2%)	81 (28.2%)	186 (64.8%)			
	Total	22 (7.7%)	175 (61.0%)	90 (31.4%)	287 (100.0%)			

Figura 4

Histograma V1 - Machine Learning * D3V2 – Detección



En la tabla 11 se aprecia que la mayor frecuencia de aceptación se da en la intersección del nivel "Regular" de la dimensión Detección de la variable Control de Fraudes con el nivel "Óptimo" de la variable Machine Learning, con 104 respuestas representando 36.20% del total. Y la menor frecuencia de aceptación se da en la intersección del nivel "Bueno" de la dimensión Detección con el nivel "No óptimo" de la variable Machine Learning, con ninguna respuesta representando el 0% del total. En la figura 4 se observa que el nivel "Regular" es el que tiene mayor frecuencia, totalizando 175 respuestas representando el 61%.

Análisis inferencial

Prueba de Hipótesis

Para el análisis inferencial se tuvo en cuenta el método paramétrico con un coeficiente de análisis de regresión logística ordinal, para así determinar el grado de causalidad existente entre las variables. Según Arriaga et al. (2018), el método estadístico de regresión logística ordinal tiene como objetivo explicar el comportamiento de las categorías de una variable dependiente cualitativa ordinal en función del comportamiento de una o más variables independientes categóricas. El análisis consite en establecer el modelo y verificar si reúne los requisitos estadísticos. Luego verificar si el coeficiente del modelo es distinto de cero, y finalmente confirmar que los valores de la prueba de Wald son significativos.

Prueba de Hipótesis General

Formulación de hipótesis estadística:

H₁: Existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la variable Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

H₀: No existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la variable Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

Contrastación de hipótesis estadística:

Tabla 12
Información sobre el ajuste del modelo que explica la incidencia de la variable
Machine Learning en la variable Control de Fraudes

Modelo	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Sólo intersección	80.194			
Final	22.758	57.436	1	0.000

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 12 se observa que se obtuvo un valor de significancia de 0.000, por lo que siendo este menor a 0.05 se señala que el modelo final, donde se incluye la incidencia de la varibale independiente Machine Learning, presente diferencia significativa contra el modelo linea base. Lo cual indica que el modelo logístico aplicado sí es relavante.

Tabla 13

Bondad de ajuste de la incidencia de la variable Machine Learning en la variable

Control de Fraudes

	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Pearson	5.588	3	0.133
Desvianza	5.749	3	0.124

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 13 se observa que el Chi-cuadrado de Pearson obtuvo un valor de 0.133, por lo que siendo este mayor de 0.05 indica que los datos observados son consistentes con el modelo ajustado.

Tabla 14Pseudo R Cuadrado de la incidencia de la variable Machine Learning en la variable Control de Fraudes

Valor
0.181
0.240
0.142

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 14, se observa que el Pseudo R Cuadrado de Nagelkerke obtuvo como resultado el valor de 0.240, lo cual indica que en el modelo de regresión propuesto, el 24% de la varianza es explicada por la variable indepediente Machine Learning sobre la variable dependiente Control de Fraudes.

Tabla 15Estimaciones de los parámetros de incidencia de la variable Machine Learning en la variable Control de Fraudes

						Intervalo de confianza al 95%		
		Estimación	Desv. Error	Wald	gl	Sig.	Límite inferior	Límite superior
Umbral	[V2 = 1]	2.497	0.774	10.402	1	0.001	0.980	4.015
	[V2 = 2]	7.865	1.061	54.928	1	0.000	5.785	9.945
Ubicación	V1	2.292	0.361	40.227	1	0.000	1.584	3.000

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 15 se observa que la estimación de la variable independiente Machine Learning obtuvo un valor de 2.292, así mismo también se obtuvo un valor de signficancia de 0.000 a un coeficiente estimado de población (Wald) mayor a 1. Por lo tanto, se puede determinar que después de aplicar el coeficiente estadístico de Regresión Logística Ordinal se obtuvo un P valor de 0.000 que siendo este valor menor al error significativo 0.05, en consecuencia se rechaza la hipótesis nula (H₀). Es decir que hay suficiente evidencia estadística para afirmar que existe incidencia

significativa entre la variable Machine Learning y la variable Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

Prueba de Hipótesis Específica 1

Formulación de hipótesis estadística:

H₁: Existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Prevención del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

H₀: No existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Prevención del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

Contrastación de hipótesis estadística:

Tabla 16

Información sobre el ajuste del modelo que explica la incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión Prevención del Control de Fraudes

Modelo	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Sólo intersección	37.255			
Final	16.471	20.784	1	0.000

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 16 se observa que se obtuvo un valor de significancia de 0.000, por lo que siendo este menor a 0.05 se señala que el modelo final, donde se incluye la incidencia de la varibale independiente Machine Learning, presente diferencia significativa contra el modelo linea base. Lo cual indica que el modelo logístico aplicado sí es relavante.

Tabla 17Bondad de ajuste de la incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión Prevención del Control de Fraudes

	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Pearson	2.234	3	0.525
Desvianza	2.567	3	0.463

En la tabla 17 se observa que el Chi-cuadrado de Pearson obtuvo un valor de 0.525, por lo que siendo este mayor de 0.05 indica que los datos observados son consistentes con el modelo ajustado.

Tabla 18Pseudo R Cuadrado de la incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión Prevención del Control de Fraudes

Coeficiente R ²	Valor
Cox y Snell	0.070
Nagelkerke	0.132
McFadden	0.096

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 18, se observa que el Pseudo R Cuadrado de Nagelkerke obtuvo como resultado el valor de 0.132, lo cual indica que en el modelo de regresión propuesto, el 13.2% de la varianza es explicada por la variable indepediente Machine Learning sobre la dimensión Prevención de la variable dependiente Control de Fraudes.

Tabla 19Estimaciones de los parámetros de incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión Prevención del Control de Fraudes

							Intervalo de confianza al 95%		
		Estimación	Desv. Error	Wald	gl	Sig.	Límite inferior	Límite superior	
Umbral	[D1V2 = 1]	1.284	0.760	2.851	1	0.091	-0.206	2.774	
	[D1V2 = 2]	8.578	1.102	60.559	1	0.000	6.418	10.739	
Ubicación	V1	1.450	0.327	19.689	1	0.000	0.809	2.090	

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 19 se observa que la estimación de la variable independiente Machine Learning obtuvo un valor de 1.450, así mismo también se obtuvo un valor de significancia de 0.000 a un coeficiente estimado de población (Wald) mayor a 1. Por lo tanto, se puede determinar que después de aplicar el coeficiente estadístico de

Regresión Logística Ordinal se obtuvo un P valor de 0.000 que siendo este valor menor al error significativo 0.05, en consecuencia se rechaza la hipótesis nula (H₀). Es decir que hay suficiente evidencia estadística para afirmar que existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Prevención del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

Prueba de Hipótesis Específica 2

Formulación de hipótesis estadística:

H₁: Existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Disuasión del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

H₀: No existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Disuasión del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

Contrastación de hipótesis estadística:

Tabla 20Información sobre el ajuste del modelo que explica la incidencia de la variable
Machine Learning en la dimensión Disuasión del Control de Fraudes

Modelo	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Sólo intersección	66.444			
Final	23.725	42.719	1	0.000

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 20 se observa que se obtuvo un valor de significancia de 0.000, por lo que siendo este menor a 0.05 se señala que el modelo final, donde se incluye la incidencia de la varibale independiente Machine Learning, presente diferencia significativa contra el modelo linea base. Lo cual indica que el modelo logístico aplicado sí es relavante.

Tabla 21Bondad de ajuste de la incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión
Disuasión del Control de Fraudes

	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Pearson	4.345	3	0.227
Desvianza	4.752	3	0.191

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 21 se observa que el Chi-cuadrado de Pearson obtuvo un valor de 0.227, por lo que siendo este mayor de 0.05 indica que los datos observados son consistentes con el modelo ajustado.

Tabla 22Pseudo R Cuadrado de la incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión Disuasión del Control de Fraudes

Coeficiente R ²	Valor
Cox y Snell	0.138
Nagelkerke	0.176
McFadden	0.096

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 22, se observa que el Pseudo R Cuadrado de Nagelkerke obtuvo como resultado el valor de 0.176, lo cual indica que en el modelo de regresión propuesto, el 17.6% de la varianza es explicada por la variable indepediente Machine Learning sobre la dimensión Disuasión de la variable dependiente Control de Fraudes.

Tabla 23Estimaciones de los parámetros de incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión Disuasión del Control de Fraudes

			Desv. Error	Wald	gl	Sig.	Intervalo de confianza al 95%		
		Estimación					Límite inferior	Límite superior	
Umbral	[D2V2 = 1]	1.477	0.669	4.871	1	0.027	0.165	2.789	
	[D2V2 = 2]	5.949	0.834	50.895	1	0.000	4.314	7.583	
Ubicación	V1	1.723	0.289	35.418	1	0.000	1.155	2.290	

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 23 se observa que la estimación de la variable independiente Machine Learning obtuvo un valor de 1.723, así mismo también se obtuvo un valor de significancia de 0.000 a un coeficiente estimado de población (Wald) mayor a 1. Por lo tanto, se puede determinar que después de aplicar el coeficiente estadístico de Regresión Logística Ordinal se obtuvo un P valor de 0.000 que siendo este valor menor al error significativo 0.05, en consecuencia se rechaza la hipótesis nula (H₀). Es decir que hay suficiente evidencia estadística para afirmar que existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Disuasión del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

Prueba de Hipótesis Específica 3

Formulación de hipótesis estadística:

H₁: Existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Detección del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

H₀: No existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Detección del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

Contrastación de hipótesis estadística:

Tabla 24Información sobre el ajuste del modelo que explica la incidencia de la variable
Machine Learning en la dimensión Detección del Control de Fraudes

Modelo	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Sólo intersección	90,335			
Final	27,374	62,961	1	,000

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 24 se observa que se obtuvo un valor de significancia de 0.000, por lo que siendo este menor a 0.05 se señala que el modelo final, donde se incluye la incidencia de la varibale independiente Machine Learning, presente diferencia significativa contra el modelo linea base. Lo cual indica que el modelo logístico aplicado sí es relavante.

Tabla 25Bondad de ajuste de la incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión
Detección del Control de Fraudes

	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Pearson	7.777	3	0.051
Desvianza	8.638	3	0.035

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 25 se observa que el Chi-cuadrado de Pearson obtuvo un valor de 0.051, por lo que siendo este mayor de 0.05 indica que los datos observados son consistentes con el modelo ajustado.

Tabla 26Pseudo R Cuadrado de la incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión Detección del Control de Fraudes

Coeficiente R ²	Valor
Cox y Snell	0.197
Nagelkerke	0.240
McFadden	0.127

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 26, se observa que el Pseudo R Cuadrado de Nagelkerke obtuvo como resultado el valor de 0.240, lo cual indica que en el modelo de regresión propuesto, el 24% de la varianza es explicada por la variable indepediente Machine Learning sobre la dimensión Detección de la variable dependiente Control de Fraudes.

Tabla 27Estimaciones de los parámetros de incidencia de la variable Machine Learning en la dimensión Detección del Control de Fraudes

							Intervalo de co	onfianza al 95%
	Estimación	Desv. Error	Wald	gl	Sig.	Límite inferior	Límite superior	
Umbral	[D3V2 = 1]	2.139	0.646	10.961	1	0.001	0.873	3.405
	[D3V2 = 2]	6.223	0.807	59.516	1	0.000	4.642	7.805
Ubicación	V1	1.984	0.281	49.686	1	0.000	1.432	2.535

Fuente: Elaboración propia, asistido por el software IBM SPSS.

En la tabla 27 se observa que la estimación de la variable independiente Machine Learning obtuvo un valor de 1.984, así mismo también se obtuvo un valor de significancia de 0.000 a un coeficiente estimado de población (Wald) mayor a 1. Por lo tanto, se puede determinar que después de aplicar el coeficiente estadístico de Regresión Logística Ordinal se obtuvo un P valor de 0.000 que siendo este valor menor al error significativo 0.05, en consecuencia se rechaza la hipótesis nula (H₀).

V. DISCUSIÓN

Respecto al Objetivo General

Se procede a discutir los resultados obtenidos en la presente investigación con respecto a la incidencia de la tecnología Machine Learning en el Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

En el análisis descriptivo, se determinó que el nivel regular de la variable dependiente control de fraudes está asociado con el nivel óptimo de la variable independiente machine learning, representando el 46.3%. Mientras el nivel malo de la variable dependiente control de fraudes está vinculado con el nivel medio de la variable independiente machine learning, representando el 4.9%. Y el nivel bueno de la variable dependiente control de fraudes está relacionado con el nivel óptimo de la variable independiente machine learning, representando el 18.1%.

En el análisis inferencial, primero se determinó que el modelo regresión logística ordinal sí es relevante, puesto que en la prueba del ajuste del modelo se obtuvo un valor de significancia de 0.000 que es menor 0.05. También se determinó que los datos analizados sí son consistentes con el modelo ajustado, puesto que se obtuvo un valor de Chi-cuadrado de Pearson de 0.133 que es mayor que 0.05. Además el valor obtenido por el Pseudo R Cuadrado de Nagelkerke indica que el 24% de la varianza es explicada por la variable indepediente machine learning sobre la variable dependiente control de fraudes. Por último, se pudo determinar que después de aplicar el coeficiente estadístico de regresión logística ordinal se obtuvo un valor de estimación de 2.292 y un P valor de 0.000, que siendo este último valor menor al error significativo 0.05, en consecuencia se permite afirmar que sí existe incidencia significativa entre la variable machine learning y la variable control de fraudes.

Los resultados mencionados concuerdan con los determinados por Carrillo (2019), que en su investigación sostiene que la aplicación de un sistema inteligente basado en algoritmos de machine learning mejora el control de fraudes en la facturación de suministros de agua, permitiendo favorecer la toma de decisiones acerca del cobro del servicio a ciertos clientes irregulares. De forma similar, Lavado (2014) en su

investigación sostiene que la aplicación de un alogritmo genético mejoró el control de fraudes electrónicos en tarjetas de débito, ayudando a determinar transacciones fraudulentas en el 95% de los casos. También Camacho (2021) y Álvarez et al. (2018) coinciden en sus investigaciones al utilizar algoritmos de machine learning para determinar patrones en acciones de lavado de dinero, que como resultado precisaron que esta tecnología permite mejorar el control de fraudes reduciendo costos y tiempo para las investigaciones respectivas.

Respecto al Objetivo Específico 1

Se procede a discutir los resultados obtenidos en la presente investigación con respecto a la incidencia de la tecnología Machine Learning en la dimensión Prevención del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

En el análisis descriptivo, se determinó que el nivel Regular de la dimensión Prevención de la variable dependiente Control de Fraudes está asociado con el nivel Óptimo de la variable independiente Machine Learning, representando el 61.3%. Mientras el nivel Malo de la dimensión Prevención de la variable dependiente Control de Fraudes está vinculado con el nivel Medio de la variable independiente Machine Learning, representando el 6.3%. Y el nivel Bueno de la dimensión Prevención de la variable dependiente Control de Fraudes está relacionado con el nivel Optimo de la variable independiente Machine Learning, representando el 1%. En el análisis inferencial, primero se determinó que el modelo Regresión Logística Ordinal sí es relevante, puesto que en la prueba del ajuste del modelo se obtuvo un valor de significancia de 0.000 que es menor 0.05. También se determinó que los datos analizados sí son consistentes con el modelo ajustado, puesto que se obtuvo un valor de Chi-cuadrado de Pearson de 0.525 que es mayor que 0.05. Además el valor obtenido por el Pseudo R Cuadrado de Nagelkerke indica que el 13.2% de la varianza es explicada por la variable indepediente Machine Learning sobre la dimensión Prevención de la variable dependiente Control de Fraudes. Por último, se pudo determinar que después de aplicar el coeficiente estadístico de Regresión Logística Ordinal se obtuvo un valor de estimación de 1.450 y un P valor de 0.000, que siendo este último valor menor al error significativo 0.05, en consecuencia se

permite afirmar que sí existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Prevención del Control de Fraudes.

Los resultados mencionados concuerdan con los determinados por Huamani (2016) que en su investigación sobre el uso de Redes Neuronales y mecanismos de aprendizaje supervisado para clasificar acciones de fraude financiero logró mejorar la prevención de fraudes mediante el fortalecimiento de los procedimientos para evitar conexiones malignas orientadas al robo de información. De forma similar, Alkhalili et al. (2021) y Álvarez et al. (2018) en sus investigaciones diseñaron componentes basados en Machine Learning que se integren a sus sistemas actuales, que en consecuencia mejoraron la prevención de delitos fraudulentos a través de la renovación de sus políticas de control basados en los resultados de detección de casos de lavado de dinero.

Respecto al Objetivo Específico 2

Se procede a discutir los resultados obtenidos en la presente investigación con respecto a la incidencia de la tecnología Machine Learning en la dimensión Disuasión del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

En el análisis descriptivo, se determinó que el nivel Regular de la dimensión Disuasión de la variable dependiente Control de Fraudes está asociado con el nivel Óptimo de la variable independiente Machine Learning, representando el 43.9%. Mientras el nivel Malo de la dimensión Disuasión de la variable dependiente Control de Fraudes está vinculado con el nivel Medio de la variable independiente Machine Learning, representando el 5.2%. Y el nivel Bueno de la dimensión Disuasión de la variable dependiente Control de Fraudes está relacionado con el nivel Óptimo de la variable independiente Machine Learning, representando el 20.2%.

En el análisis inferencial, primero se determinó que el modelo Regresión Logística Ordinal sí es relevante, puesto que en la prueba del ajuste del modelo se obtuvo un valor de significancia de 0.000 que es menor 0.05. También se determinó que los datos analizados sí son consistentes con el modelo ajustado, puesto que se obtuvo un valor de Chi-cuadrado de Pearson de 0.227 que es mayor que 0.05. Además el valor obtenido por el Pseudo R Cuadrado de Nagelkerke indica que el 17.6% de la

varianza es explicada por la variable indepediente Machine Learning sobre la dimensión Disuasión de la variable dependiente Control de Fraudes. Por último, se pudo determinar que después de aplicar el coeficiente estadístico de Regresión Logística Ordinal se obtuvo un valor de estimación de 1.723 y un P valor de 0.000, que siendo este último valor menor al error significativo 0.05, en consecuencia se permite afirmar que sí existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Disuasión del Control de Fraudes.

Los resultados mencionados concuerdan con los determinados por Benites y Cahuata (2016), que en su investigación sobre un sistema experto que sea capaz de hallar operaciones relacionadas al lavado de activos en entidades financieras, lograron determinar casos de fraude que sirvieron como base para establecer una campaña de comunicación a los clientes que transmita las medidas de lucha que adoptan contra tal delito. De forma similar, Huamani (2016) en su estudio sobre tratamiento de robo de información en una empresa financiera mediante el uso de redes neuronales, logró establecer una combinación de algoritmos machine learning que aumentaban la precisión de ubicación de conexiones internas malignas. Con este resultado, la empresa mejoró la capacidad de poder capturar y sanciones a quienes intenten realizar un fraude. Así mismo, tanto Akturkoglu et al. (2021) como Dornadula y Geetha (2019), en sus trabajos de investigación sobre la determinación de fraudes financieros a través del análisis de las transacciones y patrones de comportamiento de los clientes usando algoritmos de machine learning, lograron disuadir estos delitos mostrando mensajes de advertencia cada vez que se detecte indicios de una operación sospechosa en sus canales digitales

Respecto al Objetivo Específico 3

Se procede a discutir los resultados obtenidos en la presente investigación con respecto a la incidencia de la tecnología Machine Learning en la dimensión Detección del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021.

En el análisis descriptivo, se determinó que el nivel Regular de la dimensión Detección de la variable dependiente Control de Fraudes está asociado con el nivel Óptimo de la variable independiente Machine Learning, representando el 36.2%.

Mientras el nivel Malo de la dimensión Detección de la variable dependiente Control de Fraudes está vinculado con el nivel Medio de la variable independiente Machine Learning, representando el 6.3%. Y el nivel Bueno de la dimensión Detección de la variable dependiente Control de Fraudes está relacionado con el nivel Óptimo de la variable independiente Machine Learning, representando el 28.2%.

En el análisis inferencial, primero se determinó que el modelo Regresión Logística Ordinal sí es relevante, puesto que en la prueba del ajuste del modelo se obtuvo un valor de significancia de 0.000 que es menor 0.05. También se determinó que los datos analizados sí son consistentes con el modelo ajustado, puesto que se obtuvo un valor de Chi-cuadrado de Pearson de 0.051 que es mayor que 0.05. Además el valor obtenido por el Pseudo R Cuadrado de Nagelkerke indica que el 24% de la varianza es explicada por la variable indepediente Machine Learning sobre la dimensión Detección de la variable dependiente Control de Fraudes. Por último, se pudo determinar que después de aplicar el coeficiente estadístico de Regresión Logística Ordinal se obtuvo un valor de estimación de 1.984 y un P valor de 0.000, que siendo este último valor menor al error significativo 0.05, en consecuencia se permite afirmar que sí existe incidencia significativa entre la variable Machine Learning y la dimensión Detección del Control de Fraudes.

Los resultados mencionados concuerdan con los determinados por Galeano y Vargas (2019) que en su trabajo de investigación sobre la determinación de transacciones financieras irregulares a través de modelos de aprendizaje automático, obtuvo un logro de mejorar la precisión de detección de operaciones sospechosas con un grado de exactitud del 95%. Así mismo, Benites y Cahuata (2016) en su estudio sobre un sistema experto que tenga la capacidad de detectar operaciones relacionadas al lavado de activos en entidades financieras, pudieron diseñar e implementar un sistema basado en el conocimiento, con el que se pudo lograr evaluar distintas transacciones y mejorar el porcentaje de detección de aquellas clasificadas como sospechosas en un 98%. De igual manera, Álvarez et al. (2018) en su investigación profundizaron sobre el tema de determinar patrones criminales relacionados al lavado de dinero utilizando una combinación de algoritmos machine learning, donde obtuvieron como resultado reducir el tiempo de

investigación de casos fraudulentos y de tal manera poder generar alarmas para que la empresa pueda iniciar las sanciones respectivas tempranamente.

Respecto a la Metodología de Investigación

La metodología utilizada permitió fortalecer la investigación, puesto que al ser de tipo básica, se requirió estudiar la problemática a través de la exploración de conocimientos, es decir que se tuvo que recolectar y analizar diferentes teorías para comprender las variables en estudio. Para este tipo de investigación no se requiso de aplicaciones prácticas para lograr los objetivos de estudio. Por lo tanto al ser una investigación de diseño no experimental, permitió describir y analizar las variables y la relación que ocurren entre estas sin realizar ningún cambio alguno en ellas. Es importante señalar que el uso de los cuestionarios "en línea" como instrumento de recolección de datos aportó mucho a la obteción de la información requerida a pesar del contexto actual de pandemia en la que se desarrolla esta investigación. Ya que fueron desarrolladas sin importar la hora y lugar disponibles para las personas encuestadas. Además los objetivos de estudio establecidos en el presente trabajo permitieron conocer que la empresa Interbank se encuentra en la búsqueda constante de mejorar sus servicios.

En cuanto a la relevancia social científica, esta investigación proporciona la expansión de conocimiento en el Control de Fraudes bajo la incidencia de la tecnología Machine Learning. Así mismo, esta tecnología puede ser aplicada en otros procesos similares del banco Interbank y otras empresas del mismo rubro.

VI. CONCLUSIONES

Primero La tecnología Machine Learning obtuvo un valor de estimación de 2.292 y un P valor de 0.000 en la prueba de Wald, por lo tanto, se concluye que sí existe incidencia sobre el Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021. Además, se puede establecer que sólo el 18.1% de los colaboradores consideran que el control de fraudes es bueno ante la incidencia de una óptima tecnología de Machine Learning.

Segundo La tecnología Machine Learning obtuvo un valor de estimación de 1.450 y un P valor de 0.000 en la prueba de Wald, por lo tanto, se concluye su incidencia con la dimensión Prevención del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021. Además, se puede establecer que sólo el 1% de los colaboradores consideran que la prevención de fraudes es buena ante la incidencia de una óptima tecnología de Machine Learning.

Tercero La tecnología Machine Learning obtuvo un valor de estimación de 1.723 y un P valor de 0.000 en la prueba de Wald, por lo tanto, se concluye su incidencia con la dimensión Disuasión del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021. Además, se puede establecer que sólo el 20.2% de los colaboradores consideran que la disuasión de fraudes es buena ante la incidencia de una óptima tecnología de Machine Learning.
 Cuarto La tecnología Machine Learning obtuvo un valor de estimación de 1.984

La tecnología Machine Learning obtuvo un valor de estimación de 1.984 y un P valor de 0.000 en la prueba de Wald, por lo tanto, se concluye su incidencia con la dimensión Detección del Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021. Además, se puede establecer que sólo el 28.2% de los colaboradores consideran que la detección de fraudes es buena ante la incidencia de una óptima tecnología de Machine Learning.

VII. **RECOMENDACIONES**

Primero

Con el fin de mejorar la consideración que una óptima tecnología de Machine Learning incide en que el control de fraudes pueda ser bueno en la empresa Interbank, Lima 2021; se recomienda al Gerente General de Tiendas en Lima proponer una serie de capacitaciones a los colaboradores para dar a conocer mas sobre esta tecnología y las ventajas que pueda aportar a mejorar el control de fraudes. Luego de ello, realizar estudios de viabilidad para implementar proyectos de Machine Learning que se integren a sus sistemas de información.

Segundo Con el fin de mejorar la consideración que una óptima tecnología de Machine Learning incide en que la prevención de fraudes pueda ser buena en la empresa Interbank, Lima 2021; se recomienda al Gerente General de Tiendas en Lima proponer la mejora de políticas y procedimientos para evitar actos relacionados a fraudes financieros, basados en la retroalimentación de los resultados obtenidos en casos de éxito donde se utilizaron componentes Machine Learning.

Tercero

Con el fin de mejorar la consideración que una óptima tecnología de Machine Learning incide en que la disuasión de fraudes pueda ser buena en la empresa Interbank, Lima 2021; se recomienda al Gerente General de Tiendas en Lima proponer la mejora de comunicación a los clientes para poder transmitirles que la institución se encuentra preparada para evitar fraudes mediante el uso de componentes Machine Learning.

Cuarto

Con el fin de mejorar la consideración que una óptima tecnología de Machine Learning incide en que la detección de fraudes pueda ser buena en la empresa Interbank, Lima 2021; se recomienda al Gerente General de Tiendas en Lima establecer alarmas que se ejecuten al detectarse un posible fraude financiero, apoyadas en un monitoreo basado en componentes de Machine Learning.

REFERENCIAS

- Ahmed, R., Asaduzzaman, S., Bhuiyan, T., Chakraborty, S., Islam, S., & Rehana, H. (2021). *Machine learning to reveal an astute risk predictive framework for Gynecologic Cancer and its impact on women psychology: Bangladeshi perspective*. BMC Bioinformatics, 22(1). https://doi.org/10.1186/s12859-021-04131-6
- Akturkoglu, S., Erbil, C., Ilhan, H., Ketenci, U., Kurt, T., & Onal, S. (2021). *A Time-Frequency Based Suspicious Activity Detection for Anti-Money Laundering*. IEEE Access, 9, 59957–59967. https://doi.org/10.1109/access.2021.3072114
- Aleksandar, S., Darjan, K., & Dušan, R. (2019). *The importance of the general system theory for the modern world.* Trendovi u Poslovanju, 7(2), 87-94.
- Alkhalili, M., Almasalha, F., & Qutqut, M. (2021). *Investigation of Applying Machine Learning for Watch-List Filtering in Anti-Money Laundering*. IEEE Access, 9, 18481–18496. https://doi.org/10.1109/access.2021.3052313
- Alpaydin, E. (2016). *Machine Learning: The New AI*. MIT Press Essential Knowledge Series.
- Alvarez, F. (2020). Machine Learning en la detección de fraudes de comercio electrónico aplicado a los servicios bancarios. Ciencia y Tecnología, 79–93. https://doi.org/10.18682/cyt.vi0.4310
- Alvarez, J., Badal, E., & Pavía, J. (2018). Combining Benford's Law and machine learning to detect money laundering. An actual Spanish court case. Forensic Science International, 282, 24–34. https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2017.11.008
- Arce, J., Da Costa, S., Pelissari, A., & Rojas, R. (2019). Configuração de algoritmos de aprendizado de máquina na modelagem florestal: um estudo de caso na modelagem da relação hipsométrica. Ciência Florestal, 29(4), 1501–1515. https://doi.org/10.5902/1980509828392
- Arriaga, M., Celedon, J., Hernández, J., & Morales, M. (2018). Revista de Investigaciones Sociales Regresión logística ordinal aplicada a la identificación de factores de riesgo para la violencia de pareja. Revista de Investigaciones Sociales, 4(12), 1–10.

- Ávila, H. (2006). *Introducción a la metodología de la investigación*. Juan Carlos Martínez Coll.
- Azis, N., Marzuki, M., & Nik, W. (2020). Fraud Prevention in Malaysia: Maqasid al-Shariah Perspective. Global Business & Management Research, 12(2), 104–116.
- Baena, G. (2017). Metodología de la investigación. Grupo Editorial Patria.
- Bauchy, M., Li, Y., Luo, X., Ouyang, B., Sant, G., Song, Y., Wang, Y., Wu, F., Yin, Z., & Yu, H. (2021). *Using machine learning to predict concrete's strength: learning from small datasets.* Engineering Research Express, 3(1), 015022.

 https://doi.org/10.1088/2631-8695/abe344
- Benabbou, F., Sadgali, I., & Sael, N. (2020). *Adaptive Model for Credit Card Fraud Detection*. International Journal of Interactive Mobile Technologies (iJIM), 14(03), 54–65. https://doi.org/10.3991/ijim.v14i03.11763
- Benites, E., & Cahuata, J. (2016). Sistema experto para la detección de operaciones sospechosas de lavado de activos en entidades financieras utilizando CommonKADS. (Tesis de grado). Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima Perú. Recuperada de: https://cybertesis.unmsm.edu.pe/handle/20.500.12672/4920.
- Bhatnagar, A., Bhatnagar, V., Kumar, L., & Sharma, S. (2021). *Role of Machine Learning in Sustainable Engineering: A Review.* IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 1099(1), 1–20. https://doi.org/10.1088/1757-899x/1099/1/012036
- Bonnin, R. (2017). *Machine Learning for Developers*. Van Haren Publishing.
- Bu, C., & Zhang, Z. (2020). Research on Overfitting Problem and Correction in Machine Learning. Journal of Physics: Conference Series, 1693, 012100. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1693/1/012100

- Bunga, I., & Rahadiyan, N. (2020). *The influence of internal control on fraud prevention (Case study at Bank BRI of Cimahi City)*. International Journal of Financial, Accounting, and Management, 2(3), 199–211. https://doi.org/10.35912/ijfam.v2i2.165
- Cabral, E. (2020). Reactiva Perú: SBS sancionó 17 veces a bancos en dos décadas.

 Ojo Público. https://ojo-publico.com/1935/reactiva-peru-sbs-sanciono-17-veces-bancos-en-dos-decadas
- Calderón, A., & Hurtado, H. (2019). Machine learning en la detección de enfermedades en plantas. TIA Tecnología, investigación y academia, 7(2), 55-61.
- Camacho, M., Rocha, J., & Segovia, M. (2021). *Money laundering and terrorism financing detection using neural networks and an abnormality indicator*.

 Expert Systems with Applications, 169, 114470. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114470
- Campo-Arias, A., & Oviedo, H. (2005). *Aproximación al uso del coeficiente alfa de Cronbach.* Revista Colombiana de Psiquiatría, 34(4), 572-580. Recuperado de: http://www.scielo.org.co/pdf/rcp/v34n4/v34n4a09.pdf
- Cano, D. (2011). Contra el fraude. Ediciones Granica, S.A.
- Carrillo, A. (2019). Sistema inteligente basado en Machine Learning para la detección de fraude de facturación de agua potable. (Tesis de grado). Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima Perú. Recuperada de: https://cybertesis.unmsm.edu.pe/handle/20.500.12672/11244
- Chen, S., Fang, J., Huang, X., & Liang, J. (2018). *Machine Learning-based Intelligent Formal Reasoning and Proving System*. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 322, 052016. https://doi.org/10.1088/1757-899x/322/5/052016
- Datta, A. (2021). 3 kinds of bias in AI models -- and how we can address them.

 InfoWorld.com.

 Recuperada

 de:

 https://go.gale.com/ps/i.do?p=PPIS&u=univcv&id=GALE|A652877175&v=2.

 1&it=r&sid=PPIS&asid=e2c78465

- De La Torre, M. (2018). Gestión del riesgo organizacional de fraude y el rol de Auditoría Interna. Contabilidad y Negocios, 13(25), 57–69. https://doi.org/10.18800/contabilidad.201801.004
- Dimitrijevic, D., Milovanovic, V., & Stancic, V. (2015). The Role of a Company's Internal Control System in Fraud Prevention. e-Finanse, 11(3), 34–44. https://doi.org/10.1515/fiqf-2016-0117
- Dornadula, V., & Geetha, S. (2019). *Credit Card Fraud Detection using Machine Learning Algorithms*. Procedia Computer Science, 165, 631–641. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.01.057
- Forero, L., Piñeros, Y., & Rodríguez, J. (2019). *Proposal of Architecture and Application of Machine Learning (MI) as A Strategy For The Reduction of University Desertion Levels Due to Academic Factors*. Ingeniería Solidaria, 15(29), 1–23. https://doi.org/10.16925/2357-6014.2019.03.06
- Galeano, A., & Vargas, Z. (2019). Modelos de aprendizaje automático aplicados a la detección de transacciones sospechosas de lavado de activos en entidades financieras: Una revisión sistemática de la literatura. (Tesis de grado). Universidad Peruana Unión, Lima Perú. Recuperada de: http://repositorio.upeu.edu.pe/handle/UPEU/2519
- Gee, S. (2014). Fraud and Fraud Detection: A Data Analytics Approach. John Wiley & Sons, Inc.
- Gervase, C., Kapondoro, L., Twum-Darko, M., & Lose, T. (2016). Strategic Human Resource Metrics: A Perspective of the General Systems Theory. Acta Universitatis Danubius: Oeconomica, 12(2), 5-24.
- Gutiérrez, H. (2016). Estrategias de muestreo, diseño de encuestas y estimación de parámetros. Ediciones de la U.
- Hernández, A., Indacochea, B., Moreno, L., Placencia, B., Quimis, A., & Ramos, M. (2018). *Metodología De La Investigación Científica*. 3Ciencias.
- Hoch, M., & Morelli, N. (2020). A Proposed Postural Control Theory Synthesizing Optimal Feedback Control Theory, Postural Motor Learning, and Cerebellar Supervision Learning. Perceptual and Motor Skills, 127(6), 1118–1133. https://doi.org/10.1177/0031512520930868

- Huamani, L. (2016). Design of an Statistical Systems for Classifying of Financial Fraud using Neural Networks. (Tesis de grado). Universidad Nacional de Ingeniería, Lima Perú. Recuperada de: http://acreditacion.uni.edu.pe/wp-content/uploads/2017/06/Design-of-an-Statistical-Systems-for-Classifying-of-Financial-Fraud-Using-Neural-Networks-.pdf
- Hurwitz, M. (2019). Focusing on Deterrence to Combat Financial Fraud and Protect Investors. Business Lawyer, 75(1), 1519. https://link.gale.com/apps/doc/A612929176/AONE?u=univcv&sid=AONE&xid=3a33cfb5
- Lavado, L. (2014). Un Algoritmo genético para la detección de fraude electrónico en tarjetas de débito en el Perú. Revista de Investigación de Sistemas e Informática, 10(1), 87-97. https://doi.org/10.15381/risi.v10i1.5717
- Luan, H., & Tsai, C. (2021). A Review of Using Machine Learning Approaches for Precision Education. Educational Technology & Society, 24 (1), 250–266.
- Nwanyanwu, L. (2018). Accountants' ethics and fraud control in nigeria: The emergence of a fraud control model. Journal of Accounting, Finance and Auditing Studies, 4(1), 130-150.
- Tarr, M. (2021). *A Short Overview of Control Theory*. SMT: Surface Mount Technology, 62-68.
- Tocancipa, A. (1976). *Teoría del control*. Boletín de Matemáticas, 10(01-06), 28-47.

 Recuperada de:

 https://revistas.unal.edu.co/index.php/bolma/article/view/34818
- Reyes, N., & Salas, J. (2016). Modelo propuesto para la detección de fraudes por parte de los auditores internos basado en las Normas Internacionales de Auditoría. Cuadernos de Contabilidad, 16(42), 579–623. https://doi.org/10.11144/javeriana.cc16-42.mpdf
- Rossi, E. (2012). Five tips to reduce the risk of internal fraud: keeping controls current. The CPA Journal, 82(10), 14-15. https://link.gale.com/apps/doc/A307078015/AONE?u=univcv&sid=AONE&xid=f8baa229

- Rousseau, D. (2015). *General Systems Theory: Its Present and Potential.* Systems Research and Behavioral Science, 32(5), 522–533. https://doi.org/10.1002/sres.2354
- Solíz, D. (2019). Cómo Hacer Un Perfil Proyecto De Investigación Científica. Palibrio.
- Sotillo, R. (2016). *Enfermero/a del SAS. Temario especifico. Vol. 1*. Ediciones Rodio S. Coop. And.
- Voican, O. (2021). Credit Card Fraud Detection using Deep Learning Techniques.

 Informatica Economica, 25(1), 70–85.

 https://doi.org/10.24818/issn14531305/25.1.2021.06

ANEXOS

Anexo 1: Matriz de Consistencia

TÍTULO: Machine Learning y su incidencia en el Control de Fraudes en la Empresa Interbank, Lima 2021.

AUTOR: PAUL RICHARD	VARILLAS IURKES					
PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS		VARIABLES E INDICAL	OORES	
Problema principal:	Objetivo principal:	Hipótesis principal:	Variable - 1: Mac	hine Learning		
¿De qué manera la	Determinar la incidencia de	La tecnología Machine				
tecnología Machine	la tecnología Machine	Learning incide	Dimensiones	Indicadores	Ítems	Niveles
Learning incide en el	Learning en el Control de	significativamente en el	Difficusiones	indicadores	items	Niveles
Control de Fraudes en la	Fraudes en la empresa	Control de Fraudes en la				
empresa Interbank, Lima	Interbank, Lima 2021.	empresa Interbank, Lima		Fuentes	1-2	
2021?		2021.	Preparación de			
			datos	Disponibilidad	3-4	
Problemas específicos:	Objetivos específicos:	Hipótesis específicas:	datoo			
PE1: ¿De qué manera la	OE1: Determinar la	HE1: La tecnología		Consistencia	5-6	
tecnología Machine	incidencia de la tecnología	Machine Learning incide		A 41:-:-	7.0	Óptimo
Learning incide en la	Machine Learning en la	significativamente en la		Análisis	7-8	Optimo
dimensión prevención del	dimensión prevención del	dimensión prevención del	Definición del	Aprendizaje	9-10	Medio
Control de Fraudes en la	Control de Fraudes en la	Control de Fraudes en la	modelo	Aprendizaje	3-10	Wedlo
empresa Interbank, Lima	empresa Interbank, Lima	empresa Interbank, Lima		Regularización	11-12	No óptimo
2021?	2021.	2021.				Νο οριιπο
				Experiencia	13-14	
PE2: ¿De qué manera la	OE2: Determinar la	HE2: La tecnología		·		
tecnología Machine	incidencia de la tecnología	Machine Learning incide	•	Validación	15-16	
Learning incide en la	Machine Learning en la	significativamente en la	resultados			
dimensión disuasión del	dimensión disuasión del	dimensión disuasión del		Retroalimentación	17-18	
PE2: ¿De qué manera la tecnología Machine Learning incide en la	OE2: Determinar la incidencia de la tecnología Machine Learning en la	HE2: La tecnología Machine Learning incide significativamente en la	Comprensión de resultados	Experiencia Validación	13-14 15-16	тчо орш

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES E INDICADORES			
Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima	Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima	Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima	Variable - 2: Con	trol de Fraudes		
2021? PE3: ¿De qué manera la	2021. OE3: Determinar la	2021. HE3: La tecnología	Dimensiones	Indicadores	Ítems	Niveles
tecnología Machine Learning incide en la	incidencia de la tecnología Machine Learning en la	Machine Learning incide significativamente en la		Controles	19-20	
dimensión detección del Control de Fraudes en la	dimensión detección del Control de Fraudes en la	dimensión detección del Control de Fraudes en la	Prevención	Políticas	21-22	
empresa Interbank, Lima 2021?	empresa Interbank, Lima 2021.	empresa Interbank, Lima 2021.		Capacitación	23-24	
				Sanciones	25-26	Bueno
			Disuasión	Difusión	27-28	Regular
				Vigilancia	29-30	Malo
				Herramientas	31-32	
			Detección	Alarmas	33-34	
				Procedimientos	35-36	

Metodología

TIPO Y DISEÑO	POBLACIÓN Y MUESTRA	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS	ESTADÍSTICA POR UTILIZAR
Tipo: Básico Diseño: No experimental Transversal correlacional-causal	Población: 1,125 colaboradores de la empresa Interbank Tamaño de muestra: 287 colaboradores de la empresa Interbank Muestreo: Probabilístico aleatorio	Técnicas: Encuesta Instrumento: Cuestionario	Descriptiva: Para el análisis descriptivo se emplearán histogramas y tablas de contingencia orientadas a un análisis bidimensional, además de la interpretación de resultados. Inferencial: Para el análisis inferencial se tendrá en cuenta el método paramétrico con un coeficiente de análisis de regresión logística ordinal, para así determinar el grado de causalidad existente entre las variables.

Anexo 2: Matriz de Operacionalización de Variables

TÍTULO: Machine Learning y su incidencia en el Control de Fraudes en la Empresa Interbank, Lima 2021.

Variables	Dimensiones	Indicadores	No.	Ítems (Preguntas)	Niveles	
Variable – 1: Machine Learning	Preparación de datos Para Ahmed (2020) es la limpieza, integración, selección y	Fuentes	1	¿Conoce las fuentes de datos para consultar información de clientes y sus transacciones?		
Alvarez (2020), indica que es una formación científica que se ocupa de los sistemas	transformación de la información. Permite convertir datos distorsionados e inconsistentes a un	rucines	2	¿Se realizan capacitaciones para el debido manejo de las fuentes de datos en el banco?		
inteligentes, donde se utilizan algoritmos que analizan datos a	formato adecuado para la predicción y aprendizaje.	Disponibilidad	3	¿Suele tener problemas para poder acceder a la información de clientes y sus transacciones?		
través de ejemplos o instrucciones estructuradas para		Бізропів	Бюропівіїааа	4	¿Considera que la información se encuentra siempre disponible durante su horario laboral?	Óptimo
predecir tendencias futuras y dando la capacidad de			5	¿Los datos de clientes y sus transacciones son lo suficientemente claros para su revisión?	Medio	
combinar datos adicionales para reevaluar los resultados.		Consistencia	Consistencia	6	¿Considera que la información no es suficiente o está incompleta para poder realizar correctamente su trabajo?	No óptimo
	Definición del modelo Para Alpydin (2016) es la definición de una plantilla de relación entre los		7	¿Considera que se debe emplear mejores métodos para el análisis de casos de fraudes?		
	datos de entrada y salida, que son procesados por uno o más algoritmos. Se trata de escoger el modelo correcto que sea capaz de aprender sobre un conjunto de problemas específicos.	Análisis	8	¿Está de acuerdo en implementar una tecnología que mejore el análisis y detección de casos de fraudes en las transacciones bancarias?		
		obre un conjunto de		¿Considera que suele ser compleja la curva de aprendizaje para analizar casos de fraudes?		

Variables	Dimensiones	Indicadores	No.	Ítems (Preguntas)	Niveles
	Comprensión de resultados Para Chen et al. (2018) es la fase donde se obtiene la Colección de Reglas, que son de leyes de razonamiento inteligente con capacidad de aprendizaje autónomo. También se analizan los resultados como reforzamiento a la Colección de Reglas para proporcionar conocimiento de autoaprendizaje.		10	¿Considera que puede transmitir el conocimiento adquirido al respecto hacia otros compañeros?	
		Regularización	11	¿Cree que la información de los clientes debe ser reestructurada para un mejor análisis?	
			12	¿Cuándo detecta un posible caso de fraude, usted necesita reestructurar o filtrar los datos del cliente y sus transacciones para su análisis?	
		Experiencia	13	¿Considera que posee la suficiente experiencia para poder hacer un debido control de fraudes?	
			14	¿Cree que en su equipo hace falta más personal con mayor experiencia en el control de transacciones fraudulentas?	
		Validación	15	¿Se realizan las validaciones adecuadas a todas las transacciones reportadas como fraudulentas?	
			16	¿Está de acuerdo con mejorar el tiempo de validación de las transacciones reportadas como fraudulentas?	
		Retroalimentación .	17	¿Los resultados de análisis a las transacciones reportadas son almacenadas y observadas para futuras evaluaciones?	
			18	¿Cree que se debe retroalimentar las reglas de evaluación de fraudes considerando los resultados de análisis anteriores?	

Variables	Dimensiones	Indicadores	No.	Ítems (Preguntas)	Niveles
Control de Fraudes De La Torre (2018), indica que es un proceso que busca reducir las posibilidades que ocurra o se generen las situaciones propias de un fraude,	Prevención Para Bunga y Rahadiyan (2020) indican que consiste en describir varios medios de control mediante la creación de políticas de procedimientos y de organización, técnicas de control e incluir la participación de los empleados. Disuasión Para Azis et al. (2020) mencionan que consiste en transmitir mensajes que impidan a alguien a cometer un crimen, a través del miedo al ser perseguido y/o atrapado. Crear una sensación de certeza de poder capturar y sancionar a los involucrados en un acto ilícito.	Controles	19	¿Considera usted que actualmente los controles establecidos para prevenir los fraudes en las transacciones bancarias son efectivos?	
			20	¿Los controles describen como evitar o actuar rápidamente cuando ocurre un fraude?	
		Políticas	21	¿Considera que las políticas propuestas para la prevención de fraudes están alienadas con los objetivos de la empresa?	
mediante la implementación de un sistema de control preventivo. A su vez			22	¿Cree que las políticas actuales incluyen a todos los colaboradores responsables?	Bueno
tener la capacidad de investigar y detectar el fraude cuando ya fue		Capacitación	23	¿Se realizan capacitaciones constantes a los colaboradores sobre la prevención de fraudes?	Regular
concebido.			24	¿Se siente comprometido con los controles de prevención de fraudes?	Malo
		Sanciones	25	¿Se realizan las sanciones pertinentes luego de determinar algún fraude bancario?	
			26	¿Considera que las sanciones tienen la severidad adecuada para disuadir futuros fraudes?	
		Difusión	27	¿Se comunican mensajes disuasorios contra el fraude que informen las consecuencias o sanciones que se pueden aplicar?	

Variables	Dimensiones	Indicadores	No.	Ítems (Preguntas)	Niveles
	Detección Para Cano (2011) consiste en la generación de alarmas pertinentes cuando se produzca una violación a los procedimientos o políticas establecidas, que indique que el patrimonio de la empresa puede ser afectado.		28	¿Considera que los mensajes de advertencia para disuadir fraudes bancarios se muestran por los medios adecuados a los clientes?	
		Vigilancia	29	¿Existen elementos de vigilancia constantes, como agentes de seguridad o monitoreo de cámaras, en su área de trabajo?	
			30	¿Considera que su entorno de trabajo le ofrece la seguridad para poder disuadir un intento de transacción fraudulenta?	
		Herramientas	31	¿Considera que posee las herramientas necesarias para poder realizar una adecuada detección de transacciones sospechosas?	
			32	¿Las herramientas de monitoreo son eficientes para la detección de fraudes?	
		Alarmas	33	¿Considera que, siguiendo los procedimientos actuales, se generan a tiempo las alertas al detectar una transacción fraudulenta?	
			34	¿Cree que todos los involucrados en la verificación de transacciones fraudulentas participan de manera inmediata cuando se genera una alerta?	

TÍTULO: Machine Learning y su incidencia en el Control de Fraudes en la Empresa Interbank, Lima 2021.

AUTOR: PAUL RICHARD VARILLAS TORRES

Variables	Dimensiones	Indicadores	No.	Ítems (Preguntas)	Niveles
		Procedimientos	35	¿Considera que tiene la capacidad de actuar debidamente al detectar un caso de fraude siguiendo los procedimientos establecidos por el banco?	
			36	¿Cree que los procedimientos actuales describen claramente que acciones tomar cuando se logra detectar un caso de fraude?	

Anexo 3: Instrumento de Recolección de Datos

Cuestionario para los colaboradores de la empresa Interbank

Fecha: [/ /]	Edad: [
Sexo: Femenino [] Masculino[]	
Ocupación: Gerente de Tienda [] Re	epresentante Financiero []
Grado de estudio: Primaria [] Secun	ndaria [] Superior Técnica [] Superior Universitaria [

Instrucciones: Marque con un aspa la respuesta que crea conveniente teniendo en consideración el puntaje que corresponda de acuerdo con el siguiente ejemplo: Totalmente en desacuerdo (1), En desacuerdo (2), Ni de acuerdo ni en desacuerdo (3), De acuerdo (4) y Totalmente de acuerdo (5).

NIo	Dragunta			Valoración							
No	Pregunta	1	2	3	4	5					
	Sobre Machine Learning										
1	¿Conoce las fuentes de datos para consultar información de clientes y sus transacciones?	Muy poco	Poco	Regular	Bastante	Demasiado					
2	¿Se realizan capacitaciones para el debido manejo de las fuentes de datos en el banco?	Muy raramente	Raramente	Ocasionalmente	Frecuentemente	Muy frecuentemente					
3	¿Suele tener problemas para poder acceder a la información de clientes y sus transacciones?	Muy raramente	Raramente	Ocasionalmente	Frecuentemente	Muy frecuentemente					
4	¿Considera que la información se encuentra siempre disponible durante su horario laboral?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo					
5	¿Los datos de clientes y sus transacciones son lo suficientemente claros para su revisión?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo					
6	¿Considera que la información no es suficiente o está incompleta para poder realizar correctamente su trabajo?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo					
7	¿Considera que se debe emplear mejores métodos para el análisis de casos de fraudes?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo					
8	¿Está de acuerdo en implementar una tecnología que mejore el análisis y detección de casos de fraudes en las transacciones bancarias?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo					
9	¿Considera que suele ser compleja la curva de aprendizaje para analizar casos de fraudes?	Muy poco	Poco	Regular	Bastante	Demasiado					
10	¿Considera que puede transmitir el conocimiento adquirido al respecto hacia otros compañeros?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo					
11	¿Cree que la información de los clientes debe ser reestructurada para un mejor análisis?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo					
12	¿Cuándo detecta un posible caso de fraude, usted necesita reestructurar o filtrar los datos del cliente y sus transacciones para su análisis?	Muy raramente	Raramente	Ocasionalmente	Frecuentemente	Muy frecuentemente					
13	¿Considera que posee la suficiente experiencia para poder hacer un debido control de fraudes?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo					

Nia	Descripto	Valoración								
No	Pregunta	1	2	3	4	5				
14	¿Cree que en su equipo hace falta más personal con mayor experiencia en el control de transacciones fraudulentas?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo				
15	¿Se realizan las validaciones adecuadas a todas las transacciones reportadas como fraudulentas?	Muy raramente	Raramente	Ocasionalmente	Frecuentemente	Muy frecuentemente				
16	¿Está de acuerdo con mejorar el tiempo de validación de las transacciones reportadas como fraudulentas?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo				
17	¿Los resultados de análisis a las transacciones reportadas son almacenadas y observadas para futuras evaluaciones?	Muy raramente	Raramente	Ocasionalmente	Frecuentemente	Muy frecuentemente				
18	¿Cree que se debe retroalimentar las reglas de evaluación de fraudes considerando los resultados de análisis anteriores?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo				
	Sobre Control de Fraudes									
19	¿Considera usted que actualmente los controles establecidos para prevenir los fraudes en las transacciones bancarias son efectivos?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo				
20	¿Los controles describen como evitar o actuar rápidamente cuando ocurre un fraude?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo				
21	¿Considera que las políticas propuestas para la prevención de fraudes están alienadas con los objetivos de la empresa?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo				
22	¿Cree que las políticas actuales incluyen a todos los colaboradores responsables?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo				
23	¿Se realizan capacitaciones constantes a los colaboradores sobre la prevención de fraudes?	Muy raramente	Raramente	Ocasionalmente	Frecuentemente	Muy frecuentemente				
24	¿Se siente comprometido con los controles de prevención de fraudes?	Muy poco	Poco	Regular	Bastante	Demasiado				
25	¿Se realizan las sanciones pertinentes luego de determinar algún fraude bancario?	Muy raramente	Raramente	Ocasionalmente	Frecuentemente	Muy frecuentemente				
26	¿Considera que las sanciones tienen la severidad adecuada para disuadir futuros fraudes?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo				
27	¿Se comunican mensajes disuasorios contra el fraude que informen las consecuencias o sanciones que se pueden aplicar?	Muy raramente	Raramente	Ocasionalmente	Frecuentemente	Muy frecuentemente				
28	¿Considera que los mensajes de advertencia para disuadir fraudes bancarios se muestran por los medios adecuados a los clientes?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo				
29	¿Existen elementos de vigilancia constantes, como agentes de seguridad o monitoreo de cámaras, en su área de trabajo?	Muy poco	Poco	Regular	Bastante	Demasiado				
30	¿Considera que su entorno de trabajo le ofrece la seguridad para poder disuadir un intento de transacción fraudulenta?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo				

NI-	December			Valoración		
No	Pregunta	1	2	3	4	5
31	¿Considera que posee las herramientas necesarias para poder realizar una adecuada detección de transacciones sospechosas?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo
32	¿Las herramientas de monitoreo son eficientes para la detección de fraudes?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo
33	¿Considera que, siguiendo los procedimientos actuales, se generan a tiempo las alertas al detectar una transacción fraudulenta?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo
34	¿Cree que todos los involucrados en la verificación de transacciones fraudulentas participan de manera inmediata cuando se genera una alerta?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo
35	¿Considera que tiene la capacidad de actuar debidamente al detectar un caso de fraude siguiendo los procedimientos establecidos por el banco?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo
36	¿Cree que los procedimientos actuales describen claramente que acciones tomar cuando se logra detectar un caso de fraude?	Totalmente en desacuerdo	En desacuerdo	Ni de acuerdo ni en desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo

¡Gracias por su tiempo!

Anexo 4: Certificado de Validación del Instrumento de Recolección de Datos Validación del Experto N°1

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO

VARIABLE: Machine Learning

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	idad¹	Pertin	encia ²	Relev	ancia ³	Sugerencias
	PREPARACIÓN DE DATOS	Si	No	Si	No	Si	No	
1	¿Conoce las fuentes de datos para consultar información de clientes y sus transacciones?	x		x		x		
2	$\xi {\rm Se}$ realizan capacitaciones para el debido manejo de las fuentes de datos en el banco?	×		×		×		
3	¿Suele tener problemas para poder acceder a la información de clientes y sus transacciones?	×		x		x		
4	¿Considera que la información se encuentra siempre disponible durante su horario laboral?	×		x		x		
5	¿Los datos de clientes y sus transacciones son lo suficientemente claros para su revisión?	×		x		x		
6	¿Considera que la información no es suficiente o está incompleta para poder realizar correctamente su trabajo?	×		x		×		
	DEFINICIÓN DEL MODELO	Si	No	Si	No	Si	No	
7	¿Considera que se deben emplear mejores métodos para el análisis de casos de fraudes?	×		x		x		
8	¿Está de acuerdo en implementar una tecnología que mejore el análisis y detección de casos de fraudes en las transacciones bancarias?	×		x		x		
9	¿Considera que suele ser compleja la curva de aprendizaje para analizar casos de fraudes?	×		x		x		
10	¿Considera que puede transmitir el conocimiento adquirido al respecto hacia otros compañeros?	×		×		x		
11	¿Cree que la información de los clientes debe ser reestructurada para un mejor análisis?	x		x		x		
12	¿Cuándo detecta un posible caso de fraude, usted necesita reestructurar o filtrar los datos del cliente y sus transacciones para su análisis?	x		x		x		
	COMPRENSIÓN DE RESULTADOS	Si	No	Si	No	Si	No	
13	¿Considera que posee la suficiente experiencia para poder hacer un debido control de fraudes?	х		x		x		
14	¿Cree que en su equipo hace falta más personal con mayor experiencia en el control de transacciones fraudulentas?	х		x		x		
15	¿Se realizan las validaciones adecuadas a todas las transacciones reportadas como fraudulentas?	x		x		x		
16	¿Está de acuerdo con mejorar el tiempo de validación de las transacciones reportadas como fraudulentas?	x		x		x		

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	Claridad ¹ Pertinencia ²		nencia ² Relevancia ³		ancia ³	Sugerencias
17	¿Los resultados de análisis a las transacciones reportadas son almacenadas y observadas para futuras evaluaciones?	x		х		х		
18	¿Cree que se debe retroalimentar las reglas de evaluación de fraudes considerando los resultados de análisis anteriores?	Х		x		х		

VARIABLE: Control de Fraudes

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	idad ¹	Pertin	encia ²	Relev	ancia ³	Sugerencias
	PREVENCIÓN	Si	No	Si	No	Si	No	
19	¿Considera usted que actualmente los controles establecidos para prevenir los fraudes en las transacciones bancarias son efectivos?	x		x		x		
20	¿Los controles describen como evitar o actuar rápidamente cuando ocurre un fraude?	x		x		x		
21	¿Considera que las políticas propuestas para la prevención de fraudes están alienadas con los objetivos de la empresa?	x		x		x		
22	¿Cree que las políticas actuales incluyen a todos los colaboradores responsables?	x		x		x		
23	¿Se realizan capacitaciones constantes a los colaboradores sobre la prevención de fraudes?	х		x		x		
24	¿Se siente comprometido con los controles de prevención de fraudes?	x		х		x		
	DISUASIÓN	Si	No	Si	No	Si	No	
25	¿Se realizan las sanciones pertinentes luego de determinar algún fraude bancario?	x		х		x		
26	$\ensuremath{\mathcal{L}}$ Considera que las sanciones tienen la severidad adecuada para disuadir futuros fraudes?	х		х		х		
27	¿Se comunican mensajes disuasorios contra el fraude que informen las consecuencias o sanciones que se pueden aplicar?	x		x		x		
28	¿Considera que los mensajes de advertencia para disuadir fraudes bancarios se muestran por los medios adecuados a los clientes?	x		х		x		
29	¿Existen elementos de vigilancia constantes, como agentes de seguridad o monitoreo de cámaras, en su área de trabajo?	x		x		x		
30	¿Considera que su entorno de trabajo le ofrece la seguridad para poder disuadir un intento de transacción fraudulenta?	х		х		x		
	DETECCIÓN	Si	No	Si	No	Si	No	
31	¿Considera que posee las herramientas necesarias para poder realizar una adecuada detección de transacciones sospechosas?	х		x		х		

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	Claridad ¹ P		Pertinencia ²		rancia ³	Sugerencias
32	¿Las herramientas de monitoreo son eficientes para la detección de fraudes?	Х		x		x		
33	¿Considera que, siguiendo los procedimientos actuales, se generan a tiempo las alertas al detectar una transacción fraudulenta?	×		x		x		
34	¿Cree que todos los involucrados en la verificación de transacciones fraudulentas participan de manera inmediata cuando se genera una alerta?	X		x		x		
35	¿Considera que tiene la capacidad de actuar debidamente al detectar un caso de fraude siguiendo los procedimientos establecidos por el banco?	×		x		x		
36	ξ Cree que los procedimientos actuales describen claramente que acciones tomar cuando se logra detectar un caso de fraude?	Х		x		x		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): Se precisa suficiencia en las preguntas con respecto al tema de investigación.

Opinión de aplicabilidad:	Aplicable [X]	Aplicable después de corregir []	No aplicable []	23 de mayo del 202
Apellidos y nombres del jue	z evaluador: Morales	s Gaspar, Paola Celinda	DNI:44198497	25 de mayo del 202

Especialista: Metodólogo [] Temático [X]

Grado: Maestro [X] Doctor []

Nota: Suficiencia, se dice suficiencia cuando los ítems planteados son suficientes para medir la dimensión

Firma del Experto Informante

¹ Claridad: Se entiende sin dificultad alguna el enunciado del ítem, es conciso, exacto y directo

² Pertinencia: Si el ítem pertenece a la dimensión.

³Relevancia: El ítem es apropiado para representar al componente o dimensión específica del constructo

Validación del Experto N°2

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO

VARIABLE: Machine Learning

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	ridad1	Pertin	encia ²	Relev	ancia ³	Sugerencias
	PREPARACIÓN DE DATOS	Si	No	Si	No	Si	No	
1	¿Conoce las fuentes de datos para consultar información de clientes y sus transacciones?	х		x		x		
2	$\ensuremath{\mathcal{LSe}}$ realizan capacitaciones para el debido manejo de las fuentes de datos en el banco?	Х		x		x		
3	¿Suele tener problemas para poder acceder a la información de clientes y sus transacciones?	Х		x		x		
4	¿Considera que la información se encuentra siempre disponible durante su horario laboral?	х		x		x		
5	ξLos datos de clientes y sus transacciones son lo suficientemente claros para su revisión?	х		x		x		
6	¿Considera que la información no es suficiente o está incompleta para poder realizar correctamente su trabajo?	х		x		х		
	DEFINICIÓN DEL MODELO	Si	No	Si	No	Si	No	
7	¿Considera que se deben emplear mejores métodos para el análisis de casos de fraudes?	х		x		x		
8	¿Está de acuerdo en implementar una tecnología que mejore el análisis y detección de casos de fraudes en las transacciones bancarias?	х		x		x		
9	¿Considera que suele ser compleja la curva de aprendizaje para analizar casos de fraudes?	х		x		х		
10	¿Considera que puede transmitir el conocimiento adquirido al respecto hacia otros compañeros?	х		x		x		
11	¿Cree que la información de los clientes debe ser reestructurada para un mejor análisis?	х		x		x		
12	¿Cuándo detecta un posible caso de fraude, usted necesita reestructurar o filtrar los datos del cliente y sus transacciones para su análisis?	х		x		x		
	COMPRENSIÓN DE RESULTADOS	Si	No	Si	No	Si	No	
13	¿Considera que posee la suficiente experiencia para poder hacer un debido control de fraudes?	х		х		х		
14	¿Cree que en su equipo hace falta más personal con mayor experiencia en el control de transacciones fraudulentas?	Х		x		х		
15	¿Se realizan las validaciones adecuadas a todas las transacciones reportadas como fraudulentas?	Х		x		x		
16	$\xi Está de acuerdo con mejorar el tiempo de validación de las transacciones reportadas como fraudulentas?$	Х		x		х		

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Claridad ¹ Pertinencia ²		tinencia ² Relevancia ³		ancia ³	Sugerencias	
17	¿Los resultados de análisis a las transacciones reportadas son almacenadas y observadas para futuras evaluaciones?	х		х		x		
18	¿Cree que se debe retroalimentar las reglas de evaluación de fraudes considerando los resultados de análisis anteriores?	Х		x		x		

VARIABLE: Control de Fraudes

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	idad ¹	Pertin	encia ²	Relev	ancia ³	Sugerencias
	PREVENCIÓN	Si	No	Si	No	Si	No	
19	¿Considera usted que actualmente los controles establecidos para prevenir los fraudes en las transacciones bancarias son efectivos?	x		x		x		
20	¿Los controles describen como evitar o actuar rápidamente cuando ocurre un fraude?	x		х		x		
21	¿Considera que las políticas propuestas para la prevención de fraudes están alienadas con los objetivos de la empresa?	x		x		x		
22	$\ensuremath{\mathcal{E}}$ Cree que las políticas actuales incluyen a todos los colaboradores responsables?	x		х		x		
23	¿Se realizan capacitaciones constantes a los colaboradores sobre la prevención de fraudes?	Х		х		х		
24	¿Se siente comprometido con los controles de prevención de fraudes?	x		х		x		
	DISUASIÓN	Si	No	Si	No	Si	No	
25	¿Se realizan las sanciones pertinentes luego de determinar algún fraude bancario?	x		x		x		
26	$\ensuremath{\mathcal{L}}$ Considera que las sanciones tienen la severidad adecuada para disuadir futuros fraudes?	x		x		x		
27	¿Se comunican mensajes disuasorios contra el fraude que informen las consecuencias o sanciones que se pueden aplicar?	x		x		x		
28	¿Considera que los mensajes de advertencia para disuadir fraudes bancarios se muestran por los medios adecuados a los clientes?	x		х		x		
29	¿Existen elementos de vigilancia constantes, como agentes de seguridad o monitoreo de cámaras, en su área de trabajo?	x		x		x		
30	¿Considera que su entorno de trabajo le ofrece la seguridad para poder disuadir un intento de transacción fraudulenta?	x		х		x		
	DETECCIÓN	Si	No	Si	No	Si	No	
31	¿Considera que posee las herramientas necesarias para poder realizar una adecuada detección de transacciones sospechosas?	х		х		х		

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	idad1	Pertin	encia ²	Relev	ancia ³	Sugerencias
32	¿Las herramientas de monitoreo son eficientes para la detección de fraudes?	Х		х		x		
33	¿Considera que, siguiendo los procedimientos actuales, se generan a tiempo las alertas al detectar una transacción fraudulenta?	X		x		×		
34	¿Cree que todos los involucrados en la verificación de transacciones fraudulentas participan de manera inmediata cuando se genera una alerta?	X		x		x		
35	¿Considera que tiene la capacidad de actuar debidamente al detectar un caso de fraude siguiendo los procedimientos establecidos por el banco?	Х		х		x		
36	¿Cree que los procedimientos actuales describen claramente que acciones tomar cuando se logra detectar un caso de fraude?	Х		x		x		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): Existe suficiencia para su aplicación.

Opinion de aplicabilidad:	Aplicable [X]	Aplicable despues de corregir []	No aplicable []	
				23 de mayo del 2021
Apellidos y nombres del jue	ez evaluador: Li Loo,	Francisco Fernando	DNI: 09957953	

Especialista: Metodólogo [] Temático [X]

Grado: Maestro [X] Doctor []

Nota: Suficiencia, se dice suficiencia cuando los ítems planteados son suficientes para medir la dimensión

¹ Claridad: Se entiende sin dificultad alguna el enunciado del ítem, es conciso, exacto y directo

² Pertinencia: Si el ítem pertenece a la dimensión.

³Relevancia: El ítem es apropiado para representar al componente o dimensión específica del constructo

Validación del Experto N°3

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO

VARIABLE: Machine Learning

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	idad ¹	Pertin	encia ²	Relev	ancia ³	Sugerencias
	PREPARACIÓN DE DATOS	Si	No	Si	No	Si	No	
1	¿Conoce las fuentes de datos para consultar información de clientes y sus transacciones?	x		x		X		
2	¿Se realizan capacitaciones para el debido manejo de las fuentes de datos en el banco?	x		х		x		
3	¿Suele tener problemas para poder acceder a la información de clientes y sus transacciones?	х		x		x		
4	¿Considera que la información se encuentra siempre disponible durante su horario laboral?	Х		х		х		
5	¿Los datos de clientes y sus transacciones son lo suficientemente claros para su revisión?	Х		х		х		
6	¿Considera que la información no es suficiente o está incompleta para poder realizar correctamente su trabajo?	Х		x		x		
	DEFINICIÓN DEL MODELO	Si	No	Si	No	Si	No	
7	¿Considera que se deben emplear mejores métodos para el análisis de casos de fraudes?	х		x		x		
8	¿Está de acuerdo en implementar una tecnología que mejore el análisis y detección de casos de fraudes en las transacciones bancarias?	х		х		x		
9	¿Considera que suele ser compleja la curva de aprendizaje para analizar casos de fraudes?	Х		х		x		
10	¿Considera que puede transmitir el conocimiento adquirido al respecto hacia otros compañeros?	Х		х		х		
11	¿Cree que la información de los clientes debe ser reestructurada para un mejor análisis?	Х		х		x		
12	¿Cuándo detecta un posible caso de fraude, usted necesita reestructurar o filtrar los datos del cliente y sus transacciones para su análisis?	х		х		х		
	COMPRENSIÓN DE RESULTADOS	Si	No	Si	No	Si	No	
13	¿Considera que posee la suficiente experiencia para poder hacer un debido control de fraudes?	х		×		×		Ment

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	idad ¹	Pertin	encia ²	Relev	vancia ³	Sugerencias
14	¿Cree que en su equipo hace falta más personal con mayor experiencia en el control de transacciones fraudulentas?	Х		x		x		<u>~</u>
15	¿Se realizan las validaciones adecuadas a todas las transacciones reportadas como fraudulentas?	Х		x		x		
16	¿Está de acuerdo con mejorar el tiempo de validación de las transacciones reportadas como fraudulentas?	Х		x		x		
17	¿Los resultados de análisis a las transacciones reportadas son almacenadas y observadas para futuras evaluaciones?	Х		x		x		
18	¿Cree que se debe retroalimentar las reglas de evaluación de fraudes considerando los resultados de análisis anteriores?	Х		х		x		

VARIABLE: Control de Fraudes

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	idad ¹	Pertin	encia ²	Relev	ancia ³	Sugerencias
	PREVENCIÓN	Si	No	Si	No	Si	No	
19	¿Considera usted que actualmente los controles establecidos para prevenir los fraudes en las transacciones bancarias son efectivos?	х		х		x		
20	¿Los controles describen como evitar o actuar rápidamente cuando ocurre un fraude?	x		х		x		
21	¿Considera que las políticas propuestas para la prevención de fraudes están alienadas con los objetivos de la empresa?	x		x		x		
22	¿Cree que las políticas actuales incluyen a todos los colaboradores responsables?	х		x		x		
23	¿Se realizan capacitaciones constantes a los colaboradores sobre la prevención de fraudes?	x		X		x		
24	¿Se siente comprometido con los controles de prevención de fraudes?	x		x		x		
	DISUASIÓN	Si	No	Si	No	Si	No	
25	¿Se realizan las sanciones pertinentes luego de determinar algún fraude bancario?	x		x		x		
26	¿Considera que las sanciones tienen la severidad adecuada para disuadir futuros fraudes?	х		х		x		2.1
27	¿Se comunican mensajes disuasorios contra el fraude que informen las consecuencias o sanciones que se pueden aplicar?	х		х		х		W. Sand

N.º	DIMENSIONES / Ítems	Clar	idad ¹	Pertin	encia ²	Relev	ancia ³	Sugerencias
28	¿Considera que los mensajes de advertencia para disuadir fraudes bancarios se muestran por los medios adecuados a los clientes?	x		X		X		
29	¿Existen elementos de vigilancia constantes, como agentes de seguridad o monitoreo de cámaras, en su área de trabajo?	x		X		X		
30	¿Considera que su entorno de trabajo le ofrece la seguridad para poder disuadir un intento de transacción fraudulenta?	х		x		x		
	DETECCIÓN	Si	No	Si	No	Si	No	
31	¿Considera que posee las herramientas necesarias para poder realizar una adecuada detección de transacciones sospechosas?	Х		х		x		
32	¿Las herramientas de monitoreo son eficientes para la detección de fraudes?	x		x		x		
33	¿Considera que, siguiendo los procedimientos actuales, se generan a tiempo las alertas al detectar una transacción fraudulenta?	x		x		x		
34	¿Cree que todos los involucrados en la verificación de transacciones fraudulentas participan de manera inmediata cuando se genera una alerta?	x		x		x		
35	¿Considera que tiene la capacidad de actuar debidamente al detectar un caso de fraude siguiendo los procedimientos establecidos por el banco?	х		х		х		
36	¿Cree que los procedimientos actuales describen claramente que acciones tomar cuando se logra detectar un caso de fraude?	Х		х		х		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): SUFICIENTE

Opinión de aplicabilidad:	Aplicable [X]	Aplicable después de corregion	r []	No aplicable []	29 de mayo del 2021
Apellidos y nombres del juez	evaluador: Joe	el Martin Visurraga Agüero	DNI: 1019	2315	29 de mayo del 2021

Especialista: Metodólogo [X] Temático [X]

Grado: Maestro [] Doctor [X]

Dr. Joel Martin Visurraga Agüero

¹ Claridad: Se entiende sin dificultad alguna el enunciado del ítem, es conciso, exacto y directo

² Pertinencia: Si el ítem pertenece a la dimensión.

³ Relevancia: El flem es apropiado para representar al componente o dimensión específica del constructo Nota: Suficiencia, se dice suficiencia cuando los flems planteados son suficientes para medir la dimensión

Anexo 5: Base de datos

									١	/ 1.	MA	CHIN	NE L	EARI	NING	}										V2	2. CC	TNC	ROL	DE	FRA	UDI	ES					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F] Prep	D1. ara dat	ció		е	D	2. V		Defin lodel		del	D3		Con resul	•		de	0)1. V	2. P	reve	nció	n	-	D2. \	/2. [Disua	asiór	1	l	D3. \	√2. [Detec	cciór	1
E		ő	ŀ	1	I2	2	I	3	I	4		15	I	6	I.	7	I	8	I	9	I	1	l:	2	Į.	3	Į	4	ŀ	5	I	6	I	7	I	8	19	Э
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
1	2	2	4	4	5	4	4	5	5	5	5	3	4	4	3	4	5	5	4	5	4	3	3	2	4	3	4	3	2	2	3	4	4	3	3	4	4	3
2	2	2	3	3	5	3	4	4	5	4	5	3	4	4	3	3	5	4	3	5	4	3	3	3	3	3	4	3	3	3	3	4	3	3	3	3	3	3
3	2	1	3	3	5	3	3	4	4	5	5	4	3	5	3	3	5	5	5	5	4	3	3	1	3	3	4	4	2	3	3	4	3	3	3	3	3	3
4	1	1	3	3	4	3	4	4	5	5	5	3	5	4	3	3	5	5	5	4	4	3	3	3	3	3	4	4	3	3	3	4	3	4	3	3	3	3
5	1	1	3	3	5	3	4	5	4	4	5	4	5	4	3	3	4	5	3	5	4	3	4	3	3	3	4	4	2	3	3	4	3	4	3	3	3	3
6	2	2	4	4	5	4	4	5	4	4	5	3	4	5	3	4	5	5	4	5	3	3	4	3	4	3	5	4	1	3	2	4	4	3	3	3	4	3
7	1	1	4	4	5	4	4	4	5	4	5	4	3	5	3	4	5	5	4	5	4	3	3	2	4	3	5	3	2	2	3	4	4	3	4	3	4	4
8	1	1	4	4	4	4	4	5	4	4	5	3	4	4	4	4	4	4	4	4	5	3	5	2	4	3	4	3	2	2	3	3	4	3	4	4	4	4
9	2	1	4	4	5	4	4	4	4	5	5	3	4	4	3	4	5	5	4	5	4	2	4	2	4	3	5	5	2	3	3	3	4	3	4	3	4	4
10	1	2	4	4	4	4	4	4	5	4	5	4	5	5	3	4	5	5	4	4	3	3	4	2	4	3	4	4	2	2	2	4	4	3	4	3	4	4
11	2	1	4	4	5	4	4	4	5	4	5	3	5	4	3	4	5	5	4	5	3	3	3	3	4	3	4	4	2	4	2	4	4	3	4	3	4	4
12	2	1	4	4	5	4	4	4	5	4	5	3	4	4	3	4	5	5	5	5	4	3	3	1	4	3	5	4	2	4	4	4	4	3	2	3	4	2
13	2	2	4	4	4	4	4	4	4	4	5	3	3	4	4	4	5	5	5	4	4	3	5	1	4	3	4	4	2	2	3	3	4	3	4	3	4	4
14	1	1	4	4	5	4	4	4	4	4	5	3	4	4	4	4	5	5	4	5	4	3	3	3	4	3	5	5	2	2	3	4	4	3	2	4	4	2
15	1	2	4	4	5	4	4	4	5	5	4	3	5	5	3	4	5	5	4	5	4	3	3	2	4	3	4	3	2	3	3	4	4	3	3	3	4	3
16	1	2	4	4	5	4	4	5	5	5	4	3	5	4	3	4	5	5	4	5	3	3	5	2	4	3	5	4	1	4	3	4	4	3	3	3	4	3
17	2	2	4	4	2	4	4	2	1	3	4	3	2	2	1	4	1	1	1	2	4	2	5	2	4	3	5	5	2	2	4	4	4	3	3	4	4	3
18	2	2	4	4	4	4	4	5	5	4	4	4	4	4	4	4	5	5	3	4	4	2	4	3	4	3	4	5	2	2	3	3	4	4	3	4	4	3
19	1	2	4	4	4	4	4	4	4	5	4	3	4	4	3	4	5	5	4	4	5	3	4	3	4	3	4	4	2	4	5	5	4	4	2	4	4	2
20	2	1	2	5	5	5	5	4	4	5	5	4	3	5	3	1	5	5	4	5	5	3	4	3	5	3	4	4	2	2	5	5	5	4	5	5	5	5
21	2	2	5	5	5	5	5	4	5	4	5	4	4	5	3	1	5	5	4	5	5	3	5	3	5	3	5	3	2	5	5	5	5	3	4	5	5	4

																							V2	2. CC	ITNC	ROL	DE	FRA	UDI	ES								
Encuesta	Sexo	Ocupación	F	rep	ara	cióı		9	D2	2. V				n del	D3			•		de	D	1. V	2. P	reve	nció	n	ı	D2. \	/2. C	Disua	asiór	1	ı	D3. \	/2. C	Detec	cción	ı
ш		ő	ľ	1	12	2	I;	3	Į.	4		15	I	6	- 13	7	li	8	ı	9	ŀ	1	l:	2	Į.	3	Į.	4	18	5	- 10	6	ľ	7	I	8	19	Э
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
22	1	2	2	2	5	2	2	4	5	4	2	4	3	4	3	2	4	4	5	5	3	3	5	1	4	3	5	5	1	2	4	4	4	2	3	3	2	3
23	1	2	3	3	5	3	3	5	5	5	3	4	5	5	3	3	5	4	3	5	4	3	5	2	3	3	4	5	2	3	5	5	3	3	4	4	3	4
24	1	2	4	4	5	4	4	4	4	4	4	4	5	5	3	4	4	4	5	5	5	3	5	3	4	3	5	4	1	3	5	5	4	4	2	3	4	2
25	2	2	3	3	4	3	4	4	5	5	3	3	4	4	4	3	4	5	5	4	4	3	4	3	3	3	5	4	2	3	3	4	3	3	5	4	3	5
26	1	2	2	5	5	5	5	4	4	5	5	4	4	4	3	5	4	5	3	5	5	3	4	2	5	3	5	5	2	2	3	3	5	3	3	4	5	3
27	2	2	4	4	5	4	4	4	4	5	4	4	5	4	4	4	5	5	3	5	3	3	3	2	4	3	4	5	2	4	4	4	4	4	5	3	4	5
28	1	2	5	1	4	5	5	5	5	4	1	3	4	5	4	5	5	5	3	4	5	3	4	2	5	3	5	3	2	5	3	3	5	4	2	4	5	2
29	1	2	4	4	4	4	4	5	4	4	4	4	4	5	3	4	4	5	5	4	3	2	5	1	4	3	4	4	2	2	4	4	4	3	3	4	4	3
30	1	2	4	4	5	4	4	4	4	5	4	4	4	5	3	4	5	5	4	5	3	2	3	1	4	3	4	3	2	3	5	5	4	3	4	4	4	4
31	2	2	3	3	5	3	4	5	4	4	3	3	5	5	3	3	5	4	4	5	2	2	3	1	3	1	1	1	1	3	3	3	3	3	1	2	3	2
32	2	2	3	3	5	3	4	5	5	4	3	4	5	4	4	3	4	4	4	5	4	3	5	1	3	3	4	3	2	3	5	5	3	3	5	3	3	5
33	1	2	3	3	5	3	4	4	5	5	3	3	4	5	3	3	5	5	4	5	3	3	5	3	3	3	4	5	2	3	5	5	3	4	4	4	3	4
34	1	2	1	5	4	5	5	5	4	5	5	4	4	4	4	1	4	5	5	4	3	2	4	2	5	2	4	2	2	1	2	2	5	4	2	3	5	2
35	2	2	3	3	5	3	4	5	5	5	3	3	5	5	4	3	5	5	5	5	4	3	3	2	3	3	5	3	2	3	3	3	3	4	3	4	3	3
36	1	2	3	3	2	3	4	3	1	3	3	2	2	2	1	3	1	1	1	2	4	2	4	1	3	3	4	3	2	3	2	4	3	3	3	5	3	3
37	2	2	5	2	4	5	5	5	5	4	2	4	5	5	4	5	5	4	4	4	3	3	3	3	5	3	5	3	2	5	3	3	5	3	3	3	5	3
38	2	2	3	3	5	3	4	4	4	5	3	3	4	4	3	3	5	4	1	5	3	3	5	1	3	3	4	4	2	3	3	3	3	4	3	3	3	3
39	1	2	4	4	4	4	4	5	5	4	4	3	5	4	3	4	5	5	4	4	3	2	3	1	4	3	5	5	2	3	5	5	4	3	4	4	4	4
40	2	2	4	4	4	4	4	5	4	4	4	3	3	4	3	4	4	5	4	4	4	3	4	2	4	3	4	4	2	4	3	3	4	4	5	5	4	5
41	1	2	2	5	5	5	5	4	4	5	5	3	5	4	3	1	5	5	3	5	5	3	4	2	5	3	5	4	2	2	5	5	5	3	3	3	5	3
42	2	2	3	3	4	3	4	5	4	4	3	4	5	4	3	3	4	4	2	4	3	3	4	2	3	3	5	4	2	3	3	3	3	3	5	4	3	5
43	1	2	5	5	5	5	5	5	4	5	5	4	3	4	3	5	5	4	3	5	4	3	3	2	5	3	5	3	3	5	5	5	5	3	4	4	5	4
44	1	2	4	4	4	4	4	5	4	4	4	3	3	4	4	4	4	4	3	4	5	3	5	2	4	3	5	3	2	3	5	5	4	4	3	4	4	3

									٧	/1.	MA	CHIN	IE L	EAR	NING	}										V2	2. CC	ITNC	ROL	DE	FRA	UDI	ΞS					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F] rep	D1. ara dat	ciói		9	D2	2. V		Defin lodel		del	D3		Con	•		de	С)1. V	'2. P	reve	nció	n	ſ	D2. \	/2. C	Disua	asiór	1	ſ	D3. \	/2. C	etec	cción	
ш		ő	ľ	1	12	2	I;	3	Į4	4		15	I	6	I.	7	I	8	ı	9	ŀ	1	I.	2	l	3	Į.	4	ŀ	5	10	6	ľ	7	18	3	19)
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
45	2	2	4	4	5	4	4	4	5	4	4	3	5	5	4	4	4	5	3	5	4	3	3	3	4	3	5	3	2	3	3	3	4	3	3	5	4	3
46	1	2	5	5	5	5	5	5	4	5	5	4	5	5	4	1	5	5	3	5	5	3	4	3	5	3	4	5	2	5	3	3	5	4	4	4	5	4
47	1	2	1	1	4	5	5	5	4	4	1	4	3	4	4	5	5	4	2	4	4	3	4	1	5	3	4	3	2	1	3	3	5	4	3	3	5	3
48	2	2	5	5	4	5	5	4	5	5	5	4	5	5	4	5	4	5	4	4	5	3	5	2	5	3	4	5	2	5	5	5	5	3	4	3	5	4
49	2	2	2	2	5	5	5	5	4	5	2	3	4	5	3	1	4	4	2	5	3	2	5	1	5	3	5	3	2	2	5	5	5	4	4	3	5	4
50	2	2	5	5	5	5	5	4	5	4	5	3	5	5	4	5	4	4	4	5	3	3	4	2	5	3	4	5	2	5	4	4	5	4	3	3	5	3
51	2	2	4	4	4	4	4	5	5	5	4	3	5	4	4	4	4	4	3	4	3	3	5	2	4	3	4	3	2	3	3	3	4	3	4	3	4	4
52	2	2	2	2	4	2	2	4	4	4	2	3	5	4	3	2	5	4	5	4	2	2	3	2	5	1	1	1	1	2	2	2	3	2	2	2	2	2
53	2	2	4	4	4	4	4	5	5	4	4	4	4	5	4	4	4	4	3	4	4	3	3	3	4	3	5	5	2	4	3	3	4	3	3	4	4	3
54	2	2	3	3	5	3	3	4	5	4	3	3	4	5	4	3	5	5	3	5	4	3	3	2	3	3	5	3	2	3	4	4	3	3	3	4	3	3
55	2	2	4	4	4	4	4	5	4	5	4	3	3	5	3	4	5	4	3	4	3	2	5	3	4	3	4	5	2	4	4	4	4	4	5	4	4	5
56	1	2	4	4	5	4	4	5	4	5	4	3	5	4	4	4	4	4	5	5	5	3	5	2	4	3	4	3	2	4	5	5	4	4	3	5	4	3
57	1	2	3	3	4	3	4	4	5	4	3	4	4	5	3	3	4	4	2	4	2	2	3	2	3	2	5	3	3	3	4	4	3	3	4	4	3	4
58	1	2	3	3	5	3	4	4	4	4	3	3	3	4	3	3	4	5	2	5	4	2	4	3	3	3	5	5	2	3	3	3	3	3	4	5	3	4
59	1	2	2	2	5	2	2	5	5	5	2	3	3	5	3	2	4	5	5	5	4	3	3	3	3	3	5	5	2	2	5	5	4	3	1	2	2	2
60	1	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	3	5	4	4	4	4	4	5	4	5	3	4	3	4	3	5	3	2	3	5	5	4	4	5	4	4	5
61	2	2	4	4	5	4	4	4	5	4	4	3	3	4	4	4	5	5	5	5	3	2	2	1	4	2	5	3	3	4	3	4	4	3	4	4	4	4
62	1	2	3	3	4	3	4	5	4	5	3	3	3	4	3	3	5	4	2	4	3	2	4	1	3	2	5	4	2	3	4	4	3	4	3	4	3	3
63	2	2	2	2	5	2	2	5	5	4	2	3	4	4	3	2	4	4	4	5	3	2	3	1	5	1	1	1	1	2	2	2	3	1	2	3	2	2
64	1	2	5	5	4	5	5	5	4	5	5	3	4	5	4	1	4	4	3	4	3	3	3	2	5	3	4	3	2	5	4	4	5	4	3	5	5	3
65	2	2	3	3	4	3	4	4	5	4	3	4	5	4	3	3	4	5	2	4	4	3	4	1	3	3	5	3	2	3	4	4	3	4	3	3	3	3
66	2	2	1	1	5	5	5	5	4	5	1	3	3	5	3	1	4	5	4	5	3	2	4	1	5	2	4	3	2	1	4	4	5	4	2	3	5	2
67	1	2	4	4	5	4	4	4	5	4	4	4	5	4	3	4	4	4	5	5	2	2	2	2	4	2	4	5	3	4	4	4	4	3	5	5	4	5

									\	/1.	MA	CHIN	IE L	EAR	NING	}										V2	2. CC	ITNC	ROL	DE	FRA	UDI	ES					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F		D1. ara dat	cióı		е	D	2. V		Defin nodel		del	D3		Con	•		de	С)1. V	'2. P	reve	nció	n	ſ	D2. \	/2. [Disua	asiór	1	ı	D3. \	√2. [Detec	cciór	1
ш		ő	ŀ	1	12	2	I;	3	I	4		15	I	6	ľ	7	I	8	I	9	ľ	1	I.	2	Į;	3	ļ	4	ŀ	5	10	6	T	7	I	8	19	9
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
68	1	2	5	5	5	5	5	5	4	4	5	3	4	5	4	5	5	4	5	5	3	2	4	2	5	2	5	4	3	5	5	5	5	3	3	5	5	3
69	2	2	4	4	5	4	4	5	4	4	4	3	3	4	4	4	4	5	3	5	4	3	3	2	4	3	3	4	3	4	2	2	4	4	5	4	4	5
70	2	2	1	1	5	1	1	4	1	4	1	4	3	4	1	1	1	1	1	5	4	3	5	3	1	3	4	4	2	1	5	5	1	3	4	4	1	4
71	2	2	1	1	5	1	1	4	1	4	1	3	4	4	1	1	1	1	1	5	4	2	4	2	1	2	5	3	2	1	5	5	4	3	4	3	1	4
72	2	2	1	1	4	1	1	5	1	5	1	3	3	5	1	1	1	1	1	4	4	3	4	2	1	1	1	1	1	1	3	3	1	3	2	3	1	2
73	2	2	1	1	5	1	1	4	4	5	1	4	5	4	4	1	4	4	1	5	3	2	2	2	1	1	1	1	1	1	3	3	3	3	3	5	1	3
74	1	2	1	1	5	1	1	4	5	4	1	3	4	5	3	1	5	5	1	5	2	2	2	1	1	2	4	4	2	1	3	3	4	3	2	2	1	3
75	1	2	1	1	5	1	1	4	1	5	1	3	4	5	1	1	5	4	1	5	4	3	5	1	1	3	5	3	2	1	5	5	1	4	4	4	1	4
76	2	2	1	1	5	1	1	4	1	5	1	3	4	4	1	1	1	1	1	5	4	2	4	2	1	1	1	1	1	1	3	3	3	4	2	5	1	2
77	2	2	1	1	4	1	1	5	1	5	1	4	4	4	1	1	5	5	1	4	4	2	3	2	1	2	5	4	2	1	5	5	1	3	2	5	1	2
78	1	2	1	1	5	1	1	5	5	4	1	4	4	5	4	1	5	5	4	5	3	2	4	2	1	1	1	1	1	1	3	3	4	4	1	3	1	2
79	2	2	1	1	5	1	1	4	5	5	1	3	5	5	3	1	5	4	1	5	4	2	4	2	1	1	1	1	1	1	3	3	1	3	2	5	1	2
80	1	2	1	1	4	1	1	5	4	5	1	3	4	5	4	1	5	5	1	4	3	2	3	3	1	2	5	5	2	1	5	5	1	4	2	4	1	2
81	2	2	1	1	5	1	1	4	4	5	1	3	4	5	4	1	4	5	1	5	3	3	3	2	1	3	5	3	2	1	4	4	4	4	2	4	1	2
82	2	2	1	1	5	1	1	5	4	5	1	3	4	5	4	1	4	4	5	5	3	3	5	2	1	3	4	4	2	1	5	5	4	4	2	4	1	2
83	2	2	1	1	4	1	1	5	1	4	1	3	4	5	1	1	1	1	1	4	3	2	4	2	1	2	5	4	2	1	3	3	4	4	2	5	1	2
84	1	2	1	1	5	1	1	5	1	5	1	3	3	5	1	1	4	5	1	5	4	2	5	1	1	1	1	1	1	1	4	4	4	3	1	3	1	2
85	1	2	1	1	4	1	1	5	1	4	1	3	4	4	1	1	1	1	1	4	4	3	5	2	1	3	5	4	2	1	5	5	4	4	2	4	1	2
86	2	2	1	1	4	1	1	4	1	5	1	3	4	4	1	1	1	1	1	4	4	3	3	3	1	3	5	4	2	1	5	5	3	3	1	4	1	2
87	2	2	1	1	4	1	1	4	5	4	1	4	5	4	4	1	5	5	1	4	4	3	4	2	1	3	4	4	2	1	3	3	4	3	2	5	1	2
88	1	2	3	3	4	3	4	5	4	5	3	4	4	5	4	3	5	5	3	4	3	2	5	1	3	2	5	5	2	3	5	5	3	4	2	5	3	2
89	1	2	3	3	5	3	4	5	5	4	3	4	4	4	3	3	4	4	5	5	3	3	3	2	3	3	4	3	2	3	5	5	3	3	2	4	3	2
90	2	2	5	5	5	5	5	5	5	4	5	3	4	5	3	1	5	4	3	5	3	2	3	2	5	2	4	5	2	5	3	3	5	3	2	3	5	2

									٧	′1. I	MA	CHIN	IE LI	EARI	VING	;										V2	2. CC	ITNC	ROL	DE	FRA	UDE	ES					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F] Prep	D1. ara dat	ció		Ф	D2	2. V		Defin odel		del	D3			nprer		de)1. V	′2. P	reve	nció	n	ı	D2. \	/2. C	Disua	asiór	1	•	D3. \	/2. [Detec	cciór	İ
山山		ဝိ	ŀ	1	12	2	ľ	3	4	4	I	5	ŀ	6	1	7	I	8	19	9	I	1	I.	2	I:	3	Į.	4	I:	5	10	6	ľ	7	18	8	Į9	9
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
91	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	4	3	3	1	2	3	4	5	2	2	3	3	5	3	2	5	2	2
92	2	2	2	2	5	2	2	5	5	5	2	4	3	4	4	2	5	4	5	5	3	2	4	2	2	2	4	5	2	2	3	3	4	4	2	3	2	2
93	2	2	2	2	5	2	2	5	5	5	2	4	3	5	3	2	4	4	5	5	4	3	3	3	4	3	4	3	2	2	4	4	2	3	1	4	2	2
94	2	2	2	2	5	2	2	4	5	4	2	4	4	5	4	2	4	4	4	5	4	3	4	2	2	3	5	4	2	2	3	3	2	3	2	3	2	2
95	2	2	2	2	5	2	2	5	5	4	2	3	3	4	3	2	5	4	3	5	4	2	4	3	2	2	4	5	2	2	4	4	2	3	2	3	2	2
96	1	2	2	2	4	2	2	5	5	5	2	3	3	4	3	2	4	5	4	4	3	2	5	2	2	2	4	3	2	2	5	5	2	4	1	3	2	2
97	1	2	2	2	4	2	2	5	4	4	2	4	3	4	4	2	5	5	4	4	4	2	3	1	2	2	5	4	2	2	3	3	2	4	2	5	2	2
98	1	2	2	2	5	2	2	5	4	5	2	3	5	4	4	2	5	4	5	5	3	3	3	1	5	3	5	4	2	2	3	3	2	3	1	5	2	2
99	2	2	2	2	4	2	2	5	4	5	2	3	4	4	3	2	5	4	4	4	3	3	5	1	2	3	4	5	2	2	4	4	2	3	1	4	2	2
100	1	2	2	2	5	2	2	5	5	5	2	4	4	5	4	2	4	4	3	5	3	3	4	2	2	3	4	4	2	2	3	3	2	3	1	5	2	2
101	1	2	2	2	4	2	2	4	5	4	2	4	5	4	4	2	5	5	4	4	3	2	3	3	2	2	5	4	2	2	5	5	4	4	2	4	2	2
102	2	2	2	2	5	2	2	5	5	4	2	4	4	4	3	2	4	5	5	5	4	3	4	2	3	3	4	3	2	2	2	2	4	4	2	4	2	2
103	1	2	2	2	4	2	2	4	4	5	2	3	5	5	4	2	5	4	5	4	4	2	4	1	2	2	4	3	3	2	4	4	3	4	2	5	2	2
104	1	2	2	2	5	2	2	4	4	4	2	4	4	5	4	2	5	5	5	5	4	2	5	1	2	2	4	3	3	2	5	5	2	3	1	5	2	2
105	1	2	2	2	4	2	2	5	5	5	2	3	4	4	3	2	5	5	3	4	4	3	3	2	2	3	5	5	2	2	5	5	4	4	2	5	2	2
106	2	2	2	2	4	2	2	4	5	5	2	4	3	4	3	2	4	5	3	4	4	2	4	3	2	1	1	1	1	2	3	3	3	4	1	3	2	2
107	1	2	2	2	5	2	2	4	5	5	2	4	4	4	3	2	5	5	4	5	3	3	4	3	2	3	4	4	2	2	4	4	2	3	1	4	2	2
108	2	2	2	2	5	2	2	5	4	5	2	3	3	5	3	2	4	5	3	5	3	3	4	1	3	3	4	5	2	2	4	4	2	4	1	3	2	2
109	1	2	2	2	5	2	2	4	4	4	2	3	3	5	4	2	5	4	3	5	3	2	5	2	5	2	5	3	2	2	3	3	4	3	1	3	2	2
110	1	2	2	2	5	2	2	4	4	5	2	3	3	4	3	2	4	5	4	5	4	3	5	1	2	3	4	4	2	2	4	4	2	4	1	3	2	2
111	1	2	2	2	5	2	2	4	4	5	2	3	4	4	4	2	4	4	4	5	4	2	4	2	4	2	4	5	2	2	5	5	3	3	1	4	2	2
112	2	2	2	2	4	2	2	5	5	5	2	3	4	5	3	2	4	4	4	4	4	3	3	1	2	1	1	1	1	2	4	4	2	3	1	5	2	2
113	1	2	2	2	4	2	2	4	5	4	2	3	3	4	4	2	5	4	4	4	3	3	3	2	2	3	5	5	2	2	5	5	2	4	1	3	2	2

									٧	/1.	MA	CHIN	NE LI	EARI	NING	}										V2	2. CC	ITAC	ROL	DE	FRA	UD	ES					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F	Prep	D1. bara dat	ció		ө	D2	2. V		Defin lodel		del	D3		Con	•		de)1. V	2. P	reve	nció	n	I	D2. \	/2. [Disua	asiór	1	ı	D3. \	/2. [etec	cción	
山山		ဝိ	ŀ	1	12	2	I;	3	Į,	4		15	I	6	1	7	I	8	ı	9	I	1	l:	2	I;	3]4	4	l	5	10	6	ľ	7	li	3	IS)
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
114	1	2	2	2	4	2	2	5	4	4	2	3	5	4	3	2	5	4	5	4	3	2	3	2	2	1	1	1	1	2	2	2	4	3	1	3	2	2
115	1	2	2	2	5	2	2	4	4	4	2	4	3	4	4	2	4	4	3	5	4	2	3	1	2	2	5	4	2	2	5	5	2	3	1	4	2	2
116	2	2	2	2	5	2	2	5	4	5	2	4	5	5	4	2	5	5	2	5	3	3	3	2	4	3	5	4	2	2	4	4	2	4	3	4	2	3
117	2	2	2	2	4	2	2	5	5	4	2	3	4	4	4	2	4	4	3	4	4	3	3	2	2	3	4	5	2	2	3	3	2	4	5	4	2	5
118	2	2	2	2	4	2	2	5	5	5	2	4	3	5	3	2	4	4	4	4	3	3	5	1	2	3	5	5	2	2	4	4	2	4	3	3	2	3
119	1	2	2	2	5	2	2	4	5	5	2	4	3	5	4	2	5	5	3	5	4	2	3	2	2	2	5	5	2	2	4	4	2	3	4	3	2	4
120	2	2	2	2	5	2	2	4	5	4	2	4	3	4	4	2	5	5	5	5	4	2	4	1	2	2	5	4	2	2	5	5	3	3	4	5	2	4
121	2	2	2	2	5	2	2	4	5	4	2	4	5	5	3	2	4	4	5	5	3	2	2	1	2	1	1	1	1	2	3	3	4	4	3	3	2	3
122	1	2	2	2	4	2	2	4	4	4	2	3	3	4	3	2	5	5	4	4	3	3	2	1	2	3	5	3	2	2	5	5	2	4	1	4	2	2
123	1	2	2	2	4	2	2	5	4	5	2	4	5	4	4	2	5	5	5	4	3	3	3	1	5	3	5	3	2	2	4	4	2	4	5	5	2	5
124	1	2	2	2	5	2	2	4	4	5	2	4	4	5	4	2	4	4	5	5	3	3	3	3	2	3	5	4	2	2	4	4	3	4	3	3	2	3
125	2	2	2	2	5	2	2	5	4	4	2	4	4	4	4	2	4	5	3	5	3	3	3	1	2	3	4	3	2	2	5	5	4	3	3	3	2	3
126	2	2	2	2	4	2	2	5	5	4	2	4	4	5	3	2	5	5	5	4	3	3	5	3	2	3	4	5	2	2	5	5	5	3	2	4	2	2
127	1	2	2	2	5	2	2	5	5	5	2	4	5	4	3	2	5	5	2	5	3	3	5	2	4	3	4	4	2	2	5	5	2	4	4	4	2	4
128	2	2	4	4	5	4	4	5	5	5	4	4	3	5	4	4	4	4	3	5	3	2	3	3	4	2	4	4	2	4	5	5	4	4	3	3	4	3
129	2	2	4	4	5	4	4	5	5	4	4	3	4	5	3	4	4	5	3	5	4	3	5	1	4	3	5	5	2	4	4	4	4	4	4	3	4	4
130	2	2	4	4	5	4	4	5	5	5	4	3	4	5	4	4	4	5	3	5	3	3	3	3	4	3	5	4	2	4	5	5	4	4	5	4	4	5
131	2	2	2	2	4	5	5	5	5	5	2	4	3	4	3	5	5	5	4	4	4	2	5	1	5	2	4	5	2	2	5	5	5	3	5	5	5	5
132	1	2	3	3	4	3	3	4	4	4	3	4	5	5	3	3	5	4	2	4	3	3	5	1	3	3	5	5	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3
133	2	2	3	3	5	3	4	5	5	5	3	3	3	4	3	3	4	4	5	5	1	2	3	1	3	2	4	4	2	3	5	5	3	3	2	4	3	2
134	2	2	3	3	4	3	3	4	4	5	3	4	4	5	3	3	4	5	2	4	3	2	2	1	3	1	1	1	1	3	2	2	3	3	3	3	3	3
135	2	2	4	4	5	4	4	5	4	4	4	4	5	5	4	4	5	5	4	5	4	3	4	1	4	3	5	4	2	4	5	5	4	3	3	4	4	3
136	2	2	3	3	4	3	4	4	5	4	3	3	4	5	4	3	5	5	4	4	3	3	3	2	3	3	5	5	2	3	5	5	3	4	4	5	3	4

									٧	/1.	MA	CHIN	NE LI	EARI	VING	;										V2	2. CC	ITAC	ROL	DE	FRA	UDI	ΞS					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F	l Prep	D1. bara dat	ció		æ	D2	2. V		Defin odel		del	D3		Con	•		de)1. V	2. P	reve	nció	n	[D2. \	/2. [Disua	asiór	1	I	D3. \	/2. C	etec	cción	
山山		ဝိ	1	1	12	2	I;	3	Į,	4		5	ŀ	6	1	7	I	8	I	9	I	1	l:	2	I:	3	Į4	4	I:	5	10	6	ľ	7	18	3	19	3
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
137	1	2	5	5	4	5	5	4	4	5	5	3	3	5	4	1	5	5	4	4	3	3	3	2	5	3	4	3	2	5	5	5	5	3	4	3	5	4
138	1	2	1	5	4	5	5	5	4	5	5	3	4	4	3	5	5	4	5	4	3	2	4	2	5	2	5	3	2	1	3	3	5	3	3	5	5	3
139	1	2	4	4	4	4	4	5	4	5	4	3	4	4	3	4	4	4	5	4	3	3	5	2	4	3	5	3	2	2	4	4	4	4	2	3	4	2
140	2	2	5	1	5	5	5	5	5	5	1	4	5	5	4	5	5	5	5	5	4	2	5	1	5	2	4	5	2	5	4	4	5	3	4	4	5	4
141	2	2	4	4	5	4	4	5	4	5	4	3	4	5	3	4	4	4	4	5	4	2	3	1	4	2	4	3	2	4	4	4	4	3	5	3	4	5
142	1	2	3	3	4	3	4	5	4	5	3	4	5	4	4	3	4	4	5	4	4	3	4	2	3	3	5	5	2	3	5	5	3	4	4	4	3	4
143	1	2	4	4	4	4	4	5	5	5	4	4	4	4	4	4	4	5	5	4	3	2	3	3	4	2	4	5	2	4	3	3	4	4	2	4	4	2
144	2	2	4	4	4	4	4	4	5	4	4	3	5	5	4	4	4	4	4	4	4	3	4	1	4	3	5	3	2	3	5	5	4	4	5	4	4	5
145	1	2	3	3	5	3	4	4	4	4	3	4	4	5	3	3	5	5	3	5	4	3	5	2	3	3	5	3	2	3	5	5	3	4	4	5	3	4
146	2	2	3	3	4	3	3	5	4	5	3	3	5	5	3	3	4	4	2	4	4	2	5	3	3	2	5	4	2	3	5	5	3	4	5	4	3	5
147	2	2	2	5	4	5	5	5	4	5	5	3	3	4	3	5	4	4	3	4	4	2	4	1	5	2	4	3	2	2	5	5	5	4	4	5	5	4
148	1	2	3	3	4	3	4	5	4	4	3	3	4	4	4	3	5	5	2	4	3	3	2	1	3	1	1	1	1	3	2	2	3	3	3	3	3	3
149	2	2	3	3	4	3	3	5	4	4	3	4	4	5	3	3	4	4	1	4	4	2	5	1	3	2	4	4	2	3	4	4	3	4	3	5	3	3
150	2	2	1	1	4	1	1	4	1	4	1	4	4	5	1	1	1	1	1	4	3	2	4	2	1	1	1	1	1	1	3	3	3	3	2	2	1	2
151	2	2	5	2	4	5	5	5	5	5	2	3	5	4	4	5	5	4	4	4	3	3	3	2	5	3	5	3	2	5	4	4	5	4	2	5	5	2
152	2	2	3	3	4	3	3	5	4	4	3	4	5	4	3	3	5	4	4	4	4	3	5	1	3	3	4	3	2	3	5	5	3	3	3	5	3	3
153	1	2	5	5	5	5	5	5	4	5	5	4	4	4	4	5	4	4	5	5	5	3	4	3	5	3	5	4	2	5	3	3	5	3	4	3	5	4
154	1	2	3	3	4	3	3	4	5	5	3	4	4	4	4	3	4	4	3	4	4	3	4	3	3	3	3	2	2	3	2	2	3	3	5	3	3	5
155	1	2	3	3	4	3	3	4	4	5	3	3	5	5	3	3	5	5	2	4	4	3	4	2	3	3	5	5	2	3	4	4	3	3	3	4	3	3
156	1	2	4	4	5	4	4	5	4	5	4	4	4	5	3	4	5	5	5	5	5	3	5	2	4	3	5	3	2	4	4	4	4	3	4	3	4	4
157	2	2	4	4	4	4	4	5	4	4	4	3	5	5	4	4	4	4	4	4	4	2	5	2	4	2	4	3	2	2	5	5	4	3	3	5	4	3
158	1	2	5	5	5	5	5	4	4	5	5	3	3	4	3	1	5	5	3	5	4	2	4	2	5	2	4	4	2	5	4	4	5	4	4	4	5	4
159	1	2	5	1	5	5	5	5	5	5	1	4	4	5	4	5	4	5	3	5	5	3	4	3	5	3	4	3	2	5	3	3	5	3	3	4	5	3

									\	/1.	MA	CHIN	NE L	EARI	NING	;										V2	2. CC	ITNC	ROL	DE	FRA	UDI	ES					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F	rep	D1. ara dat	ció		е	D	2. V		Defin nodel		n del	D3.		Com	•		de	D	01. V	2. P	reve	nció	n	ı	D2. \	/2. C	Disua	asiór	1	ı	D3. \	/2. C	Detec	cción	i
ш		ဝိ	11 12 10							4		15	I	6	17	7	li	8	I	9	l.	1	Į.	2	Į.	3	Į	4	Į.	5	I	6	ľ	7	18	3	19	9
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
160	2	2	5	5	4	5	5	5	4	4	5	4	5	5	4	5	4	4	4	4	5	3	5	3	5	3	5	3	2	5	4	4	5	4	3	4	5	3
161	2	2	4	4	5	4	4	4	4	4	4	4	5	5	3	4	4	4	5	5	3	2	5	3	4	2	5	5	2	4	4	4	4	4	5	5	4	5
162	2	2	4	4	4	4	4	5	4	5	4	3	3	4	3	4	4	4	3	4	3	2	4	2	4	2	5	4	2	4	3	3	4	4	5	3	4	5
163	2	2	4	4	4	4	4	5	4	4	4	3	5	5	4	4	4	5	5	4	3	2	5	3	4	2	5	5	2	4	5	5	4	4	3	4	4	3
164	2	2	3	3	4	3	3	4	5	4	3	4	5	4	3	3	5	4	2	4	3	3	3	3	3	3	5	4	2	3	5	5	3	3	5	5	3	5
165	1	2	5	5	5	5	5	4	5	5	5	3	5	5	4	5	4	5	5	5	5	2	5	3	5	2	5	4	2	5	3	3	5	3	3	5	5	3
166	1	2	5	2	4	5	5	5	4	5	2	4	3	4	3	1	5	5	5	4	3	3	3	1	5	3	4	5	2	5	4	4	5	3	3	5	5	3
167	1	2	4	4	5	4	4	5	5	5	4	3	5	4	3	4	5	4	3	5	4	2	3	3	4	2	5	4	2	3	3	3	4	3	5	3	4	5
168	2	2	5	5	5	5	5	5	4	4	5	4	3	5	3	5	4	5	4	5	5	3	5	2	5	3	5	5	2	5	3	3	5	3	4	5	5	4
169	1	2	4	4	4	4	4	4	4	5	4	4	3	4	3	4	5	5	4	4	3	3	4	2	4	3	4	3	2	4	5	5	4	3	4	3	4	4
170	1	2	5	1	5	5	5	4	5	4	1	4	5	4	4	5	4	5	5	5	5	3	4	3	5	3	2	3	2	5	2	2	5	3	4	4	5	4
171	2	2	3	3	4	3	3	5	5	5	3	4	3	4	3	3	5	4	2	4	3	2	4	2	3	2	4	5	2	3	4	4	3	4	3	5	3	3
172	2	2	3	3	5	3	4	5	5	5	3	4	3	4	3	3	5	5	5	5	4	3	3	3	3	3	4	5	2	3	4	4	3	4	3	5	3	3
173	1	2	4	4	4	4	4	4	5	4	4	3	3	5	4	4	5	5	3	4	4	3	5	1	4	3	5	3	2	4	5	5	4	3	3	5	4	3
174	1	2	3	3	4	3	3	5	5	5	3	4	3	5	3	3	4	5	5	4	4	3	5	2	3	3	5	5	2	3	4	4	3	3	4	5	3	4
175	2	2	3	3	4	3	3	5	4	5	3	3	5	4	4	3	5	5	2	4	3	3	5	1	3	3	5	3	2	3	3	3	3	4	3	4	3	3
176	2	2	4	4	5	4	4	4	4	5	4	3	5	4	3	4	5	4	5	5	4	2	4	3	4	2	5	3	2	4	3	3	4	3	3	5	4	3
177	1	2	4	4	4	4	4	4	4	5	4	4	3	5	3	4	4	5	3	4	4	2	4	1	4	2	5	4	2	4	5	5	4	3	4	3	4	4
178	1	2	5	5	4	5	5	5	5	5	5	3	4	4	3	5	5	5	3	4	2	2	2	1	5	2	4	5	2	5	5	5	5	4	4	4	5	4
179	1	2	4	4	5	4	4	4	5	5	4	4	4	5	3	4	4	4	3	5	3	2	5	3	4	2	4	5	2	2	5	5	4	3	4	4	4	4
180	2	2	5	2	4	5	5	4	4	5	2	4	3	4	3	5	5	5	3	4	5	3	5	1	5	3	5	3	2	5	4	4	5	4	4	3	5	4
181	1	2	3	3	5	3	3	5	4	5	3	3	5	5	3	3	5	5	3	5	3	3	4	3	3	3	5	3	2	3	5	5	3	4	3	3	3	3
182	1	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	3	5	4	3	4	4	5	3	4	4	2	3	1	4	2	4	3	2	4	5	5	4	4	5	4	4	5

									V	′1. I	MA	CHIN	IE LI	EARI	VING	ì										V2	2. CC	ITNC	ROL	DE	FRA	AUDI	≣S					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F	l Prep	D1. ara dat	ció		Ф	D2	2. V		Defin odel		del	D3			nprer		de		01. V	'2. P	reve	nció	n	ı	D2. \	/2. C	Disua	asiór	า	ı	D3. \	/2. [Detec	cción	l
山山		ဝိ	ŀ	1	12	2	I;	3	4	4	I	5	ŀ	6	1	7	I	8	19	9	I	1	l:	2	I;	3	Į.	4	I:	5	I	6	ľ	7	18	8	19	9
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
183	1	2	4	4	5	4	4	5	5	5	4	3	3	5	4	4	5	5	5	5	5	3	5	3	4	3	5	5	2	4	4	4	4	4	3	5	4	3
184	2	2	5	5	5	5	5	4	5	5	5	3	4	5	4	5	5	4	3	5	3	2	5	1	5	2	4	3	2	5	4	4	5	4	4	5	5	4
185	2	2	4	4	5	4	4	4	5	4	4	3	5	5	3	4	4	5	3	5	3	3	4	2	4	3	4	5	2	4	5	5	4	4	3	4	4	3
186	2	2	5	1	4	5	5	5	5	5	1	4	5	5	4	5	5	5	3	4	4	2	4	1	5	2	5	5	2	5	4	4	5	4	4	3	5	4
187	2	2	3	3	4	3	4	4	4	5	3	3	5	5	4	3	5	5	4	4	3	2	4	1	3	2	5	4	2	3	3	3	3	3	3	4	3	3
188	1	2	4	4	5	4	4	5	5	4	4	3	4	5	3	4	4	5	3	5	3	2	5	2	4	2	5	3	2	3	3	3	4	4	4	5	4	4
189	1	2	4	4	5	4	4	5	4	4	4	3	5	5	3	4	5	4	3	5	4	3	4	1	4	3	5	5	2	4	3	3	4	4	5	4	4	5
190	1	2	5	5	4	5	5	4	4	5	5	3	5	4	4	5	4	5	4	4	4	2	3	1	5	2	5	3	2	5	3	3	5	4	3	3	5	3
191	1	2	4	4	4	4	4	5	5	5	4	4	4	5	3	4	4	4	4	4	3	3	4	2	4	3	5	5	2	4	5	5	4	4	5	3	4	5
192	2	2	5	5	4	5	5	5	5	4	5	4	3	5	3	5	5	4	4	4	3	2	3	2	5	2	4	5	2	5	3	3	5	3	4	3	5	4
193	2	2	3	3	4	3	4	4	5	5	3	4	3	5	3	3	4	4	2	4	4	2	5	1	3	2	4	4	2	3	4	4	3	3	3	5	3	3
194	2	2	4	4	4	4	4	5	5	5	4	4	5	4	4	4	4	4	4	4	3	2	3	3	4	2	4	3	2	4	4	4	4	3	5	3	4	5
195	1	2	5	2	5	5	5	5	5	5	2	4	3	5	3	1	4	4	5	5	5	3	5	2	5	3	4	4	2	5	3	3	5	3	5	3	5	5
196	1	2	3	3	5	3	3	4	5	4	3	3	3	5	3	3	4	5	2	5	3	3	3	2	3	3	5	4	2	3	4	4	3	4	4	4	3	4
197	1	2	3	3	4	3	4	5	4	4	3	4	5	5	4	3	5	4	5	4	3	3	5	2	3	3	5	5	3	3	5	5	3	4	3	4	3	3
198	1	2	3	3	4	3	4	4	5	5	3	4	3	5	3	3	5	5	5	4	4	2	5	3	3	2	5	3	2	3	5	5	3	4	5	4	3	5
199	1	2	4	4	4	4	4	5	5	5	4	3	3	5	4	4	5	5	3	4	3	2	3	3	4	2	4	2	2	4	2	2	4	3	4	4	4	4
200	1	2	5	5	4	5	5	5	4	5	5	3	5	5	3	5	5	4	5	4	3	2	5	3	5	2	5	3	4	5	4	4	5	3	3	5	5	3
201	1	2	3	3	5	3	4	4	4	5	3	3	4	5	4	3	4	5	3	5	4	2	3	1	3	2	5	5	4	3	3	3	3	3	4	3	3	4
202	2	2	3	3	4	3	4	5	4	5	3	3	4	4	4	3	4	5	5	4	4	3	4	3	3	3	4	3	4	3	4	4	3	3	3	3	3	3
203	1	2	3	3	5	3	4	4	4	5	3	3	5	5	3	3	4	4	5	5	4	2	4	1	3	2	5	3	4	3	5	5	3	4	5	4	3	5
204	2	2	3	3	4	3	4	4	5	4	3	3	5	5	4	3	5	4	5	4	3	3	4	2	3	3	4	4	4	3	3	3	3	3	4	3	3	4
205	2	2	5	1	4	5	5	5	4	5	1	4	4	5	4	1	5	5	3	4	2	2	2	2	5	2	4	5	4	5	4	4	5	3	5	4	5	5

									٧	/1.	MA	CHIN	NE L	EAR	NING	;										V2	2. CC	ITNC	ROL	DE	FRA	UDI	ES					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F	l Prep	D1. ara dat	ció		Э	D2	2. V		Defin odel		del	D3		Con	•		de		1. V	2. P	reve	nció	n	ſ	D2. \	/2. [Disua	asiór	1	ſ	D3. \	/2. C	etec	cción	Ì
ш		ဝိ	ŀ	1	12	2	I;	3	Į4	4	ı	5	I	6	I.	7	li	8	ŀ	9	ľ	1	l:	2	l;	3	Į.	4	l	5	10	6	ľ	7	I	3	19	9
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
206	1	2	4	4	5	4	4	5	4	5	4	3	4	4	4	4	5	5	5	5	5	3	4	3	4	3	5	5	4	2	4	4	4	4	5	5	4	5
207	2	2	5	5	5	5	5	4	5	5	5	4	3	4	4	1	4	4	5	5	5	3	5	2	5	3	4	5	4	5	4	4	5	4	5	3	5	5
208	2	2	3	3	5	3	4	5	4	5	3	4	5	4	4	3	5	4	4	5	4	3	4	2	3	3	5	4	4	3	4	4	3	4	3	5	3	3
209	2	2	3	3	5	3	4	4	5	4	3	3	3	4	4	3	4	5	4	5	3	2	5	1	3	2	5	4	4	3	4	4	3	4	5	4	3	5
210	1	2	3	3	4	3	3	4	4	4	3	3	4	5	3	3	5	4	3	4	2	3	2	1	3	3	5	3	4	3	3	3	3	3	5	3	3	5
211	2	2	3	3	4	3	3	5	5	4	3	4	4	5	4	3	4	4	1	4	3	2	5	1	3	2	5	5	4	3	3	3	3	4	5	5	3	5
212	1	2	5	2	4	5	5	5	4	4	2	4	3	4	3	5	4	5	5	4	5	2	5	3	5	2	4	4	4	5	3	3	5	3	5	3	5	5
213	1	2	5	1	5	5	5	4	5	5	1	4	5	5	3	5	4	4	4	5	4	2	3	2	5	2	4	4	4	5	3	3	5	4	5	5	5	5
214	2	2	3	3	5	3	3	5	5	5	3	4	4	5	3	3	4	4	4	5	3	3	5	2	3	3	4	5	4	3	5	5	3	4	3	4	3	3
215	1	2	3	3	5	3	3	4	4	5	3	3	5	5	3	3	4	4	5	5	3	3	5	3	3	3	4	4	4	3	5	5	3	3	4	5	3	4
216	2	2	4	4	5	4	4	5	5	4	4	4	5	4	3	4	4	4	4	5	5	3	5	2	4	3	4	4	4	4	3	3	4	4	4	5	4	4
217	1	2	3	3	4	3	3	4	4	5	3	4	4	5	4	3	4	4	3	4	3	3	5	3	3	3	4	4	4	3	3	3	3	3	5	3	3	5
218	1	2	5	5	5	5	5	5	5	4	5	4	3	5	3	1	4	4	3	5	5	3	4	3	5	3	3	3	4	5	3	3	5	4	5	5	5	5
219	2	2	3	3	5	3	3	4	5	5	3	3	4	5	4	3	4	4	3	5	3	2	3	3	3	2	4	5	4	3	3	3	3	3	4	5	3	4
220	1	2	3	3	4	3	3	4	5	5	3	3	5	4	4	3	4	5	4	4	5	3	5	3	3	3	4	4	4	3	4	4	3	3	3	3	3	3
221	2	2	3	3	4	3	3	4	5	5	3	3	5	5	4	3	5	4	4	4	4	2	5	2	3	2	4	4	2	3	5	5	3	3	5	3	3	5
222	1	2	5	2	4	5	5	4	5	5	2	3	4	4	3	1	4	4	3	4	3	3	4	1	5	3	4	3	3	5	5	5	5	3	4	3	5	4
223	2	2	5	5	5	5	5	4	5	4	5	3	5	4	4	5	5	4	4	5	3	3	5	1	5	3	4	3	2	5	5	5	5	3	3	4	5	3
224	1	2	3	3	4	3	3	4	4	4	3	3	3	4	4	3	5	4	4	4	3	3	5	1	3	3	5	3	2	3	5	5	3	4	3	4	3	3
225	1	2	3	3	4	3	3	5	4	4	3	4	5	4	4	3	4	4	2	4	3	3	3	1	3	3	4	5	2	3	3	3	3	4	5	4	3	5
226	2	2	3	3	4	3	3	5	4	5	3	3	3	5	4	3	5	4	4	4	3	2	2	1	3	2	5	5	2	3	4	4	3	3	4	4	3	4
227	1	2	4	4	4	4	4	4	5	4	4	4	4	4	3	4	4	4	4	4	4	2	3	2	4	2	5	5	2	4	5	5	4	4	4	5	4	4
228	2	2	4	4	5	4	4	5	4	5	4	4	4	5	4	4	5	5	3	5	4	2	5	2	4	2	5	5	2	4	4	4	4	4	5	3	4	5

									٧	/1.	MA	CHIN	NE LI	EARI	NING	}										V2	2. CC	TNC	ROL	DE	FRA	AUDI	ΞS					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F] Prep	D1. ara dat	ció		е	D2	2. V		Defin nodel		del	D3			nprer		de	С	01. V	′2. P	reve	nció	n	ı	D2. \	√2. [Disua	asiór	า	ı	D3. \	/2. [Detec	cciór	l
ш		ဝ	ľ	1	12	2	I;	3	Į,	4		15	I	6	ľ	7	I	8	19	9	I.	1	I:	2	I;	3	Į.	4	I:	5	10	6	ľ	7	I	8	19	}
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
229	1	2	3	3	4	3	3	5	4	4	3	3	4	4	4	3	4	5	4	4	3	3	5	1	3	3	4	3	2	3	3	3	3	3	5	3	3	5
230	2	2	3	3	4	3	3	4	5	5	3	3	4	4	3	3	4	4	4	4	4	2	4	1	3	2	4	5	2	3	3	3	3	4	3	5	3	3
231	2	2	4	4	4	4	4	5	5	4	4	4	5	4	4	4	5	5	3	4	4	2	4	2	4	2	5	3	2	3	5	5	4	4	5	3	4	5
232	2	2	4	4	5	4	4	4	5	4	4	3	5	5	4	4	5	5	5	5	5	3	5	2	4	3	5	3	2	4	4	4	4	4	3	5	4	3
233	2	2	4	4	5	4	4	4	4	5	4	3	4	4	3	4	5	5	5	5	4	2	5	1	4	2	4	3	2	4	4	4	4	4	5	3	4	5
234	2	2	3	3	5	3	3	4	4	4	3	3	4	5	3	3	4	4	4	5	4	3	5	1	3	3	5	4	1	3	3	3	3	3	5	3	3	5
235	2	2	4	4	5	4	4	4	5	5	4	4	5	5	3	4	4	4	3	5	5	3	5	3	4	3	5	4	2	4	5	5	4	3	4	3	4	4
236	2	2	3	3	4	3	3	5	5	5	3	3	5	5	4	3	5	4	4	4	4	2	4	1	3	2	4	4	2	3	3	3	3	4	4	5	3	4
237	1	2	4	4	5	4	4	4	5	5	4	3	3	4	3	4	4	5	4	5	4	2	4	3	4	2	4	4	3	4	4	4	4	4	3	4	4	3
238	1	2	2	2	5	2	2	4	4	4	2	3	3	4	3	2	5	5	5	5	2	2	3	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	2	2	3
239	1	2	5	5	4	5	5	5	4	5	5	3	3	4	4	5	4	4	5	4	3	3	3	1	5	3	5	3	3	5	5	5	5	4	5	3	5	5
240	2	2	5	1	5	5	5	4	5	5	1	3	3	5	4	5	5	5	5	5	5	3	4	2	5	3	5	4	2	5	3	3	5	4	5	5	5	5
241	2	2	3	3	5	3	3	5	4	4	3	4	5	4	3	3	5	5	4	5	4	3	3	2	3	3	4	3	2	3	4	4	3	3	4	4	3	4
242	1	2	5	2	5	5	5	4	4	4	2	3	3	4	4	5	5	5	4	5	3	2	5	2	5	2	4	5	3	5	5	5	5	4	4	4	5	4
243	2	2	3	3	5	3	3	4	4	5	3	4	5	4	4	3	5	5	5	5	4	3	3	1	3	3	4	3	2	3	5	5	3	4	3	3	3	3
244	1	2	4	4	5	4	4	4	4	4	4	3	3	4	4	4	4	4	4	5	3	2	2	2	4	2	4	5	2	4	3	3	4	4	4	4	4	4
245	2	2	4	4	5	4	4	4	5	5	4	4	4	5	3	4	4	4	3	5	3	3	4	1	4	3	5	3	2	4	3	3	4	4	4	3	4	4
246	1	2	3	3	4	3	3	4	4	5	3	3	4	5	3	3	5	4	4	4	4	2	3	3	3	2	5	3	2	3	5	5	3	4	5	3	3	5
247	1	2	4	4	5	4	4	5	4	5	4	4	5	4	4	4	4	4	5	5	4	2	5	2	4	2	4	4	2	4	5	5	4	3	5	4	4	5
248	2	2	4	4	4	4	4	5	4	5	4	3	5	5	3	4	5	5	5	4	4	3	3	1	4	3	4	4	2	4	4	4	4	3	5	4	4	5
249	1	2	5	5	4	5	5	4	4	4	5	3	4	4	4	5	4	5	5	4	4	3	4	1	5	3	4	5	2	5	4	4	5	3	5	5	5	5
250	1	2	3	3	4	3	3	5	4	5	3	4	5	4	3	3	4	4	1	4	3	3	4	2	3	3	1	2	2	3	3	3	3	4	5	4	3	5
251	2	2	5	1	5	5	5	4	5	5	1	4	3	5	4	5	4	4	5	5	4	2	4	1	5	2	4	5	2	5	5	5	5	4	3	4	5	3

									٧	′1. I	MA	CHIN	IE LI	EARI	NING	;										V2	2. CC	TNC	ROL	DE	FRA	UDE	ΞS					
Encuesta	Sexo	Ocupación	F	Prep	D1. ara dat	ció		е	D2	2. V		Defin odel		del	D3			nprer		de	С	01. V	'2. P	reve	nció	n	ı	D2. \	/2. [Disua	asiór	1	I	D3. \	/2. [Detec	cción	l
山山		ဝိ	l.	1	12	2	I;	3	4	4	ı	5	I	6	I.	7	I	8	19	9	I	1	I:	2	I:	3	Į.	4	I:	5	10	6	I	7	I	8	19)
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
252	2	2	4	4	4	4	4	4	5	5	4	3	3	5	3	4	5	4	5	4	3	3	4	3	4	3	5	5	2	4	5	5	4	4	3	5	4	3
253	2	2	4	4	4	4	4	5	5	5	4	4	5	4	3	4	5	5	5	4	5	3	5	2	4	3	4	4	2	4	3	3	4	4	3	4	4	3
254	2	2	3	3	4	3	3	5	4	5	3	3	4	5	4	3	5	4	4	4	3	2	4	3	3	2	5	3	2	3	3	3	3	4	4	3	3	4
255	2	2	4	4	5	4	4	4	4	5	4	3	4	5	3	4	4	4	5	5	3	3	3	1	4	3	5	4	2	4	4	4	4	4	3	4	4	3
256	2	2	4	4	5	4	4	5	4	5	4	3	5	5	4	4	5	4	3	5	4	2	5	2	4	2	4	5	2	4	5	5	4	4	4	3	4	4
257	2	2	5	2	5	5	5	5	5	5	2	4	3	4	4	5	5	4	4	5	3	2	5	2	5	2	5	3	2	5	5	5	5	4	4	4	5	4
258	1	2	5	5	4	5	5	4	4	4	5	4	4	4	4	5	5	4	4	4	4	2	4	1	5	2	5	5	2	5	3	3	5	3	5	4	5	5
259	2	2	5	1	4	5	5	4	4	5	1	3	3	4	3	1	4	5	4	4	4	2	3	3	5	2	5	5	2	5	3	3	5	3	3	5	5	3
260	2	2	5	5	5	5	5	5	4	4	5	4	4	4	3	5	5	4	3	5	5	3	5	3	5	3	4	3	2	5	4	4	5	4	4	5	5	4
261	1	2	5	2	5	5	5	5	5	5	2	4	3	5	3	5	5	5	3	5	4	2	3	3	5	2	5	3	2	5	5	5	5	3	5	5	5	5
262	1	2	3	3	5	3	3	4	4	4	3	4	3	4	4	3	4	5	1	5	3	3	5	2	3	3	5	5	3	3	5	5	3	4	4	3	3	4
263	2	2	4	4	5	4	4	5	5	4	4	4	3	5	3	4	4	4	3	5	4	3	3	2	4	3	5	3	2	4	4	4	4	4	5	4	4	5
264	2	2	5	5	5	5	5	4	5	5	5	3	5	5	4	5	5	4	4	5	5	3	5	2	5	3	4	5	2	5	5	5	5	3	3	4	5	3
265	1	2	4	4	5	4	4	4	4	5	4	4	4	4	3	4	4	4	3	5	4	2	3	3	4	2	4	5	2	4	4	4	4	3	4	4	4	4
266	2	1	5	1	5	5	5	5	5	4	1	4	5	4	4	5	4	5	4	5	4	2	5	2	5	2	4	3	2	5	5	5	5	3	5	4	5	5
267	1	1	5	5	4	5	5	5	5	4	5	3	4	5	4	5	5	4	4	4	2	2	2	1	5	2	5	5	2	5	4	4	5	4	3	5	5	3
268	1	1	3	3	4	3	4	4	4	4	3	3	5	4	4	3	5	5	2	4	3	3	5	1	3	3	5	5	2	3	3	3	3	3	5	4	3	5
269	1	1	4	4	5	4	4	4	5	5	4	4	3	5	4	4	4	4	4	5	5	3	4	3	4	3	4	4	2	4	3	3	4	4	5	3	4	5
270	2	1	4	4	4	4	4	5	5	4	4	3	5	5	4	4	5	5	4	4	3	2	4	2	4	2	5	4	2	4	4	4	4	4	3	4	4	3
271	1	1	3	3	4	3	3	5	5	4	3	3	5	4	3	3	5	5	2	4	4	3	3	2	3	3	5	3	2	3	3	3	3	3	3	4	3	3
272	1	1	3	3	4	3	3	4	5	5	3	3	5	4	3	3	4	5	3	4	3	2	4	1	3	2	5	4	3	3	3	3	3	3	4	3	3	4
273	1	1	4	4	4	4	4	5	5	5	4	3	5	4	3	4	4	4	3	4	4	3	5	1	4	3	5	5	2	4	4	4	4	3	5	3	4	5
274	2	1	4	4	5	4	4	5	5	4	4	3	4	5	4	4	4	5	4	5	5	3	5	3	4	3	4	5	2	4	3	3	4	3	3	4	4	3

			1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 3 3 4 3 3 5 5 5 3 3 5 3 3 4 5 4 4 3 5 2 4 5 5 5 4 4 5 5 5 5 4 4 3 4 4 5 4 4 4 4 4 4 5 3 5 3																		V2	2. CC	TNC	ROL	DE	FRA	UDI	ΞS										
Encuesta	Sexo	Ocupación	F	rep	ara	ció		е	D	2. V				del	D3					de	С	01. V	'2. P	reve	nció	n	_	D2. \	۷2. [Disua	asiór	า		D3. \	/2. C	Detec	cciór	1
ш		ဝိ	ŀ	1	12	2	I	3	I	4		15	ı	6	ľ	7	ı	8	ı	9	I	1	L	2	I:	3	Į.	4	I	5	I	6	ı	7	I	8	19	9
			1	2	2 3 4 5 6					8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
275	1	1	3	3	4	3	3	5	5	5	3	3	3	5	3	3	4	5	4	4	3	2	5	1	3	2	4	4	2	3	4	4	3	3	3	5	3	3
276	1	1	5	2	4	5	5	5	4	5	2	3	3	5	4	5	5	5	4	4	3	3	4	1	5	3	5	5	2	5	3	3	5	3	5	4	5	5
277	2	1	4	4	5	4	4	4	5	5	4	4	4	4	3	4	4	5	3	5	3	2	5	3	4	2	5	5	2	4	3	3	4	4	4	3	4	4
278	2	1	5	5	2	5	5	1	2	2	5	3	2	2	3	5	4	2	1	2	3	2	4	2	5	2	4	3	2	5	5	5	5	3	5	4	5	5
279	1	1	3	3	4	3	3	4	5	4	3	3	4	5	3	3	4	5	4	4	3	3	3	1	3	3	4	3	2	3	4	4	3	4	5	3	3	5
280	2	1	4	4	5	4	4	5	4	5	4	4	5	5	3	4	4	4	5	5	4	3	5	1	4	3	5	5	2	4	5	5	4	3	4	5	4	4
281	2	1	4	4	4	4	4	5	4	5	4	4	3	4	3	4	5	5	5	4	4	2	3	1	4	2	4	3	3	4	4	4	4	4	4	3	4	4
282	1	1	5	1	5	5	5	5	4	4	1	3	3	4	4	5	4	5	3	5	3	2	3	2	5	2	5	3	2	5	3	3	5	3	5	3	5	5
283	2	1	5	5	5	5	5	5	5	4	5	3	4	4	4	5	5	5	4	5	3	3	4	2	5	3	5	4	1	5	3	3	5	3	4	5	5	4
284	1	1	5	5	5	5	5	5	5	5	5	4	4	5	3	5	5	4	5	5	1	2	2	3	5	2	4	5	2	5	4	4	5	3	5	5	5	5
285	1	1	3	3	5	3	3	5	5	5	3	3	3	4	4	3	4	5	4	5	3	2	4	1	3	2	4	3	3	3	3	3	3	3	5	3	3	5
286	1	1	5	2	4	5	5	5	4	4	2	4	5	4	3	5	4	5	5	4	5	3	3	3	5	3	4	4	2	5	3	3	5	3	5	4	5	5
287	1	1	3	3	5	3	3	5	5	4	3	4	5	5	4	3	4	4	3	5	4	2	5	2	3	2	4	4	2	3	3	3	3	3	5	5	3	5

Anexo 6: Autorización de la investigación



CARTA DE AUTORIZACIÓN DE INVESTIGACIÓN

DE : MENDOZA ROJAS, HUMBERTO

Jefe de Proyectos de Canales Presenciales

A : VARILLAS TORRES, PAUL RICHARD

Investigador

FECHA : 10-06-2021

La presente tiene como finalidad autorizar las acciones correspondientes al proyecto de investigación denominado "Machine Learning y su incidencia en el Control de Fraudes en la empresa Interbank, Lima 2021", solicitado por el Sr. Varillas Torres, Paul Richard identificado con DNI N° 47467457, que se desarrollará en nuestra empresa.

Así mismo, se reitera que el material brindado e la información recolectada por el Sr. Varillas será netamente con fines de estudio. De caso contrario, al ser usado con otros fines se incurría en una falta grave.

En tal sentido, como jefe de proyectos de los sistemas de información de los canales presenciales de la empresa Interbank, doy la autorización que se desarrollen los trabajos de investigación respectivos.

Sin otro particular, se agradece el tiempo y dedicación que demande el presente estudio, cuyos resultados nos beneficia como institución.

Atentamente.

Humberto Mendoza Rojas Jefe de Proyectos