



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

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

**Machine Learning en la mejora de la Gestión de Cobranza en la Empresa
Externa S.A.C., Lima 2022**

**TESIS PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE:
MAESTRO EN INGENIERÍA DE SISTEMAS CON MENCIÓN EN
TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN**

AUTOR:

Palomino Mendoza, Anthony Roberto (orcid.org/0000-0001-6631-3024)

ASESOR:

Dr. Visurraga Agüero, Joel Martin ([ordic.org/0000-0002-0024-668X](https://orcid.org/0000-0002-0024-668X))

CO-ASESOR:

Dr. Pereyra Acosta, Manuel Antonio (orcid.org/0000-0002-2593-5772)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistemas de Información y Comunicaciones

LÍNEA DE RESPONSABILIDAD SOCIAL UNIVERSITARIA:

Desarrollo económico, empleo y emprendimiento

LIMA – PERÚ

2023

Dedicatoria

A mi familia agradecerle por el apoyo incondicional, la dedicación que ha tenido conmigo en cada etapa de mi vida y por sus constantes consejos.

Agradecimiento

A mi familia, a Dios y en especial a mi sobrina, porque es el motivo y el motor para seguir siempre adelante.

A todas aquellas personas que creyeron en mí, que me apoyaron y alentaron en todo momento.

Índice de contenidos

	Página
Dedicatoria	i
Agradecimiento	ii
Índice de contenidos	iii
Índice de tablas	iv
Índice de gráficos y figuras	v
Resumen	vi
Abstract	vii
I. INTRODUCCIÓN	8
II. MARCO TEÓRICO	12
III. METODOLOGÍA	21
3.1. Tipo y diseño de investigación	21
3.2. Variables y operacionalización	22
3.3. Población (criterios de selección), muestra, muestreo, unidad de análisis	23
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos	24
3.5. Procedimientos	25
3.6. Método de análisis de datos	25
3.7. Aspectos éticos	26
IV. RESULTADOS	27
V. DISCUSIÓN	38
VI. CONCLUSIONES	44
VII. RECOMENDACIONES	45
REFERENCIAS	46
ANEXOS	59

Índice de tablas

	Pagina
Tabla 1 Población de Indicadores	23
Tabla 2 Ficha técnica del Instrumento	24
Tabla 3 Validación del Instrumento de recolección de datos	25
Tabla 4 Medidas descriptivas del indicador: Efectividad de los Asesores	27
Tabla 5 Medidas descriptivas del indicador: Productividad de los Asesores	28
Tabla 6 Medidas descriptivas del indicador: Rentabilidad por Asesores	30
Tabla 7 Prueba de normalidad del indicador Efectividad de los Asesores	32
Tabla 8 Prueba de normalidad del indicador Productividad de los Asesores	33
Tabla 9 Prueba de normalidad del indicador Rentabilidad por Asesores	34
Tabla 10 Prueba T- Student de la Efectividad de los Asesores	35
Tabla 11 Prueba T- Student de la Productividad de los Asesores	36
Tabla 12 Prueba T- Student de la Rentabilidad por Asesor	37

Índice de gráficos y figuras

	Pagina
Figura 1 Histograma de la medida de la Efectividad de los Asesores	27
Figura 2 Histograma de la medida de la Productividad de los Asesores	29
Figura 3 Histograma de la medida de la Rentabilidad por Asesor	30

Resumen

El trabajo de investigación llamado Maching Learning en la mejora en la gestión de cobranza en la empresa Externa S.A.C. – Lima 2022, en cual la empresa tiene una deficiencia que aquejan en el proceso operativo de la gestión de cobranzas, la poca eficiencia de sus planes y estrategias aplicados diariamente no se reflejan en sus resultados, el bajo nivel de facturación de sus carteras y descontrol de los indicadores por asesor, ven afectados la rentabilidad de la empresa. Ellos requieren realizar actividades de cálculos especializados, predicciones y simulación para sus operaciones y estrategias diarias que faciliten la toma de decisiones, se tuvo como objetivo general Determinar de qué manera Machine Learning mejora en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022.

La investigación fue aplicada y de tipo de diseño es experimental puro y el enfoque a realizar es cuantitativo, la población es de 66 asesores de la empresa gestión de cobranza y la muestra de probabilístico simple, además la recolección de datos fue la guía de observación.

Por lo tanto, los resultados fueron favorables por cada indicador y como resultados obtenidos y se concluye que el Machine Learning mejora significativamente la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022. Debido que los tres indicadores establecieron como una estructura fundamental en la gestión de cobranza, se evidencio los incrementos del asesor en un 33,24%, el 25,44% la productividad del asesor y finalmente el 56,21% en la rentabilidad por asesor

Palabras clave: Maching Learning, Gestión de Cobranza, Inteligencia Artificial

Abstract

The project of this research called Maching Learning in the improvement of collection management in the company Externa S.A.C. – Lima 2022, in which the company has a deficiency that afflicts in the operational process of collection management, the inefficiency of its plans and strategies applied daily are not reflected in its results, the low level of billing of its portfolios and lack of control of the indicators per adviser, the profitability of the company is affected. They require carrying out activities of specialized calculations, predictions and simulation for their daily operations and strategies that facilitate decision making, with the general objective of determining how Machine Learning improves Collection Management in the company Externa S.A.C., Lima 2022.

The research was applied and the type of design is pure experimental and the approach to be carried out is quantitative, the population is 66 advisors from the collection management company and the simple probabilistic sample, in addition the data collection was the observation guide.

Therefore, the results were favorable for each indicator and as results obtained and it is concluded that Machine Learning significantly improved Collection Management in the company Externa S.A.C., Lima 2022. Because the three indicators resulted as a fundamental structure in the collection management, the increases of the advisor were evidenced by 33.24%, 25.44% the productivity of the advisor and finally 56.21% in the profitability per advisor

Keywords: Maching Learning, Collection Management, Artificial Intelligence

I. INTRODUCCIÓN

Ahora gestión de cobranza es indispensable para una organización, en donde se debe realizar una eficiente labor para convertir las cuentas por cobrar a cuentas pagadas, el problema que aqueja la gestión de cobranza, genera problemas financieros que si no se soluciona puede producir en caso extremo la quiebra y/o bancarrota de la empresa. en ese sentido Morales et al. (2014), menciona que puede ocasionar más problemas de falta de liquidez en un gran atraso en el saldo de cuentas por cobrar.

En el ámbito internacional, en el consejo de ministros de España, según los datos proporcionado de los mismos se previó que la economía ha crecido en un 4.3% en el año 2022, que la evaluación de la economía ha mejorado debido a que los empresarios y empresas han realizado sus pagos puntuales en sus cobranzas. Según Del Monte (2022), en una entrevista con la vicepresidenta Nadia Calviño indico España ha mantenido un fuerte crecimiento con un extraordinario comportamiento de inversión y empleo además indico que en el año 2023 se proyecta en crecimiento de 2,7%.

A nivel nacional, Banco Central de la Reserva, se proyectó del año 2018 la morosidad llegue al nivel de 6,4%, por ello es recomendable considerar dentro de la estrategia de cobranzas las variables macroeconómicas y las previsiones del BCR, para realizar los ajustes necesarios dentro de las operaciones y la planificación de cobranzas. Según peruinforma (2017), comenta el economista y director comercial de AIS, José Manuel Aguirre, incrementar eficiencia en cobranzas es algo a lo que todas las empresas peruanas deben de apuntar.

En el ámbito local, las instituciones financieras confrontan desafíos en la gestión de la recaudación, en los últimos años las empresas financieras han luchado para ampliar sus operaciones de cobranza. por ello los bancos han luchado en ampliar rápidamente sus departamentos de cobranza. En tal sentido Garmaise et al. (2016),

en nuestro escenario empírico es un panel extenso de financiamiento al consumo en Perú. Primero, mostramos que los eventos crediticios negativos en el Perú, al igual que otros países, están asociados con restricciones de mediano plazo en el acceso al crédito.

Actualmente en la empresa Externa S.A.C., tiene problemas que aquejan en el proceso operativo de la gestión de cobranzas, la poca eficiencia de sus planes y estrategias aplicados diariamente no se reflejan en sus resultados, el bajo nivel de facturación de sus carteras y descontrol de los indicadores por asesor, ven afectados la rentabilidad de la empresa. Ellos requieren realizar actividades de cálculos especializados, predicciones y simulación para sus operaciones y estrategias diarias y decidirán ellos mismos. Actualmente, ellos no tienen una tecnología automatizada para atender su necesidad de información y en su rutina se invierte demasiado tiempo de los empleados de soporte en la construcción de la data requerida debido al alto volumen de información que manejan.

El problema general ¿De qué manera Machine Learning mejora en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022? Tenemos como problemas específicos (i) ¿De qué manera el Machine Learning mejora el indicador efectividad de los asesores en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022? (ii) ¿De qué manera el Machine Learning mejora el indicador productividad de los asesores en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022? y (iii) ¿De qué manera el Machine Learning mejora el indicador la rentabilidad por asesor en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022?

Los fundamentales pilares que justifica la presente investigación son, la justificación epistemológica, justificación teórica, justificación práctica y justificación metodológica. Se justifica epistemológicamente, se usó conceptos científicos y teorías válidos con el objetivo de establecer adecuadamente el problema de investigación; también se propuso el método científico, por lo cual nos permitió validar las hipótesis propuestas y tomando los criterios de razón y veracidad

científica, emitir un nuevo conocimiento de los resultados conseguidos en este trabajo.

Se justificó teóricamente, se generaron conocimientos que facilitaron el entendimiento de la tecnología Machine Learning para posteriores aplicaciones a futuro en las empresas micro, pequeña empresa (MYPE) y entidades públicas. Como justificación práctica, se indica en la investigación, que el Maching Learning es muy necesario para la mayoría de empresas con problemas críticos en la efectividad, productividad y la rentabilidad de sus trabajadores; en la presente investigación se busca demostrar que el Maching Learning mejora la Gestión de Cobranza de los indicadores previamente mencionados. La presente investigación metodológica, se inició con identificar el problema, además realizar un seguimiento de indagación de aquellas alternativas de solución, Aquel planeamiento con la hipótesis, se estableció las variables, luego de ello se estableció utilizar el método experimental, con un pre y post test en aquellas cambiantes, luego con dicha observación, obtuvieron soluciones recomendadas y finalmente las conclusiones partiendo por cada problema específico, que podrá servir de base para futuros estudios.

Se propuso como objetivo general: Determinar de qué manera Machine Learning mejora en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022. De lo consiguiente como objetivos específicos: (i) Determinar de qué manera Machine Learning mejora el indicador efectividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022 (ii) Determinar de qué manera Machine Learning mejora el indicador productividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022 (iii) Determinar de qué manera Machine Learning mejora el indicador rentabilidad por asesor en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C.

De igual manera, se realizó suposiciones sobre los resultados a obtener en dicha investigación. La hipótesis general: Machine Learning mejora significativamente la

Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022. Con respecto a las hipótesis específicas: (i) Machine Learning mejora significativamente el indicador efectividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022 (ii) Machine Learning mejora significativamente el indicador productividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022 (iii) Machine Learning mejora significativamente el indicador rentabilidad por asesor de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022. (Ver Anexo 1).

II. MARCO TEÓRICO.

Se obtuvo como antecedentes lo siguiente: como trabajos previos nacionales, tenemos a Rodríguez et al. (2017), en la investigación que se denomina “Desarrollo de la Aplicación informática está basada en el modelo Machine Learning donde mejorar la evaluación de préstamos crediticios”, realizado en la Universidad Privada del Norte, en Trujillo, Lima. Cuyo objetivo fue determinar mejoras en la calificación préstamos crediticios con aplicación herramientas tecnológicas con modelos de aprendizaje automático; utilizo la metodología cualitativa de diseño preexperimental, lo cual le permitió llegar a la siguiente conclusión: Se aumentó el porcentaje de los ingresos derivados en una lista de crédito en un 0.0006% lo que equivale a S/.699.323 más que la calificación crediticia vigente, el porcentaje de ingresos derivados de los préstamos crediticios. En segundo lugar, se disminuyó un periodo para admitir una lista de crédito en 2 días. Una aplicación informática necesita este tiempo promedio para evaluar eficiencia en una petición de una lista de crédito. Por último, Utilizando el machine Learning con un modelo de regresión logística se pudo incrementar correctamente la proporción de préstamos crediticios con una eficiencia del 87.17%.

Del mismo modo, Pacco (2015), en su investigación titulada “Análisis predictivo basado en redes neuronales no supervisadas aplicando algoritmo de k-medias y crisp-dm para pronóstico de riesgo de morosidad de los alumnos en la universidad peruana unión”, realizado en la Universidad Peruana Unión, en Lima, Perú. Cuyo objetivo fue diseñar, implementar los análisis predictivos basados redes neuronales supervisadas y aplicar algoritmos K-medidad y Crisp-dm para ayudar en gran medida a predecir el riesgo de morosidad en el que incurren los alumnos Universidad Peruana Unión, año 2015. Utilizo la metodología cualitativa de diseño pre-experimental, según la conclusión: Realizó un trabajo exploración con la herramienta inteligencia analítica, se pudo experimentar y captar la segmentación de clúster que facilita el trabajo en la fase de definición y diseño, por lo cual se lograron los objetivos propuestos con una integración precisa con cada herramienta

utilizada. Finalmente, pudimos identificar los clústeres similares a aquellos estudiantes de la Universidad Peruana Unión, recolectando información de acuerdo a nuestras necesidades predictivas.

Además, Gil et al. (2015), en su investigación titulada “Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales”, realizado en la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, en Lima, Perú. Cuyo objetivo fue diseñar e implementar un sistema de predicción de la demanda de productos farmacéuticos más eficiente, mediante el uso de la técnica de redes neuronales artificiales. Con el objetivo de obtener la menor tasa de error entre diferencia de su demanda real y su demanda estimada. Utilizó la metodología cualitativa de diseño pre-experimental Para ello conclusión: Red neuronal nos manifiesta el proceso de busca la mercancía farmacéutica. Las variables identificadas son cuantificadas utilizando información segura proporcionando por FARMOTC y con ayuda de expertos que trabajan en la empresa. además, se diseñó la arquitectura de una red neuronal eficaz en este título de investigación realizado por la empresa.

Según, Benites (2021), en su investigación titulada “Implementación de un sistema de pronóstico de ventas utilizando redes neuronales artificiales para la empresa cerámicos Lambayeque SAC”, realizado en la Universidad de Señor de Sipán, en Pimentel, Perú. Cuyo objetivo fue implementar un sistema informático utilizando redes neuronales artificiales para pronosticar las ventas en la empresa “Cerámicos Lambayeque SAC”, Utilizo la metodología cualitativa de diseño pre-experimental llego como resultado: Pudimos identificar un modelo de red neuronal aplicado a ventas futura previstas, por ello que pudimos desarrollar una herramienta informática que podía predecir las ventas.

Por último, Medrano (2016), en su investigación titulada “Modelo de minería de datos con Machine Learning para reconocimiento de patrones de síntomas y enfermedades respiratorias para las historias clínicas y realizar el diagnostico de pacientes en la ciudad Trujillo”, realizado en la Universidad Cesar Vallejo, en Trujillo,

Lima. Como resultado restablecer clasificación personal en la ciudad de Trujillo, el proceso del modelo de minería de datos con reconocimiento de patrones de síntomas y enfermedades respiratorias. Usa la metodología cualitativa de diseño pre-experimental la conclusión: ganar motivo principal en mejorar diagnóstico basado en indicios y señal. Finalmente, demostraron que aportamos la minería de datos en la institución relevante.

Por otro lado, en averiguaciones a nivel internacional, tenemos a Campos (2020), en su investigación titulada “Pronóstico del cumplimiento de pago de los clientes usando aprendizaje automático” realizado en la Universidad Nacional de Colombia, en Medellín, Colombia. Cuyo objetivo fue un prototipo diseñado para segmentar automáticamente la cartera de clientes para que se puede ejecutar semanalmente para desarrollar mejores estrategias de cobranza; usa la metodología cuantitativa de diseño no experimental. Llego resultado: Con la metodología más utilizada es superada en métricas en precisión de la regresión del área de logística, evaluando buenos resultados que concluye modelos alternativos que ofrecen mayor precisión y ajuste. Por ello, se desarrolló un modelo de clasificación con la metodología machine learning mejoro la métrica de exactitud y precisión.

Del mismo modo, se destaca a Mira (2020), en su investigación titulada “Diseño de una estrategia para la gestión de cobranza, a través de Big Data Analytics en empresas de venta por catálogo” realizado en la universidad de Medellín, Colombia. Cuyo objetivo fue la formulación de estrategia de gestión de cobranza mediante el análisis de big data en una empresa de distribución por catálogo; utilizo la metodología cualitativa de diseño no experimental, llego resultado: El instrumento más utilizado y empleado son modelos descriptivos, predictivos y prescriptivos para valorar el apoyo de la toma de decisiones que concierne a los riesgos con los deudores. Adicionalmente, Big Data Analytics aplico exitosamente sector financiero.

Igual modo, distingue a Mellado (2021), en su investigación titulada “Redes Neuronales para predicción de pago de deudas de clientes en una empresa de retail financiero”, realizado en la Universidad de Chile, Santiago Chile. Cuyo objetivo fue diseñar, implementar y proponer una aplicación de un modelo de pago predictivo a los prestatarios que tienen menos de 30 días de vencimiento y morosidad en las primeras dos semanas utilizando un algoritmo de clasificación impulsado por una red neuronal; utilizo la metodología cuantitativa de diseño no experimental, llego dicha conclusión: Ejecutar el Machine Learning aumento mayor volumen en las gestiones que esto implica que la organización en el servicio de cobro. Sin embargo, el trabajo se brindó nuevos resultados en la empresa de cobranza. Con ello es rescatable la altitud mostrada con los indicios o procesos del proyecto presentado.

De igual manera, se realizó a Moreno (2020), en su investigación titula “Modelo Matemático para cobranza selectiva usando técnicas de aprendizaje automático”, realizado en la Universidad EAFIT, en Medellín, Colombia. Resulto un modelo de Maching Learning que puede identificar clientes con un historial de pago de 15 días o más; utilizo la metodología cualitativa de diseño no experimental, llego a la conclusión: Con el Machine Learning permitió reconocer a aquellos usuarios con la utilidad del índice de cálculo: 93% de precisión, 89% de Recall, 91% de F1 Score, 94% de Roc y 97% de Accuracy. Además, se desarrolló esa contraseña que agrega con las bases de traslado, liquidación y administración, además se representa un comportamiento de los indicadores realizados.

Finalmente, lo que indica Villamil (2013), en su investigación titula “Modelo predictivo neuronal para la evaluación del riesgo crediticio”, realizado en la Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia. Cuyo objetivo fue definir, diseñar, elaborar y presentar un modelo para la evaluación del riesgo crediticio utilizando técnicas estadísticas, probabilísticas y econométricas apoyadas en modelos de redes neuronales, utilizo la metodología cuantitativa de diseño no experimental, Como resultado: Hay muchas técnicas, herramientas y métodos que los humanos ha desarrollo su intelecto en una manera que hace el cerebro. Por

último, el estilo de computación Red de inteligencia Artificial se puede usar indistintamente para resolver el problema de procesos de grandes cantidades de información.

Sobre las bases teóricas que se presenta en esta investigación tenemos la teoría general de sistema. Según Tamayo (2015), Analizar un problema sin perder de vista el marco global del mismo problema, teniendo una cuenta explícitamente todas las variables que intervienen y las relaciones que existen entre ellas, con el fin de llegar a la mejor solución posible al problema a abordar. Además, Cathalifaud et al. (2016), En ese momento, las formulaciones de la física convencional no eran suficientes para tratar los sistemas biológicos como sistemas abiertos, y no podían tener en cuenta de las leyes. Por consiguiente, Polsky (2007), nos menciona se propone que la teoría general de sistema es como herramienta de aproximación a la realidad, cualquiera que esta sea. Las propiedades del sistema establecen que los elementos individuales no pueden explicarse de manera significativa. De la misma forma, Jalal et al. (2017), se refiere como el estudio de sistemas en general desde una perspectiva interdisciplinaria. por ello, Peralta (2016), se refiere en la teoría general de sistema, explica esto podría basarse en otras disciplinas. Su tarea era mostrar la relación entre un enfoque sistemático y su función en términos de resultados, procesos y fines. Por ello. Parente et al. (2019), nos refiere que se integre en las soluciones de los problemas que aqueja la empresa, Además. Laslo et al. (1997), por consiguiente, en la teoría general de sistema indica que un indicio para las soluciones de las cantidades problemas que se tiene actualmente. Conscientemente, Coronado (2001), nos indica, que la teoría general de sistema brinda la solución en las diversos problemas abiertos y cerrados. Finalmente. Chamorro et al. (2021), nos indica que con el machine learning a través del algoritmo Ensemble Bagged Trees, se aplicó los datos de satisfacción con el desempeño en el entorno virtual de los docentes.

En relación a la teoría de economía digital crédito y cobranza, Según Nilsson (2021), Confirma que la gestión de cobranza incluye los créditos que las empresas otorgan a sus clientes al vender bienes o servicios. Sin embargo, se deben desarrollar

medios consistentes y apropiados para administrar las colecciones de manera eficiente y oportuna. De la misma forma, Zhu (2021), nos detalla que la gestión de cobro es el proceso mediante el cual se habilita el reconocimiento de pagos por comprar, prestaciones de servicios y la cancelación de la deuda. Por consiguiente, Polyakova et al. (2019), nos menciona que el cobro de deudas se entiende como el negocio de administrar el cobro de créditos que representan pagos por la compra de bienes o servicios prestados. Además, la buena gestión de una cuenta por cobrar es importante dentro de la empresa ya que implica garantizar la liquidez y permite perseguir el nivel de rentabilidad esperado, Según Anthopoulos, (2005), nos indica que la gestión de cobro de deudas es un proceso formal de algún documento para que realice el pago correspondiente. Finalmente, Molina (2014), menciona que el crédito es un periodo específico entre la entrega de los bienes al cliente y el pago del producto, independientemente de la duración de este periodo y los medios y formas de pago acordados.

Sobre las definiciones de la variable independiente Machine Learning, Según Litsey (2017) nos indica que el aprendizaje automático y empresas obtiene habilidades para seguir pronosticando los cambios en su negocio, para que puedan predecir la mejora y lo que sucederá a continuación. Además, Mccue (2015), realizó que el aprendizaje automático permite un procesamiento muy rápido de una gran cantidad de imágenes, lo que admite datos necesarios en un determinado tiempo. De la misma forma. Gambao et al. (2022), es la creación de sistemas capaces de autoaprendizaje es una particular de la informática y la inteligencia artificial. Adicionalmente, González (2021), la inteligencia artificial se crea un sistema de aprendizaje automático. Por ello, Montiel (2019), indica de un factor intelecto dentro de la inteligencia artificial donde los ordenadores aplican técnicas de aprendizaje estadístico. Además, Ravelo et al. (2015), se obtiene un aprendizaje automático para obtener objetivos en las computadoras que sirve un procedimiento de la información. Por consiguiente. Castillo et al (2016), se utilizará los medios informáticos para desarrollar los códigos de manera explícita. Además, Gallego et al. (2022), es fundamental para medir la medición del software por parte del

aprendizaje automático que nos brinda una inteligencia artificial. Finalmente, Pedrero et al. (2021), es un desarrollo de algoritmos para separar información de datos.

Se define la variable dependiente Gestión de Cobranza, que de acuerdo a Barchfield (2016), es un conjunto de procesos e instrumentos desarrollados para optimizar al máximo el cobro de las cuentas por cobrar. Esto concuerda con la manifestado por Aaker (2001), Estos factores permiten una cobranza eficiente de la deuda, pero señala que el análisis de estos factores es necesario para mejorar la gestión. Por su parte Ackoff (1981), se define como administración recaudatoria como un conjunto de acciones realizadas de manera coordinada y aplicadas a los contribuyentes en tiempo de forma para lograr el cobro de los pagos en incumplimiento, de una forma más detallada Argyris (1991), señala que la gestión de cobranza del gobierno busca aplicar medidas con el propósito de incrementar los impuestos municipales, logrando con ello el cumplimiento de los pagos a las diferentes funciones. Por ende, Bason (2018), que el único propósito del cobro efectivo de los pagos y para seguir con un proceso desde la planificación hasta la ejecución. Por ello, Vinueza et al (2012), es un manejo de la capital del trabajo, es un tema actual y de discusión de la administración pública. Además, Díaz (2019). Es un proceso organizacional, administrativo que obtiene el propósito de evaluar el pago de los deudores. Por ello, Reis de Oliveira et al (2012), nos menciona que es un proceso para realizar el pago de un producto o servicio o anulación de un pago. Finalmente, Mogollón (2021), la gestión de cobranza toma como referencia la eficiencia y el proceso deficiente que ocasiona riesgos internos.

La variable Gestión de Cobranza será evaluada de la siguiente manera: efectividad de los asesores, productividad de los asesores y rentabilidad de los asesores, los mismos que presentamos a continuación.

En relación al indicador efectividad de los asesores, Mejía (2020), es entregar los resultados programados de manera oportuna y al costo más razonable. Significa

hacer exactamente lo correcto sin perder tiempo ni dinero. Además, Chieh-Peng (2011), Se propuso un modelo que concluye que la efectividad del equipo esta influenciado por el intercambio de conocimientos y el compromiso del equipo. De la misma forma Mars (2019), nos menciona que significa que las tareas realizadas de manera eficiente y eficaz. De la misma manera Tohidi (2011), son las metas/resultados de la relación en condiciones reales. Asimismo, Bosques et al. (2013), Se requiere efectividad en los estudios del rendimiento que sugiere que los fabricantes podrán obtener productos antes que lleguen al mercado. Por ello, Hanshatch (2019), según la definición de Drucker Peter es que la efectividad tiene que ver con lo que se hace y como se hace. Además, Rojas et al. (2017), se obtiene los objetivos planteados que son muy trascendentes y de alcance. Por ello, Barbarroja et al. (2020), la efectividad es incorporar el aprendizaje activo de los costos y reducir el tiempo. Finalmente, Fernández (1991), se incentiva tener la eficacia y eficiencia o la combinación de ambos y es de apoyo para la diversidad de los riesgos.

En relación del indicador productividad de los asesores, Cequea et al. (2014), este proceso de análisis de indicadores, aplicado a organizaciones, permitirá establecer estrategias adecuadas que pueden hacerlas más competitivas e innovadoras. De la misma forma Fontalvo et al. (2018), Aquella comparación entre el total que produce y los bienes planteados para obtener cierto nivel de producción. Además, Baltodano et al. (2017), hace referencia a realizar una actividad de una mejora manera “Hacerlo mejor “, ya que influye en los márgenes que se obtengan, por la operatividad propia del negocio. Asimismo, Meller (2019), la productividad es la eficiencia del uso de insumos en un proceso de producción de bienes obtenidos utilizando un conjunto particular de factores de producción. Por ello, Allen et al. (2019), La productividad representa que tan bien se utilizan los recursos de una organización para producir sus productos. Por la tanto, Zeli et al. (2009), la productividad es una medida de los recursos ahorrados, riqueza y utilidad. Por consiguiente, Martínez (2008), la productividad es el crecimiento económico de los países y naciones. Además, la intensidad del trabajo, eficiencia, eficacia y la

producción. Efectivamente, Vertakova et al (2020), es aumentar el nivel de desarrollo socioeconómico e innovación del crecimiento y transacción de la economía social. Finalmente, Medina (2010), es una utilidad del factor de la producción que genera bienes y servicios en los países.

En relación del indicador de la rentabilidad por asesor, Gutiérrez et al. (2016), se refiere a la ganancia obtenida de una inversión. Asimismo, Floros et al. (2016), nos comenta que administrar cuentas por pagar con más días de pago, más liquidez dentro de la empresa y por lo tanto es más rentable, mientras que se administra cuenta por cobrar con menos días conduce a una rentabilidad aún mayor. Además, Ghosh et al. (2015), nos indica que es el resultado de las acciones de gestión de cobranza, las medidas de rentabilidad muestran el impacto de la liquidez y reflejan ganancias en la empresa. Adicionalmente, Flores et al. (2013), nos refiere que la rentabilidad se refiere a la ganancia o beneficio que se obtiene de los recursos o dinero invertido. Adicionalmente, Goddard et al. (2005), nos menciona la rentabilidad es un beneficio y la mejorar de la equidad, pero hoy, la globalización económica exige que las empresas sean eficientes, eficaces y de largo plazo. También, Aguirre et al. (2020), que la rentabilidad es uno de los indicadores financieros más relevante, si no el más importante para medir el éxito de una empresa. Por consiguiente, Al – Harbi (2018), la rentabilidad es una política considerando las ganancias en aumento para tener un impacto en los bancos, mercado y en la capitalización, Por ello, Slede et al. (2014), se entiende que es menos costoso y más efectivo. Finalmente, Caiza et al. (2019), nos menciona que es una toma de decisiones de la inversión y que este presenta un crecimiento.

III. METODOLOGÍA

3.1. Tipo y diseño de investigación

Tipo de investigación

Relación lo ejecutado, investigación aplicada, Para Guest et al. (2013), puede generar nuevos conocimientos, contribuir a la teoría y, a menudo, la práctica y su finalidad principal es recopilar y mejorar la comprensión real. Mediante los procesos y herramientas prácticas para compilar y tramitar la información se realizará de forma exigente e íntegra durante su desarrollo. Además, en el consejo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación Tecnológica (2018), determinó aquel estudio se aplicará las características tecnológicas, metodológicas, protocolos y utilizando conocimiento científico para satisfacer necesidades específicas reconocidas.

Diseño de investigación

Se realizó la investigación experimental tipo puro. Según Hernández et al. (2014), el diseño experimental puro se refiere al estudio de una o más variables independientes que han sido manipuladas deliberadamente para analizar los efectos sobre una o más variables dependientes controladas. Del mismo modo, nos hemos ocupado de los grupos de comparación y la equivalencia entre ellos. Aquí hay un diagrama del diseño que se usa:

Esquema:

RG: 01 → X → 02

RG: Pre – Test → Machine Learning → Pos - Test

Leyenda:

R = Asignación aleatoria

G = Grupo Experimental

X = Tratamiento

01 – 02 = Medición Pre-test / Pos-test gestión de cobranza

3.2. Variables y Operacionalización

Variable Independiente Machine Learning

La variable analizada actual estudio del aprendizaje automático, la variable es de tipo cuantitativa discreta. Para Bar (2000), los datos se pueden obtener mediante procedimiento de conteo o registro. Además, se puede tomar únicamente un número de finitos de valores

Definición Conceptual de la variable Maching Learning

Nos menciona Bagnato (2020), Es una parte de la inteligencia artificial que intenta resolver programas de computadora, para aprender automáticamente de la experiencia sin necesidad de que los humanos proporcionen reglas o códigos para lograr sus objetivos.

Variable dependiente Gestión de Cobranza

La variable del estudio Gestión de Cobranza, variable cuantitativa discreta Según Ricon (2017), un grupo entero es completamente potencial de opiniones de principio de cifras limitadas, si son limitadas, además se contará individualmente unido por grupo. Además, se puede tomar únicamente números finitos.

Definición Conceptual de la variable Gestión de Cobranza

Nos menciona Ortega et al. (2010), la gestión de cobranza está constituida por un préstamo a una empresa o una persona a quien la empresa vende bienes o presta sus servicios mediante el cobro.

Definición Operacional de la variable Gestión de Cobranza

Por consiguiente, gestión de cobranza, ha tomado a cuenta por tres indicadores: 1) efectividad de los asesores de la Gestión de Cobranza, 2) productividad de los asesores de la Gestión de Cobranza y 3) rentabilidad por asesor de la Gestión de Cobranza (Ver Anexo 2).

3.3. Población, muestra y muestreo

3.3.1. Población

Los habitantes la presente exploración conforman con 66 observaciones por cada indicador. Según Behar (2008), indica que una población es comprendida, como el total de elementos que tienen propiedades similares cuando se utilizan como unidad de población.

Tabla 1

Población de Indicadores

Población	Cantidad	Indicador
Observaciones	66	efectividad de los asesores
Observaciones	66	productividad de los asesores
Observaciones	66	rentabilidad por asesor

Nota. Elaboración propia

3.3.2. Muestreo

El análisis empleó una muestra probabilística aleatoria simple, según Salinas (2004), nos permite asegurar que las personas enteramente de integrar de habitantes tienen la misma probabilidad como parte del modelo y cada uno de ellos obtiene opción de ser seleccionado.

3.3.3. Unidad de Análisis

Es la formación de las observaciones realizadas por el investigador en la Población establecida, Según Arias (2020), la unidad de análisis se representa en el informe que se va a emplear para realizar el estudio.

3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Técnicas de recolección de datos

Aquel informe brindo exploración con procedimiento recolección de datos, por ello Cabezas et al. (2018), técnica de la observación desarrolla obteniendo datos presenciales, in situ, por ello, es una manera ordenada y sistematizada de recabar información.

Instrumentos de recolección de datos

Brindo recopilación de datos, guía de observación. adicionalmente, adapto un pretest y postest; considerando fecha, acuerdos de pagos, llamadas de clientes según los indicado por cada indicador Según Sánchez et al. (2018), guía de observación es uno de aquellos procesos críticos a lo largo de la investigación, con el fin de obtener el mayor número de datos. Implica observar un objetivo que debe ser: transparente, puntual y exacto. (Ver anexo 3)

Tabla 2

Ficha técnica del Instrumento

Nombre del Instrumento:	Guía de observación de medición del indicador
Autor:	Anthony Roberto Palomino Mendoza
Año:	2022
Tipo de Instrumento:	Guía de Observación
Objetivo:	Determinar de qué manera Maching Learning mejora en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022
Indicadores:	1) Efectividad de los asesores 2) Productividad de los asesores 3) Rentabilidad por asesor
Numero de Observaciones a recolectar:	66
Aplicación:	Presencial, Virtual

Nota. Elaboración Propia

Validez

Durante esta validación con instrumentos la información del estudio, ha utilizado juicio de expertos, correcta aceptación útil media. Para Robles et al. (2015), el juicio de expertos es un método de verificación útil para verificar la confiabilidad del instrumento.

Tabla 3

Validación del Instrumento de recolección de datos

DNI	Experto	Procedencia	Especialista	Calificación
07648189	Dr. Rodríguez Sánchez Carlos	I.E Augusto B. Leguía	Metodólogo	Aplicable
46770482	Mg. Chipulina Puelles Luigi	Telefónica TECH	Temático	Aplicable
09536323	Dr. Flores Masías Edward	Universidad Cesar Vallejo	Metodólogo	Aplicable

Nota. Elaboración Propia

3.5. Procedimientos

Son cuatro fases principales de sucesión para la recopilación de datos durante la investigación, uno de ellas utilizó el instrumento de recopilación de datos; segundo, fue la validación del instrumento utilizado, denominado juicio de expertos; tercero fue recopilación de información mediante la guía de observación. Por último, empleó el programa IBM SPSSV26 para utilizar análisis estadístico exitoso.

3.6. Método de análisis de datos

La actual averiguación usar el análisis descriptivo e inferencial para cada indicador, mediante programa IBM SPSS V26.

Al ejecutar análisis descriptivo establecieron: categoría baja y alta, la media y la desviación estándar aquella medida establecida, uso tablas y figuras para comparar los datos de antes y después de la prueba pretest y postest.

Para el análisis de interferencia se realizaron pruebas de normalidad seguridad de prueba de hipótesis. Para estipular dicha normalidad de las variables brindará prueba de Kolmogorov y Smirnov, muestra empleada presente estudio consta 66

operaciones por cada indicador. Además, se realizó pruebas de hipótesis de indicadores utilizando la prueba T-student.

3.7. Aspectos éticos

A fin de confirmar el trabajo que se realizó con la conformidad con aquellos lineamientos éticos de la Universidad Cesar Vallejo bajo la Resolución de Consejo 020-2022-DPIF-VI-UCV para garantizar la integridad y regularidad de este estudio. De igual forma, este estudio se basa en el siguiente principio:

Principio de la probidad intelectual; Brindó el escrito idóneo, utilizando notas con orden APA, se reformulo según el registro aquellos observadores y referenciando por toda regla silabario; esta manera se logró consolidar de manera objetiva y de conocimiento, guardando el respeto de las ideas intelectuales de nuevo averiguadores.

Principio de autonomía; Los averiguadores tienen franqueza con el asunto análisis, se utilizó adaptar el análisis, el comunicado en el análisis, la decisión liberar a colaborar del recogimiento analítico cuando la ocasión sea oportuno.

Principio de no maleficencia; Realizó un análisis en riesgo beneficiado para la protección de la honradez aspecto y anímico de los autores actuaron el análisis, el periodo de la recopilación de datos (pretest y postest), obtuvo máximo trato directo para personajes relacionadas al estudio.

IV. Resultados

Análisis descriptivos

Medidas descriptivas del indicador: Efectividad de los Asesores

Tabla 4

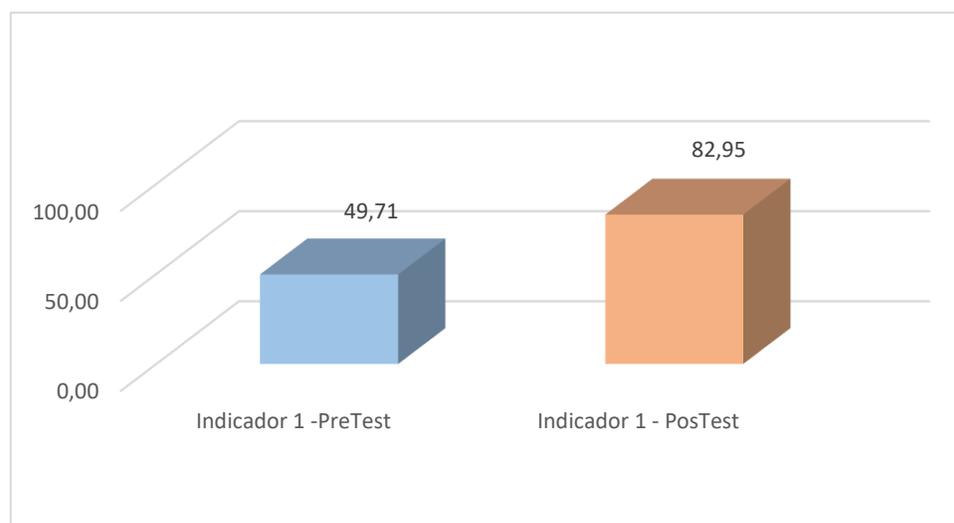
Medidas descriptivas del indicador: Efectividad de los Asesores

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación
Indicador 1 - PreTest	66	33	60	49,71	7,099
Indicador 1 - PosTest	66	69	90	82,95	4,702
N válido (por lista)	66				

Nota. Elaborado con asistencia del software IBM SPSS V26

Figura 1

Histograma de la medida de la efectividad de los asesores



Nota. Elaborado con asistencia del software Microsoft Excel

Aquella tabla 4 demostró las medidas descriptivas del indicador efectividad de los asesores, donde el valor obtenido de la prueba preTest fue 49,71% y en el postTest es 82,95%; lo que hubo un incremento de 33,24% de la efectividad de los asesores luego del desarrollo del aprendizaje automático. Además, el rango pequeño y mayúsculo en el preTest 33% y 0.60%, mientras que en el postTest fue 69% y 90%, que los valores porcentuales de la efectividad de los asesores en el preTest se ubican entre el 33% y 60% y en el postTest se ubica entre 69% y 90%, además los casos de la media se aproximan las categorías máximas adquiridas. Asimismo, en la desviación estándar promedio en el preTest es 7,099% el postTest es 4,702; por ello en el promedio del porcentaje de la efectividad de los asesores en el preTest en la desviación 7,099 de la media y en el proTest en la desviación es 4,702 de la misma.

Esta figura 1 cumplió en la media del indicador efectividad de los asesores anteriormente y luego del desarrollo del aprendizaje automático, en base de información se obtuvo que, en la guía de observación, pudo obtener la efectividad de los asesores se incrementó un 33,24%.

Asimismo, en el anexo 6 indicador en informar claramente la conducta de las medidas del indicador efectividad de los asesores en el preTest y postTest, por el cual se refleja en el indicador efectividad de los asesores fue cambiante.

Medidas descriptivas del indicador: Productividad de los Asesores

Tabla 5

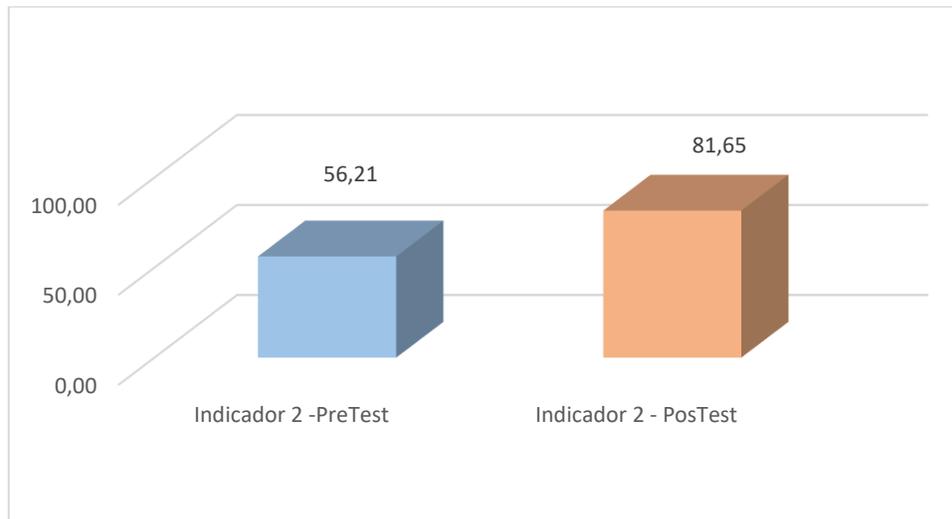
Medidas descriptivas del indicador: Productividad de los Asesores

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación
Indicador 2 - PreTest	66	36	70	56,21	10,313
Indicador 2 - PosTest	66	69	89	81,65	4,606
N válido (por lista)	66				

Nota. Elaborado con asistencia del software IBM SPSS V26

Figura 2

Histograma de la medida de la Productividad de los asesores



Nota. Elaborado con asistencia del software Microsoft Excel

Aquella tabla 5 evidenciaron las medidas descriptivas del indicador productividad de los asesores, donde el valor obtenido de la prueba preTest fue 56,21 y en el postTest es 81,65%; lo que hubo un incremento de 25,44 de la productividad de los asesores posterior a la implementación de machine learning. Además, el rango mínimo y máximo en el preTest 36 y 70 con respecto en el postTest fue 69 y 89, que los valores porcentuales de la productividad de los asesores en el preTest se ubican entre el 36 y 70 y en el postTest se ubica entre 69 y 89, además los casos de la media se aproximan a los rangos máximos adquiridos. Por ello, en la desviación estándar promedio el preTest es 10,313, el postTest es 4,606; por ello en el promedio del porcentaje de la productividad de los asesores en el preTest en la desviación 0.10313 de la media y en el proTest en la desviación de media es 4,606.

Esta figura 2 preciso la medida del indicador productividad de los asesores y su cambio previo y post luego del desarrollo del aprendizaje automático, se fundamentó de la información obtuvimos esta guía de observación, la productividad de los asesores incrementó un 25,44.

Asimismo, en el anexo 6, el indicador b representa de forma gráfica el comportamiento de las medidas del indicador productividad de los asesores en el preTest y posTest, por el cual se evidencia que el indicador productividad de los asesores fue cambiante.

Medidas descriptivas del indicador: Rentabilidad por Asesor

Tabla 6

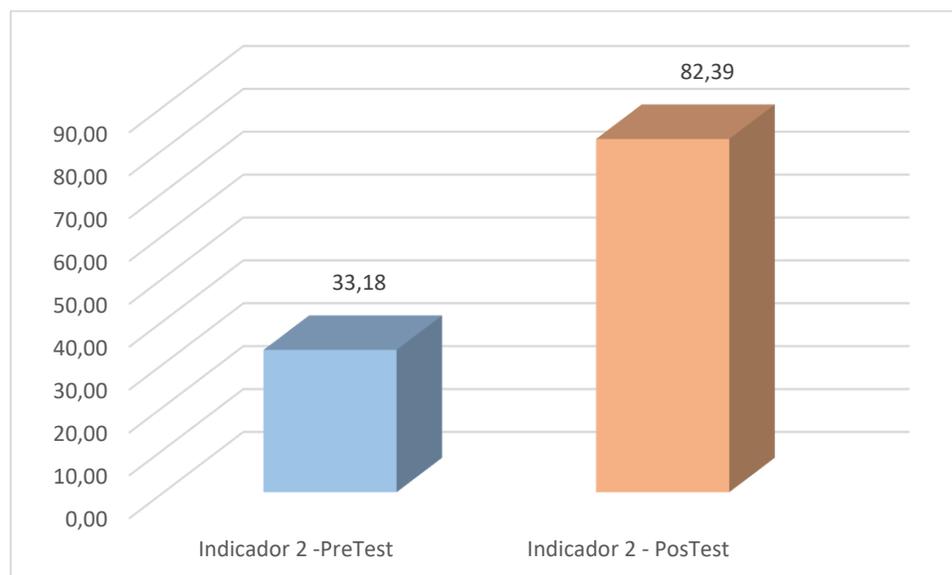
Medidas descriptivas del indicador: Rentabilidad por Asesor

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación
Indicador 3 - PreTest	66	26	39	33,18	3,534
Indicador 3 - PosTest	66	69	89	82,39	4,949
N válido (por lista)	66				

Nota. Elaborado con asistencia del software IBM SPSS V26

Figura 3

Histograma de la medida de la Rentabilidad por Asesor



Nota. Elaborado con asistencia del software Microsoft Excel

Esta tabla 6 demostró las medidas descriptivas del indicador rentabilidad del asesor, donde el valor obtenido de la prueba preTest fue 33,18% y en el postTest es 82,39%; lo que hubo un incremento de 56.21% de la rentabilidad del asesor luego del desarrollo del aprendizaje automático. Por consiguiente, el rango pequeño y mayúsculo en el preTest 26% y 39% con respecto en el postTest fue 69% y 89%, que los valores porcentuales de la rentabilidad del asesor en el preTest se ubican entre el 26% y 69% y en el postTest se ubica entre 39% y 89%, además los casos de la media se aproximan a los rangos máximos adquiridos. Por ello, en la desviación estándar promedio del preTest es 3,534%, el postTest es 4,949%; por ello en el promedio del porcentaje de la rentabilidad del asesor en el preTest en la desviación 3,534 de la media y en el proTest en la desviación es 4,949 de la media.

Aquella figura 3 se verificó en la media del indicador rentabilidad del asesor anteriormente y luego del desarrollo del aprendizaje automático se fundamentó de la información obtuvimos esta guía de observación, por la tanto se pudo obtener que la rentabilidad del asesor se incrementó un 56.21%.

Asimismo, en el anexo 6, el indicador c representa de forma gráfica el comportamiento de las medidas del indicador rentabilidad del asesor en el preTest y postTest, por el cual se refleja que el indicador rentabilidad del asesor fue cambiante.

Análisis Inferencial

Prueba de Normalidad

Esta investigación obtuvimos prueba normalidad los indicadores productividad de los asesores, efectividad de los asesores y rentabilidad por asesor, su utilización la prueba de Kolmogorov y Smirnov, los datos del modelo por cada indicador contienen 66 observaciones; la prueba se realizó con software IBM SPSS V26, nivel de confianza del 95%, Indica Calderón et al (2015), su objetivo es determinar la

frecuencia que se puede encontrar en dos conjuntos de datos distintos que siguen la misma forma de distribuirse alrededor de su media. Asimismo, el resultado del nivel de significativo (p) menor a 0.05 se rechaza la hipótesis nula (H_0) acepta la hipótesis alterna (H_1), pero si el nivel de significancia (p) mayor 0.05 acepta la hipótesis nula (H_0) rechaza la hipótesis alterna (H_1).

Prueba de normalidad del Indicador: Efectividad de los Asesores

Formulación de hipótesis estadística

H_0 : Los datos del indicador efectividad de los asesores sigue una distribución normal.

H_1 : Los datos del indicador efectividad de los asesores no sigue una distribución normal.

Tabla 7

Prueba de normalidad del indicador efectividad de los asesores

	Kolmogorov-Smirnov ^a		
	Estadístico	gl	Sig.
Indicador 1 - PreTest	,132	66	,006
Indicador 1 - PosTest	,079	66	,200*

Nota. Elaborado con asistencia del software IBM SPSS V26

Aquella tabla 7 visualiza la información conseguimos mediante la prueba de Kolmogorov-Smirnov. cual refleja nivel significativo (p) de la muestra de efectividad de los asesores, en el PreTest fue ,006 y en el PosTest fue ,200; es decir, primer suceso menor 0.05, segundo suceso mayor 0.05, rechaza la hipótesis alterna (H_1) se acepta la hipótesis nula (H_0); la cual, información del indicador efectividad de los asesores sigue distribución normal.

Prueba de normalidad del Indicador: Productividad de los Asesores

Formulación de hipótesis estadística

H₀: Los datos del indicador productividad de los asesores en el maching learning siguen una distribución normal.

H₁: Los datos del indicador productividad de los asesores en el maching learning no sigue una distribución normal.

Tabla 8

Prueba de normalidad del indicador productividad de los asesores

	Kolmogorov-Smirnov ^a		
	Estadístico	gl	Sig.
Indicador 2 - PreTest	,137	66	,004
Indicador 2 - PosTest	,102	66	,083

Nota. Elaborado con asistencia del software IBM SPSS V26

Aquella tabla 8 visualiza la información conseguimos mediante la prueba de Kolmogorov-Smirnov. cual se refleja nivel significante (p) muestra el indicador productividad de los asesores, en la PreTest fue ,004 y en el PosTest fue ,083; es decir, en el primero de ellos, es menor 0.05, segundo suceso mayor 0.05, descarta hipótesis alterna (H₁) acepta la hipótesis nula (H₀); información del indicador efectividad de los asesores siguen una distribución normal.

Prueba de normalidad del Indicador: Rentabilidad por Asesor

Formulación de hipótesis estadística

H₀: Los datos del indicador rentabilidad por asesor sigue una distribución normal.

H₁: Los datos del indicador rentabilidad por asesor no sigue una distribución normal.

Tabla 9*Prueba de normalidad del indicador rentabilidad por asesor*

	Kolmogorov-Smirnov ^a		
	Estadístico	gl	Sig.
Indicador 3 - PreTest	,151	66	,001
Indicador 3 - PosTest	,112	66	,039

Nota. Elaborado con asistencia del software IBM SPSS V26

Aquella tabla 9 visualiza la información realizada mediante la prueba de Kolmogorov-Smirnov. cual refleja nivel significativo (p) muestra indicador rentabilidad por asesor, PreTest y PosTest, entonces, dado que es menor 0.05, acepta hipótesis nula (H_0) y rechaza hipótesis alterna (H_1); la información del indicador rentabilidad por asesor sigue una distribución normal, antes y después del machine learning.

Prueba de Hipótesis

La prueba de hipótesis de los indicadores efectividad de los asesores, productividad de los asesores y rentabilidad por asesor, brindamos la prueba de T- student, la información se utilizó en las muestras tienen una distribución normal; se realizó el software IBM SPSS V26, nivel de confianza de 95%. Calderón et al (2022), menciona que la T-Student es un método estadístico para comparar los resultados de dos grupos solamente. Asimismo, obtuvieron como solución del nivel significancia (p) menor 0.05, rechaza la hipótesis nula (H_0) acepta hipótesis alterna (H_1), nivel significancia (p) mayor 0.05, acepta la hipótesis nula (H_0) rechaza hipótesis alterna (H_1).

Prueba de Hipótesis específica 1: Efectividad de los Asesores

Formulación de hipótesis estadística:

H₀: Machine Learning mejora significativamente el indicador efectividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022.

H₁: Machine Learning no mejora significativamente el indicador efectividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022.

Contrastación de hipótesis

Solución de la prueba de normalidad de la efectividad de los asesores, se mantuvo que la información del indicador sigue una distribución normal, aplicó prueba de T-Student.

Tabla 10

Prueba T-Student de la efectividad de los Asesores

	t	gl	Sig. (bilateral)
Indicador 1 - PreTest - Indicador 1 - PosTest	-36,471	65	0.000

Nota. Elaborado con asistencia del software IBM SPSS V26

Para el contraste de la hipótesis del indicador efectividad de los asesores, se utilizó la prueba paramétrico T- Student, como se puede apreciar la Tabla 10 ejecuto la efectividad de los asesores resulto la prueba T una valoración de -36.471, sig. valor (0.000) excede al 5% el margen de error, el mismo, la hipótesis que sustenta el Aprendizaje Automático ayuda al aumento al primer indicador.

Prueba de Hipótesis específica 2: Productividad de los Asesores

Formulación de hipótesis estadística:

H₀: Machine Learning mejora significativamente el indicador productividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022

H₁: Machine Learning no mejora significativamente el indicador productividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022

Contrastación de hipótesis

Solución de la prueba de normalidad de la productividad de los asesores se mantuvo que la información del indicador sigue una distribución normal, se aplicó prueba de T-Student.

Tabla 11

Prueba T-Student de la productividad de los asesores

	t	gl	Sig. (bilateral)
Indicador 2 - PreTest -	-16.909	65	0.000
Indicador 2 - PosTest			

Nota. Elaborado con asistencia del software IBM SPSS V26

Para esta validación la hipótesis del indicador productividad de los asesores, se utilizó la prueba paramétrico T- Student, como se puede apreciar la Tabla 11 ejecuto la productividad de los asesores resulto la prueba T una valoración de -16,909, sig. valor (0.000) excede al 5% el margen de error, del mismo, permitió que la hipótesis sostiene el Aprendizaje Automático ayuda el aumento del segundo indicador.

Prueba de Hipótesis específica 3: Rentabilidad por Asesor

Formulación de hipótesis estadística:

H₀: Machine Learning no mejora significativamente el indicador rentabilidad por asesor de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022

H₁: Machine Learning mejora significativamente el indicador rentabilidad por asesor de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022

Contrastación de hipótesis

Solución de la prueba de normalidad de la rentabilidad por asesor, se mantuvo que la información del indicador sigue una distribución normal, aplicó prueba T-Student.

Tabla 12

Prueba T-Student de la rentabilidad por asesor

	t	gl	Sig. (bilateral)
Indicador 3 - PreTest –	-60,494	65	0,000
Indicador 3 - PosTest			

Nota. Elaborado con asistencia del software IBM SPSS V26

Para el contraste la hipótesis del indicador rentabilidad por asesor, se utilizó la prueba paramétrico T- Student, como se puede apreciar en la Tabla 12 ejecuto la rentabilidad por asesor se benefició la prueba T una valoración de -60,494, es sig. valor (0.000) excede al 5% el margen de error. Asimismo, validó que la hipótesis sostiene el Aprendizaje Automático ayuda el aumento del tercer indicador.

V. Discusión

Con éxitos obtuvimos en el presente estudio, evidencia de variación por distintito indicador de la variable gestión de cobranza. Para ello, realizó la siguiente comparativa:

Con el análisis del indicador efectividad de los asesores, se muestra la media de las muestras en el pretest y postest fueron 49,71% y 82,95% mejoraron un 33,24%, luego del desarrollo del aprendizaje automático; la media aproxima en la diferencia minúscula y la desviación estándar promedio del pretest y postest se separan 70,99% y 47,02.

Por ello, con el análisis inferencial para la prueba de normalidad aplicó la prueba Kolmogórov-Smirnov, donde pretest y postest identificaron un nivel de significancia (p) de 0.006 y ,200. Razón por la cual, el segundo es mayor 0.05 rechazó hipótesis alterna (H_1) aceptó hipótesis nula (H_0); la cual, los datos del indicador efectividad de los asesores sigue distribución normal. Se realizó la prueba paramétrica del T-student, una valoración (t) -36.471, por lo que excede al 5% el margen de error, del mismo modo, se validó que la hipótesis que sustenta el Machine Learning mejora el indicador de la efectividad de los asesores; igualmente se utilizó la prueba paramétrico T- Student del indicador efectividad de los asesores, se obtuvo como resultado la prueba T de una valoración de -36.471, excede al 5% el margen de error, Además, hipótesis sujeta aprendizaje automático ayuda el aumento del primer indicador.

Asimismo, con los resultados del indicador de la efectividad de los asesores y de los antecedentes, se dio una mejora correspondiente en este indicador: en ese sentido Rodríguez et al (2017), se logró aumentar de manera correcta la efectividad en un 87.17% por medio del machine learning. Por ello, Medrano (2016), Se alcanzó un 81.77% en promedio y determinando de esta manera la efectividad en este proyecto de investigación. Además, Pacco (2015), después de haber utilizado el machine learning se ha podido experimentar y conocer que la efectividad logro

mejoras para la toma de decisiones, facilitando de esta manera el manejo de las carteras de los clientes. Porcentaje de ingresos derivados de clientes recurrentes, mide la eficacia de los asesores para convertir de manera exitosa los prospectos en los clientes. Por ello Gil (2015), nos indica que el indicador efectividad es importante para las organizaciones y se convierte en un valor agregado adecuado para la planificación empresarial. Además, los resultados han sido muy buenas con la cantidad de datos históricos con márgenes de error del 4,93% y 6,38%. por consiguiente, Campos (2020), con la implementación del matching learning en este trabajo final, de las estrategias implementadas en la efectividad y se logró aumentar en un 65%, con la alta probabilidad de pagos a través de llamadas. Los clientes con más morosidad más altos son para expertos en cobros más agresivos. Cada uno de las empresas de gestión de cobranza son las más rentables para las organizaciones trayendo esto adicional unos ahorros económicos a la empresa.

También, Mellado (2021), no indica que la definición se encuentra alineada con la efectividad de los asesores en aquella investigación, mostraban una correcta clasificación de pago del 88% aquellos adeudados, se afectó en terminado de números de clientela a depositado y no depositado. En segundo lugar, tras analizar el uso del aprendizaje automático en el momento del desarrollo en los resultados encontrados en el pretest con un 57.22% y el posttest un 62,9%.

El análisis descriptivo del indicador productividad de los asesores, se verifico en la media de la muestra la prueba preTest fue 56,21 y en el postTest es 81,65%; lo que hubo un incremento de 25,44 de la productividad de los asesores luego desarrollar machine learning. Por ello, el rango minúsculo y elevado en el preTest 36 y 70 con respecto en el postTest fue 69 y 89, que los valores porcentuales de la productividad de los asesores en el preTest se ubican entre el 36 y 70 y en el postTest se ubica entre 69 y 89, además los casos de la media se aproximan a los rangos máximos adquiridos. Por lo tanto, en la desviación estándar promedio en el preTest 10,313, el postTest 4,606; por ello en el promedio del porcentaje de la productividad de los asesores en el preTest en la desviación 0.10313 de la media y en el proTest en la desviación es 4,606 de la media.

Además, se realizó análisis inferencial con aquella prueba de normalidad aplicó prueba Kolmogorov-Smirnov. Lo cual reflejó valor significativo (p) del indicador productividad de los asesores, en la PreTest fue ,004 y en el PosTest fue ,083; es decir, primero menor 0.05, segundo mayor 0.05, rechaza hipótesis alterna (H_1) se acepta hipótesis nula (H_0); la cual, la información del indicador productividad de los asesores siguen una distribución normal; igualmente brindamos la prueba paramétrico T- Student del indicador productividad de los asesores, se obtuvo la prueba T de una valoración de -16.909, excede al 5% el margen de error, además, la hipótesis sostiene el aprendizaje automático ayuda el aumento productividad de los asesores.

Partiendo de los efectos del indicador de la efectividad de los asesores y sus antecedentes, mejoro significativo a este indicador: por ello Mellano (2021) en el tema de la consolidación, la empresa funcionaba de manera muy rápida debido a los cambios constantes, se ha logrado definir en las distintas áreas y roles para lograr y obtener un crecimiento constante de cliente en diversas ciudades extendidas Latinoamericana. Además, fue aumentando el tamaño de los morosos se empleó un porcentaje manejado en el año pasado, en sus mayores desafíos en la empresa 2020 se obtuvo su alto y bajos en los costos. El inicio del 2021, se logró

elevant dicha administración de los usuarios en un 310%, se ha logrado en esta compañía sobrevivir del aumento en el rendimiento de la dirección.

Además, Campos (2020) se obtiene para el score actual de la empresa del modelo logístico tiene un ajuste del 71%, que se considera estadísticamente bueno; se dejó de usar el modelo, con las instrucciones de expertos e interesados, porque los resultados de las estrategias no estaban siendo los esperados. Por ello, se hace la necesidad de la evolución en el prototipo de parte de las personas del negocio, del cual se plantearon hipótesis y estrategias para utilizar la productividad del prototipo.

El análisis descriptivo del indicador rentabilidad por asesor, se verifico en la media de la muestra la prueba preTest fue 33,18 y en el postTest es 82,39; lo que hubo un incremento de 49,21 de la rentabilidad por asesor después de implementar machine learning. Además, el rango pequeño y limite en el preTest 26 y 39 con respecto en el postTest fue 69 y 89, que los valores porcentuales de la productividad de los asesores en el preTest se ubican entre el 26 y 39 y en el postTest se ubica entre 69 y 89, además los casos de la media se aproximan a los rangos máximos adquiridos. Por lo tanto, en la desviación estándar promedio en el preTest 3,534 el postTest 4,949; por ello en el promedio del porcentaje de la productividad de los asesores en el preTest en la desviación 3,534 de la media y en el postTest en la desviación es 4,949 de la media.

Además, se realizó en el análisis inferencial mediante la prueba de Kolmogorov-Smirnov. reflejó valor significativo (p) del indicador rentabilidad por asesor, en la PreTest fue 0.001 y en el PosTest fue 0.039; es decir, del primer caso menor 0.05 segundo suceso mayor 0.05, rechaza hipótesis alterna (H_1) acepta hipótesis nula (H_0); por la cual, los datos del indicador rentabilidad por asesor sigue una distribución normal; igualmente utilizó la prueba paramétrico T- Student del indicador rentabilidad del asesor, se obtuvo -60,494, por lo que excede al 5% el

margen de error, del mismo caso, identificamos que la hipótesis que sustenta que el aprendizaje automático progresa el indicador rentabilidad del asesor.

Partiendo de los resultados del indicador de la rentabilidad por asesor y de los antecedentes, nos menciona Rodríguez et al (2017) con tanto por cierto de la moneda adquirido por préstamos crediticios clasificados aquellas aplicaciones informáticas logro 0.7728% en paralelo para lograr mejoras para los bancos 0.7734%, de la distancia 0.0006% llevo el incremento de la rentabilidad de S/. 699.323. incremento aquella rentabilidad menor a la renta de crédito utilizados este estudio ente el 1% y 4%. la información demuestra el modelo machine learning incrementa el porcentaje del dinero ganado.

Con respecto al objetivo general que durante el proceso de búsqueda para encontrar de qué manera Machine Learning mejora en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022; brindó como datos favorables del indicador efectividad de los asesores, en lo cual los resultados del pretest y postest fueron 0.4971 y 0.8295, respectivamente se incrementó en 0.3324; además, se consiguieron resultados en el indicador productividad de los asesores, en los resultados del pretest y postest fueron 0.5621 y 0.8165 respectivamente de la efectividad de los asesores, respectivamente se incrementó en 0.2544; igualmente se consiguió resultados favorables del indicador rentabilidad por asesores, en lo cual los resultados del pretest y postest fueron de 33,18 y 82,39 por lo tanto hubo un incremento del 49,21.

Por la tanto, desarrollo aprendizaje automático mejora significativamente la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022; Cual se incrementó en un 0.3324 en la efectividad del asesor, también se aumentó en un 0.2544 en la productividad de los asesores y finalmente se aumentó en un 49.21 en la rentabilidad por asesor; por ello estos resultados fueron contrastado con los antecedentes, donde Mellano 2021, nos menciona que hubo una elevación del beneficio requeridos que significa la organización brinde mayores trabajadores de la prestación de cobranza, que puede llevar a unos pagos a excepto de los

adeudados, inclusive la baja del adeudado. Además, se logró aumentar la productividad para conservar los niveles operacionales durante una duración a la compañía.

Respecto a la metodología de investigación en el estudio fortaleció con método científico, ya que sistematiza el desarrollo investigado; además por el tipo de investigación aplicada, informar en acertar la dificultad, utilizando intelectos previos; de la misma manera al tener un diseño experimental de tipo puro, garantizar el control de las variables orientando a lograr; estas variables al ser cuantitativas, son fáciles de medir; y además de adaptar el muestreo probabilístico para asegurar que toda los habitantes tenga la posibilidad a ser escogido.

Recolección de datos nos fortalece con el uso de la técnica de observación, que recopila los datos de manera objetiva y directa, usando la guía de observación como dicho instrumento de recolección de datos, nos facilita el desarrollo de la técnica, asimismo la validez del instrumento por el juicio de experto, nos garantiza la confiabilidad de los datos obtenidos; y los procedimientos enmarcados por la metodología machine learning que permiten el análisis integro de los datos.

VI: Conclusiones

Primera: Con los resultados obtenidos en esta investigación se concluye que el Machine Learning mejora significativamente la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022. Debido que los tres indicadores establecieron como una estructura fundamental en la gestión de cobranza, se evidencio incrementos por cada indicador. el 33,24% en la efectividad del asesor, el 25,44% la productividad del asesor y por último el 56.21% en la rentabilidad por asesor.

Segunda: Los resultados descriptivos e inferencial se evidencio que la efectividad de los compromisos de pago generados por los asesores se incrementó con el desarrollo del machine learning en el primer resultado, siendo un 49,71% en el pretest y el posttest en 82,95% con un incremento del 33,24%, mediante el análisis inferencial se tuvo un resultado del -36.471 y se concluye que Machine learning mejora significativamente el indicador efectividad de los asesores de la gestión de cobranza en la empresa Externa S.A.C, Lima 2022.

Tercera: En los análisis descriptivos e inferencial se evidencio en la productividad de los asesores se incrementó con el desarrollo del machine learning en el primer resultado con un 56,21% en el pretest y el posttest en 81,65% con un incremento del 25,44%, mediante el análisis inferencial se tuvo un resultado del -16.909 y se concluye que Machine learning mejora significativamente el indicador productividad de los asesores de la gestión de cobranza en la empresa Externa S.A.C, Lima 2022.

Cuarta: En los análisis descriptivos e inferencial se evidencio que la rentabilidad por asesor se incrementó con el desarrollo del machine learning en el primer resultado con un 33,18% en el pretest y el posttest en 82,39% con un incremento del 56,21%, mediante el análisis inferencial se tuvo un resultado del -60,494 y se concluye que Machine learning mejora significativamente el indicador rentabilidad por asesor de la gestión de cobranza en la empresa Externa S.A.C, Lima 2022..

VII. Recomendaciones

- Primera:** Para optimizar aún más los resultados obtenidos en los tres indicadores de esta investigación se determinó que el factor machine learning mejora significativamente la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022, se recomienda al Gerente General de la empresa en ampliar el proyecto por 6 meses adicionales con la finalidad de seguir comparando resultados y mejorando las eficiencias de la empresa.
- Segunda:** Para mejorar el indicador efectividad de los asesores se recomienda al jefe de cobranza en utilizar el machine learning para comparar datos históricos y orientar los objetivos a nivel organizacional de la empresa y responsabilidades.
- Tercera:** Para optimizar el indicador productividad de los asesores se recomienda al jefe de cobranza en emplear el machine learning para realizar los seguimientos en los trabajos necesarios y minimizar las distracciones laborales.
- Cuarta:** Para mejorar el indicador rentabilidad por asesor se recomienda al jefe de cobranza en enfocar sus resultados con el machine learning y afianzar en donde hubo aumentos de margen de ganancias en la empresa.

REFERENCIAS

- Aguirre et al. (2020). La rentabilidad como herramienta para la toma de decisiones: análisis empírico en una empresa industrial. Universidad Peruana Unión. Ñana, Lima, Peru. <https://www.redalyc.org/pdf/280/28011673008.pdf>
- Al-Harbi, A. (2018). The determinants of conventional banks profitability in developing and underdeveloped OIC countries. Saudi Arabia Ministry of Economy and Planning, Riyadh. Saudi Arabia. <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/JEFAS-05-2018-0043/full/pdf?title=the-determinants-of-conventional-banks-profitability-in-developing-and-underdeveloped-oic-countries>
- Allen, D., Evans, J., (2019). Administración de operaciones. Cengage Learning. Mexico. <https://issuu.com/cengagelatam/docs/9786075268293>
- Aaker, D. (2001). Developing business strategies. New York, EEUU. John Wiley & Sons. <https://www.worldcat.org/es/title/developing-business-strategies/oclc/691191120>
- Ackhoff, L. (1981). Crafting the corporate future. Wiley. New York, EEUU. <https://www.jstor.org/estable/25060027>
- Argyris, C. (1991). Management and organization development. New York, EEUU. McGraw-Hill. https://link.springer.com/referenceworkentry/10.1007/978-3-319-49820-1_29-2
- Anthopoulos, P. (2010). From digital From Digital to Ubiquitous Cities: Defining a Common Architecture for Urban Development. Paper presented at the Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent Environments-IE'10, Malaysia. Retrieved <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5673950>
- Arias, J. (2020). Diseño y Metodología de la Investigación. Enfoques Consulting EIRL. Arequipa, Perú

https://repositorio.concytec.gob.pe/bitstream/20.500.12390/2260/1/Arias-Covinos-Dise%C3%B1o_y_metodologia_de_la_investigacion.pdf

Bar, A. (2000). A Contribution to the Discussion on the Methodological Status of the Variables and Measurement Scales. National University of the Northeast 3500 Resistance. Los Angeles. EEUU. www.moebio.uchile.cl/07/bar01.htm

Bagnato, J. (2020). Aprende Machine Learning en español. Madrid, España <https://www.coursehero.com/file/73480574/aprende-machine-learningpdf/>

Barbarroja, J. & Álvarez, S. (2020). Effectiveness of the flipped classroom model in university education: a synthesis of the best evidence. <https://www.educacionyfp.gob.es/dam/jcr:29990c8a-e2fe-45f6-a098-1dd28e179fda/06prietoingl.pdf>

Brachfield, J. (2016). Collection and credit management. Florida: Redalyc. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=155127485011>

Behar, D. (2008). Metodología de la investigación. Editorial Shalom. Lima, Perú. <http://187.191.86.244/rceis/wp-content/uploads/2015/07/Metodolog%C3%ADa-de-la-Investigaci%C3%B3n-DANIEL-S.-BEHAR-RIVERO.pdf>

Benites, J. (2021). Implementación de un sistema de pronóstico de ventas utilizando redes neuronales artificiales para la empresa cerámicos Lambayeque sac. Universidad señor de Sipán. Pimentel. Perú. <https://repositorio.uss.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12802/8449/Benites%20Sernaqu%c3%a9%20Jos%c3%a9%20Manuel.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Bason, C. (2018). Leading Public Sector Innovation: Co-creating for a better Society. Bristol U.K. Policy. <https://revistas.ucr.ac.cr/index.php/reflexiones/article/view/42357/459>

Baltodano, G. & Cordero, O. (2020), La productividad laboral: Una mirada a las necesidades de las Pymes en México. Universidad Autónoma de Nuevo León, México.<https://portalderevistas.upoli.edu.ni/index.php/5revcienciasjuridicasypoliticas/article/view/633>

Bosque, F. & Corral, L. (2013). Efectividad vs eficacia: ¿es tiempo de cambiar nuestra forma de pensar? Revista Medicina Universitaria, Facultad de Medicina UANL. México <https://www.elsevier.es/index.php?p=revista&pRevista=pdf-simple&pii=X1665579613496082&r=304>

Cabezas, E. Naranjo, D. & Santamaría, J. (2018). Introducción a la metodología de la investigación científica. Universidad de las fuerzas armadas. ISBN: 978-9942-765-44-4. Sagolquí, Ecuador. <http://repositorio.espe.edu.ec/jspui/bitstream/21000/15424/1/Introduccion%20a%20la%20Metodologia%20de%20la%20investigacion%20cientifica.pdf>

Caiza, E. Valencia, E. & Bedoya, M. (2019). Decisiones de inversión y rentabilidad bajo la valoración financiera en las empresas industriales grandes de la provincia de Cotopaxi, Ecuador. <https://revistas.urosario.edu.co/index.php/empresa/article/view/8099/8615>

Castillo, N. Camacho, R. Castilla, L. De la Hoz, K. & Bonfante M. (2016). Aprendizaje de máquinas aplicado a un sistema de chat universitario. Universidad Simón Bolívar, Barranquilla, Colombia. <https://revistas.unisimon.edu.co/index.php/identific/article/download/2743/297>

- Cathalifaud, M. & Osorio, F. (2016). Introducción a los conceptos básicos de la teoría general de sistemas. Universidad de Chile. Santiago, Chile.
<https://www.redalyc.org/pdf/101/10100306.pdf>
- Campos, Z. (2020), Pronóstico del cumplimiento de pago de los clientes usando aprendizaje automático. Universidad Nacional de Colombia. Medellín, Colombia.
<https://repositorio.unal.edu.co/bitstream/handle/unal/78297/642171.2020.pdf?sequence=5&isAllowed=y>
- Cequea, M, Monroy, C, & Bottini, M. (2011), La productividad desde una perspectiva humana: dimensiones y factores. Universitat Politècnica de Catalunya Barcelona, España <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=54921605013>
- Chamorro, O & Anton-De los Santos, M. & Apaza, A. & Chávez, C. & Torres, A. & Tasayco, A. (2021), Machine Learning Model Through Ensemble Bagged Trees in Predictive Analysis of University Teaching. Universidad Nacional Tecnológica. Lima, Perú.
https://thesai.org/Downloads/Volume12No12/Paper_49-Machine_Learning_Model_through_Ensemble_Bagged_Trees.pdf
- Chieh-Peng, L., (2011). Modeling job effectiveness and its antecedents from a social capital perspective: A survey of virtual teams within business organizations. Computers in Human Behavior. vol. 27, no. 2. Recuperado de: <http://www.revistaespacios.com/a18v39n06/a18v39n06p11.pdf>
- Coronado, O. (2001), Crítica a la teoría general de sistemas. La teoría de redes como un complemento: ilustrada con el diseño de un sistema nacional de información en ambiente y salud. Revista de la Universidad de Costa Rica. San Jose. Costa Rica.
<https://revistas.ucr.ac.cr/index.php/ingenieria/article/view/608/669>
- Consejo Nacional, Tecnología e Innovación Tecnológica (2018), Resolución de Presidencia N 214-2018-CONCYTEC-P, Republica del Perú. Lima. Perú

<http://resoluciones.concytec.gob.pe/subidos/sintesis/RP-214-2018-CONCYTEC-P.pdf>

Del Monte, D. (2022). El gobierno prevé que la economía crezca un 4.3% este año y un 2.7% en 2023. La Moncloa, Madrid. España. <https://www.lamoncloa.gob.es/consejodeministros/resumenes/Paginas/2022/260722-rp-cministros.aspx>

Díaz, J. (2019). Fundamentals of Collection Development and Management. Universidad de Buenos aires. Buenos Aires, Argentina. <https://revistas.udea.edu.co/index.php/RIB/article/view/335445/20793485>

Fazainovich et al. (2018). Digital Economy as a priority direction for the development of modern innovative entrepreneurship in Russia. Moscú. Russia <https://www.revistaespacios.com/a18v39n41/a18v39n41p30.pdf>

Fernández, S. (2001). Análisis de efectividad en la evaluación de programas sociales y educativos. Universidad de Oviedo. España. <https://www.educacionyfp.gob.es/dam/jcr:13f73c36-2eec-4842-a204-d0513f606331/re3242009310-pdf.pdf>

Fontalvo, T. Granadillo, E. & Morelos, J. (2018). La productividad y sus factores: Incidencia en el mejoramiento organizacional. Barranquilla. Colombia. [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1692-85632018000100047#:~:text=La%20productividad%20es%20conocida%20como,entradas.%20Medina%2C%20\(2010\)](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1692-85632018000100047#:~:text=La%20productividad%20es%20conocida%20como,entradas.%20Medina%2C%20(2010))

Flores, M., Olivera, D., Balderramo, J., & Pérez, G. (2013). Rentabilidad y competitividad en la PYME. Investigadores del Instituto de Investigaciones y Estudios Superiores de las Ciencias Administrativas de la Universidad Veracruzana, Veracruz, México. <https://www.uv.mx/iiesca/files/2014/01/11CA201302.pdf>

- Floros, C., & Voulgaris, F., (2016). Efficiency, leverage and profitability: The case of Greek manufacturing sector. *Global Business and Economics Review*, Grecia. <https://doi.org/10.1504/GBER.2016.076239>
- Gallego, C., & Gil-Vera, V., (2022). Machine learning aplicado al análisis de rendimiento de desarrollos de software. Universidad Católica, Lima. Perú. <https://revistas.elpoli.edu.co/index.php/pol/article/view/1976/2006>
- Gamboa, J., Huamani, J., Najarro, A., Hidalgo, A., Daga, M., & Horna, I.,(2022), Aprendizaje de idiomas usando Machine Learning. Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Peru.<https://doi.org/10.17162/au.v12i4.1249>
- Garmaise, M., & Natividad, G., (2016). Consumer default, Credit Reporting and Borrowing Constraints. Boston, EEUU https://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/rebper_2016_vol_xii/20170103_Garmaise-Natividad.PDF
- Guest, G., Namey, E., & Mitchell, M., (2013). Collecting Qualitative Data: A Field Manual for Applied Research. Thousand Oaks, California, EEUU. <https://books.google.com.pe/books?id=3rmWYKtloC&printsec=frontcover&dq=applied+research&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwjeh9nm07TpAhXCIAKHeIQA G8Q6AEIXzAF#v=onepage&q=applied%20research&f=false>
- Gutiérrez et al. (2016). Liquidez y rentabilidad. Una revisión conceptual y sus dimensiones. Universidad Peruana Unión. Ñaña, Lima, Perú. <http://www.udec.cl/~rparada/LibrosPublicados/LibroRentabilidadEmpresarial2.pdf>
- Gil et al. (2015), Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales. Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Lima. Perú. <https://core.ac.uk/download/pdf/323350618.pdf>
- González, A. (2021), ¿Qué es Machine Learning? Cleverdata. <https://cleverdata.io/que-es-machine-learning-big-data/>

- Goddard, J., Tavakoli, M., & Wilson, J., (2005). Determinants of profitability in European manufacturing and services: Evidence from a dynamic panel model. *Applied Financial Economics*, 15(18), 1269–1282. <https://doi.org/10.1080/09603100500387139>
- Ghosh et al. (2015). Determinants of profitability of the microenterprises led by women micro entrepreneurs: Evidence from Mumbai slums. Chandralekha Ghosh, West Bengal, India. <https://doi.org/10.1504/IJESB.2015.068631>
- Hans hatch (2019). Eficiencia, eficacia y efectividad en el accionar de la empresa. Hans Hatch. México. <https://hanshatch.com/eficiencia-de-la-empresa/>
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P., (2014). Metodología de la investigación. Edificio Punta Santa Fe. México. https://periodicooficial.jalisco.gob.mx/sites/periodicooficial.jalisco.gob.mx/files/metodologia_de_la_investigacion_-_roberto_hernandez_sampieri.pdf
- Jalal, N., Larsson, K., & Saqr, M (2017). Bachelor Thesis Analytics: Using Machine Learning to Predict Dropout and Identify Performance Factors. Joensuu. Finlandia. https://www.researchgate.net/publication/334726082_Bachelor_Thesis_Analytics_Using_Machine_Learning_to_Predict_Dropout_and_Identify_Performance_Factors
- Martínez, E. (2008). El concepto de productividad en el análisis económico. Benemérita Universidad Autónoma de Puebla. Puebla, México. <https://www.virtualpro.co/biblioteca/el-concepto-de-productividad-en-el-analisis-economico-#comocitar>
- Medrano, S. (2016). Modelo de minería de datos usando machine learning con reconocimiento de patrones de síntomas y enfermedades respiratorias en las historias clínicas para mejorar el diagnóstico de pacientes en la ciudad de Trujillo 2016. Universidad Cesar Vallejo. Trujillo-Perú. https://repositorio.ucv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12692/9852/medrano_ps.pdf?sequence=1&isAllowed=y

- Medina, J. (2010). Modelo integral de productividad, aspectos importantes para su implementación. Universidad EAN. Bogotá, Colombia. <https://www.redalyc.org/pdf/206/20619966006.pdf>
- Mellado, B. (2021). Redes Neuronales para predicción de pago de deudas de clientes de una empresa de retail financiero. Universidad de Chile. Santiago de Chile. Chile. <https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/185414/Redes-neuronales-para-prediccion-de-pago-de-deudas-de-clientes-de-una-empresa.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Meller, P. (2019). Productividad, competitividad e innovación Perspectiva conceptual. CAF Banco de Desarrollo de América Latina. <http://www.cieplan.org/wp-content/uploads/2019/09/Perspectiva-Conceptual-e-Interrelaci%C3%B3n-final.pdf>
- Mejía, C. (2020). Indicadores de Efectividad y Eficacia. Planning Consultores Gerenciales. Colombia. https://www.planning.com.co/bd/valor_agregado/Octubre1998.pdf
- Mira, L. (2020). Diseño de una estrategia para la gestión de cobranza, a través de big data analytics en empresas de venta por catálogo. Universidad de Medellín. Medellín. Colombia. https://repository.udem.edu.co/bitstream/handle/11407/6378/T_MA_465.pdf?sequence=2&isAllowed=y
- Mogollón, J. (2021). La Gestión de Cobranza y su Impacto en la Gerencia Financiera de la Empresa Petroperú S.A: Periodo 2014-2016. Universidad Ricardo Palma, Perú. <http://portal.amelica.org/ameli/journal/514/5143084013/>
- Montiel, J. (2019). Fast and Slow Machine Learning. At Université Paris-Saclay. Saclay-Francia. <https://www.theses.fr/2019SACLTO14.pdf>
- Morales, A., & Mores, J. (2014), Crédito y Cobranza. México. <https://www.editorialpatria.com.mx/pdf/files/9786074383652.pdf>

- Mccue, C. (2017). Data mining and predictive analysis. Intelligence Gathering and Crime Analysis. Carolina del Norte, EEUU. <https://www.sciencedirect.com/book/9780128002292/data-mining-and-predictive-analysis?via=ihub=>
- Moreno, J. (2020). Grilla: Grouping Recall Least Least Lazy Algorithm. Modelo Matemático para Cobranza Selectiva usando técnicas de aprendizaje automático. Universidad EAFIT. Medellín. Colombia. https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/29867/JuanSebastian_MorenoZapata_2021.pdf?sequence=2&isAllowed=y
- Nilsson, S. (2021). Management and business digitalization. The effect management perception of DC and EO on digitalization. Lulea University of technology. <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1598425/FULLTEXT01.pdf>
- Lazlo, A. & Krippner, S. (1997). Systems theories: Their Origins, Foundations, and Development. Amsterdam. Países Bajos. <https://systemika.g-i.cz/record/1641/files/Laszlo,%20Alexander.pdf>
- Litsey, R. (2016). Resources Anytime, Anywhere. How interlibrary Loan Becomes Resource Sharing. Los Ángeles. EEUU. <https://www.sciencedirect.com/book/9780081019894/resources-anytime-anywhere>
- Ortega al et. (2010). Dinámica Contable. Ediciones Caballero Bustamante. San Borja. Perú. <https://isepnsmn.files.wordpress.com/2012/02/dinamicacontable.pdf>
- Pacco, R. (2015). Análisis predictivo basado en redes neuronales no supervisadas aplicando algoritmo de k-medias y crisp-dm para pronóstico de riesgo de morosidad de los alumnos en la Universidad Peruana Unión. Universidad Peruana Unión, Lima, Perú. https://repositorio.upeu.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12840/203/Rodolfo_Tesis_maestria_2015.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Parente et al. Main Street retail system: theoretical contributions drawn from the general systems theory. Fundação Getúlio, Vargas, Brazil
<https://www.redalyc.org/journal/4717/471767360008/html/>

Pedrero, V., Grandón, K., Ureta, J., & Cortez, E. (2021). Generalidades del Machine Learning y su aplicación en la gestión sanitaria en Servicios de Urgencia. Salud Metropolitana Sur. Santiago, Chile.
<https://www.scielo.cl/pdf/rmc/v149n2/0717-6163-rmc-149-02-0248.pdf>

Peralta, E. (2016). Teoría general de los sistemas aplicada a modelos de gestión. Aglala. <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/6832738.pdf>

Peruinforma, (2017), Machine Learning aumentará en 50% nivel de acierto de modelos de riesgo y cobranzas de la banca peruana. Perú.
<http://www.peruinforma.com/machine-learning-aumentara-50-nivel-acierto-modelos-riesgo-cobranzas-la-banca-peruana/>

Polsky, A. (2007). Seeing your name in print: Unpacking the mysteries of the review process at political science scholarly journals. Hunter College and the Graduate Center, CUNY. <https://www.cambridge.org/core/journals/political-science-and-politics/article/seeing-your-name-in-print-unpacking-the-mysteries-of-the-review-process-at-political-science-scholarly-journals/70FA6980073B94A150F815FACA8597C8#article>

Polyakova, A., Loginov, M., Serebrennikova, A., & Thalassios, E. (2019). Design of a Socio-economic Processes Monitoring System Based on Network Analysis and Big Data. Financial University under the government of the Russian Federation, Moscow, Russia.
<https://www.um.edu.mt/library/oar/bitstream/123456789/43962/1/Design%20of%20a%20Socio-economic%20Processes%20Monitoring%20System%20Based%20on%20Network%20Analysis%20and%20Big%20Data.pdf>

Ravelo, A., & Carbonell, S. (2015), la producción científica en Inteligencia Artificial: revistas del primer cuartil indexadas en Scopus Sciverse. Revista Cubana de

Ciencias Informáticas. La Habana, Cuba
http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2227-18992015000400006

Reis de oliveira et al (2012). Alternative management structures for municipal waste collection services: The influence of economic and political factors, ELSEVIER. Carolina del Norte, EEUU
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0956053X14002888>

Rincón, L. (2017). Estadística descriptiva. Universidad Nacional Autónoma de México, Mexico.<https://lya.fciencias.unam.mx/lars/Publicaciones/ed2017.pdf>

Robles, P. & Rojas, M. (2015). Validation by expert judgements : two cases of qualitative research in applied Linguistics. Sapienza Università, Roma
https://www.nebrija.com/revista-linguistica/files/articulosPDF/articulo_55002aca89c37.pdf

Rojas, M., Jaimes, L., & Valencia, M. (2017). Efectividad, eficacia y eficiencia en equipos de trabajo. Lima, Perú
<https://www.revistaespacios.com/a18v39n06/a18v39n06p11.pdf>

Rodríguez, J., & Miñano M. (2017). Desarrollo de una Aplicación informática basada en un modelo Machine Learning para mejorar la evaluación de préstamos crediticios. Universidad Privada del Norte. Trujillo, Lima. Recuperado de <https://repositorio.upn.edu.pe/bitstream/handle/11537/12294/Rodr%C3%ADguez%20Castillo%2C%20Jorge%20Junior%20%20Mi%C3%B1ano%20Ochoa%2C%20Milagros%20Madeleine.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.

Sánchez, H., Reyes, C., & Mejía, K. (2018). Manual de términos en investigación científicas, tecnológica y humanística. Universidad Ricardo Palma. Lima, Perú
<https://www.urp.edu.pe/pdf/id/13350/n/libro-manual-de-terminos-en-investigacion.pdf>

- Salinas, A. (2004). Métodos de muestreo. Universidad Autónoma de Nuevo León, Monterrey, México. <https://www.redalyc.org/pdf/402/40270120.pdf>
- Sledge, W. & Lazar, S. (2014). Cost effectiveness. Eyclopedia of Psychotherapy, <https://www.sciencedirect.com/topics/social-sciences/cost-effectiveness>
- Tamayo, A. (2015). Teoría general de sistemas. Universidad Nacional de Colombia. Sede Manizales. Colombia. <https://repositorio.unal.edu.co/bitstream/handle/unal/60006/teoriageneraldesistemas.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Tohidi, H., (2011). Teamwork productivity & effectiveness in an organization base on rewards, leadership, training, goals, wage, size, motivation, measurement and information technology. Islamic Azad University, South Tehran Branch, Iran. <https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S1877042811030102?token=88BBCB505A73458333ECA16BE7945693FF51BEB24C756BCA8E296DFDCE7B49C448247EBCAEDE59053006C83621EE75DE&originRegion=us-east-1&originCreation=20221126212425>
- Vertakova, Y. & Malseva, I. (2020). Labor productivity: analysis of the current level and identification of opportunities for its growth. Department of Regional Economics and Management Southwest State University, Kursk, Russia <https://www.revistaespacios.com/a20v41n27/a20v41n27p01.pdf>
- Villamil, R. (2013), Modelo Predictivo Neuronal para la evaluación del riesgo crediticio. Universidad Nacional de Colombia. Bogotá, Colombia. <https://repositorio.unal.edu.co/bitstream/handle/unal/52246/08901050.2013.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Vinueza, M. & Cedillo, M. (2012), Gestión de cobranzas en la administración pública: una revisión sistemática de literatura. Madrid, España

<http://servicio.bc.uc.edu.ve/ingenieria/revista/Inge-Industrial/vol6-n22/art07.pdf>

Zeli, A. & Mariani, P. (2009). Productivity and profitability analysis of large Italian companies: 1998-2002. Roma, Italia. <https://doi.org/10.1007/s12232-009-0067-8>

Zhu, Chun-xiao. (2021), Analysis on tax collection and Management of Digital Economy. Finalcial department Linyi University Linyi, Shandong. https://www.e3sconferences.org/articles/e3sconf/pdf/2021/29/e3sconf_eem2021_03046.pdf

ANEXOS

Anexo 1: Matriz de Consistencia

TÍTULO: Machine Learning para la mejora en la Gestion de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022				
AUTOR: Anthony Roberto Palomino Mendoza				
PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES E INDICADORES	
<p>Problema principal: PP. ¿De qué manera Machine Learning mejora en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022?</p> <p>Problemas específicos: P1. ¿De qué manera el Machine Learning mejora el indicador efectividad de los asesores en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022? P2. ¿De qué manera el Machine Learning mejora el indicador productividad de los asesores en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022? P3. ¿De qué manera el Machine Learning mejora el indicado la rentabilidad por asesor en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 202</p>	<p>Objetivo principal: OP. Determinar de qué manera Machine Learning mejora en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022</p> <p>Objetivos específicos: O1. Determinar de qué manera Machine Learning mejora el indicador efectividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022 O2. Determinar de qué manera Machine Learning mejora el indicador productividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022 O3. Determinar de qué manera Machine Learning mejora el indicador rentabilidad por asesor en la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C. Lima 2022</p>	<p>Hipótesis principal: HP. Machine Learning mejora significativamente la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022</p> <p>Hipótesis específicas: H1. Machine Learning mejora significativamente el indicador efectividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022 H2. Machine Learning mejora significativamente el indicador productividad de los asesores de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022 H3. Machine Learning mejora significativamente el indicador rentabilidad por asesor de la Gestión de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022</p>	Variable - 1: Machine Learning	
			Variable - 2: Gestión de Cobranza	
			Indicadores	Unidad de medida
			efectividad de los asesores	Entero
			productividad de los asesores	Entero
			rentabilidad por asesor	Porcentaje

Metodología

TIPO Y DISEÑO	POBLACIÓN Y MUESTRA	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS	ESTADÍSTICA POR UTILIZAR
<p>Tipo: Investigación Aplicada</p> <p>Diseño: Experimental – Experimental Puro</p>	<p>Población: 66 observaciones</p> <p>Tamaño de muestra: 66 observaciones</p> <p>Muestreo: Probabilístico de tipo Aleatorio simple</p>	<p>Técnicas: Observación</p> <p>Instrumentos: Guía de Observación</p>	<p>Descriptiva: El análisis descriptivo determinó el rango mínimo y máximo, la media y la desviación estándar de cada indicador, y utilizó tablas y figuras para comparar los datos antes y después de la prueba.</p> <p>Inferencial: se realizaron pruebas de normalidad seguridad de prueba de hipótesis. Para estipular la normalidad de las variables se utilizó la prueba de Kolmogorov y Smirnov, ya que la muestra para cada indicador consta de 66 operaciones. Además, realizamos pruebas de hipótesis de indicadores utilizando la prueba T-student.</p>

Anexo 2: Matriz de Operacionalización de Variables

TÍTULO: Machine Learning para la mejora en la Gestion de Cobranza en la empresa Externa S.A.C., Lima 2022				
AUTOR: Anthony Roberto Palomino Mendoza				
INDICADOR	DEFINICIÓN	INSTRUMENTO	UNIDAD DE MEDIDA	FÓRMULA
efectividad de los asesores	Mejía (2020), es entregar los resultados programados de manera oportuna y al costo más razonable. Significa hacer exactamente lo correcto sin perder tiempo ni dinero.	Guía de observación	Entero	$EA = \text{Acuerdos de Pagos por Mes} / \text{Acuerdos Pagados por Mes}$
productividad de los asesores	Morales et al. (2014), esto se ha convertido en un tema fundamental para las empresas, ya que una alta productividad y estrategias adecuadas pueden hacerlas más competitivas e innovadoras	Guía de observación	Entero	$PA = \text{Acuerdo de Pagos Realizados} / \text{Llamadas de clientes contactados}$
Índice de rentabilidad por asesor	Sevilla (2015), se refiere a la ganancia obtenida de una inversión.	Guía de observación	Porcentaje	$RA = (\text{Ganancia} / \text{Inversión}) \times 100$

Anexo 3: Instrumento de Recolección de Datos

Ficha de observación N° 1. Indicador efectividad de los asesores

Ficha de observación de medición del indicador efectividad de los asesores / Preprueba				
Investigador:		Anthony Roberto Palomino Mendoza		
Proceso observado:		efectividad de los asesores		
Pre-Test				
N° de Obs.	Fecha	Acuerdos de Pagos por Mes	Acuerdos Pagados por Mes	EA = Acuerdos de Pagos por Mes / Acuerdos Pagados por Mes
1				
2				
3				
4				
5				
6				
N				

Ficha de observación de medición del indicador efectividad de los asesores / Postprueba				
Investigador:		Anthony Roberto Palomino Mendoza		
Proceso observado:		efectividad de los asesores		
Post-Test				
N° de Obs.	Fecha	Acuerdos de Pagos por Mes	Acuerdos Pagados por Mes	EA = Acuerdos de Pagos por Mes / Acuerdos Pagados por Mes
1				
2				
3				
4				
5				
6				
6				
N				

Ficha de observación N° 2. productividad de los asesores

Ficha de observación de medición del indicador productividad de los asesores / Preprueba				
Investigador:		Anthony Roberto Palomino Mendoza		
Proceso observado:		productividad de los asesores		
Pre-Test				
N° de Obs.	Fecha	Cantidad de Acuerdos de Pago	Cantidad de Clientes contactados	PA = Acuerdo de Pagos Realizados / Llamadas de clientes contactados
1				
2				
3				
4				
5				
6				
7				
N				

Ficha de observación de medición del indicador productividad de los asesores / Postprueba				
Investigador:		Anthony Roberto Palomino Mendoza		
Proceso observado:		productividad de los asesores		
Post-Test				
N° de Obs.	Fecha	Acuerdo de Pagos Realizados	Llamadas de clientes contactados	PA = Acuerdo de Pagos Realizados / Llamadas de clientes contactados
1				
2				
3				
4				
5				
6				
N				

Ficha de observación N° 3. rentabilidad por asesor

Ficha de observación de medición del indicador rentabilidad por asesor / Preprueba				
Investigador:		Anthony Roberto Palomino Mendoza		
Proceso observado:		rentabilidad por asesor		
Pre-Test				
N° de Obs.	Fecha	Ganancia	Inversión	RA = (Ganancia / Inversión) x 100
1				
2				
3				
4				
5				
6				
N				

Ficha de observación de medición del indicador rentabilidad por asesor / Postprueba				
Investigador:		Anthony Roberto Palomino Mendoza		
Proceso observado:		rentabilidad por asesor		
Post-Test				
N° de Obs.	Fecha	Ganancia	Inversión	RA = (Ganancia / Inversión) x 100
1				
2				
3				
4				
5				
6				
N				

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

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO

VARIABLE: Gestión de Cobranza

N°	INDICADORES	Claridad ¹		Pertinencia ²		Relevancia ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Efectividad de asesores Formula: EA = Acuerdos de Pagos por Mes / Acuerdos Pagados por Mes	✓		✓		✓		
2	Productividad de los asesores Formula: PA = Acuerdo de Pagos Realizados / Llamadas de clientes contactados	✓		✓		✓		
3	Rentabilidad por asesor Formula: RA = (Ganancia / Inversión) x 100	✓		✓		✓		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): Si hay suficiencia

Opinión de aplicabilidad: Aplicable Aplicable después de corregir [] No aplicable [] ...17...de...10...del 2022

Apellidos y nombres del juez evaluador: RODRIGUEZ SANCHEZ Carlos E. DNI: 07648189

Especialista: Metodólogo Temático []

Grado: Maestro [] Doctor

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 ítem es apropiado para representar al componente o dimensión específica del constructo

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


Firma del Experto Informante

Validación del Experto N°2

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO

VARIABLE: Gestión de Cobranza

N°	INDICADORES	Claridad ¹		Pertinencia ²		Relevancia ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Efectividad de asesores Formula: EA = Acuerdos de Pagos por Mes / Acuerdos Pagados por Mes	x		x		x		
2	Productividad de los asesores Formula: PA = Acuerdo de Pagos Realizados / Llamadas de clientes contactados	x		x		x		
3	Rentabilidad por asesor Formula: RA = (Ganancia / Inversión) x 100	x		x		x		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): si hay suficiencia

Opinión de aplicabilidad: Aplicable [x] Aplicable después de corregir [] No aplicable []

Apellidos y nombres del juez evaluador: Chipulina Puelles Luigi

.....18.....de.....10.....del 2020
DNI:46770482

Especialista: Metodólogo [] Temático [x]

Grado: Maestro [x] Doctor []



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.

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

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

Validación del Experto N°3

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO

VARIABLE: Gestión de Cobranza

N°	INDICADORES	Claridad ¹		Pertinencia ²		Relevancia ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Efectividad de asesores Formula: EA = Acuerdos de Pagos por Mes / Acuerdos Pagados por Mes							
		x		x		x		
2	Productividad de los asesores Formula: PA = Acuerdo de Pagos Realizados / Llamadas de clientes contactados							
		x		x		x		
3	Rentabilidad por asesor Formula: RA = (Ganancia / Inversión) x 100							
		x		x		x		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): _____ si hay suficiencia _____

Opinión de aplicabilidad: Aplicable [] Aplicable después de corregir [] No aplicable []

.....18....de...10.....del 2020

Apellidos y nombres del juez evaluador: Flores Masías, Edward Jose

DNI: 09536323

Especialista: Metodólogo [] Temático []

Grado: Maestro [] Doctor []

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 ítem es apropiado para representar al componente o dimensión específica del constructo

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


Firma del Experto Informante

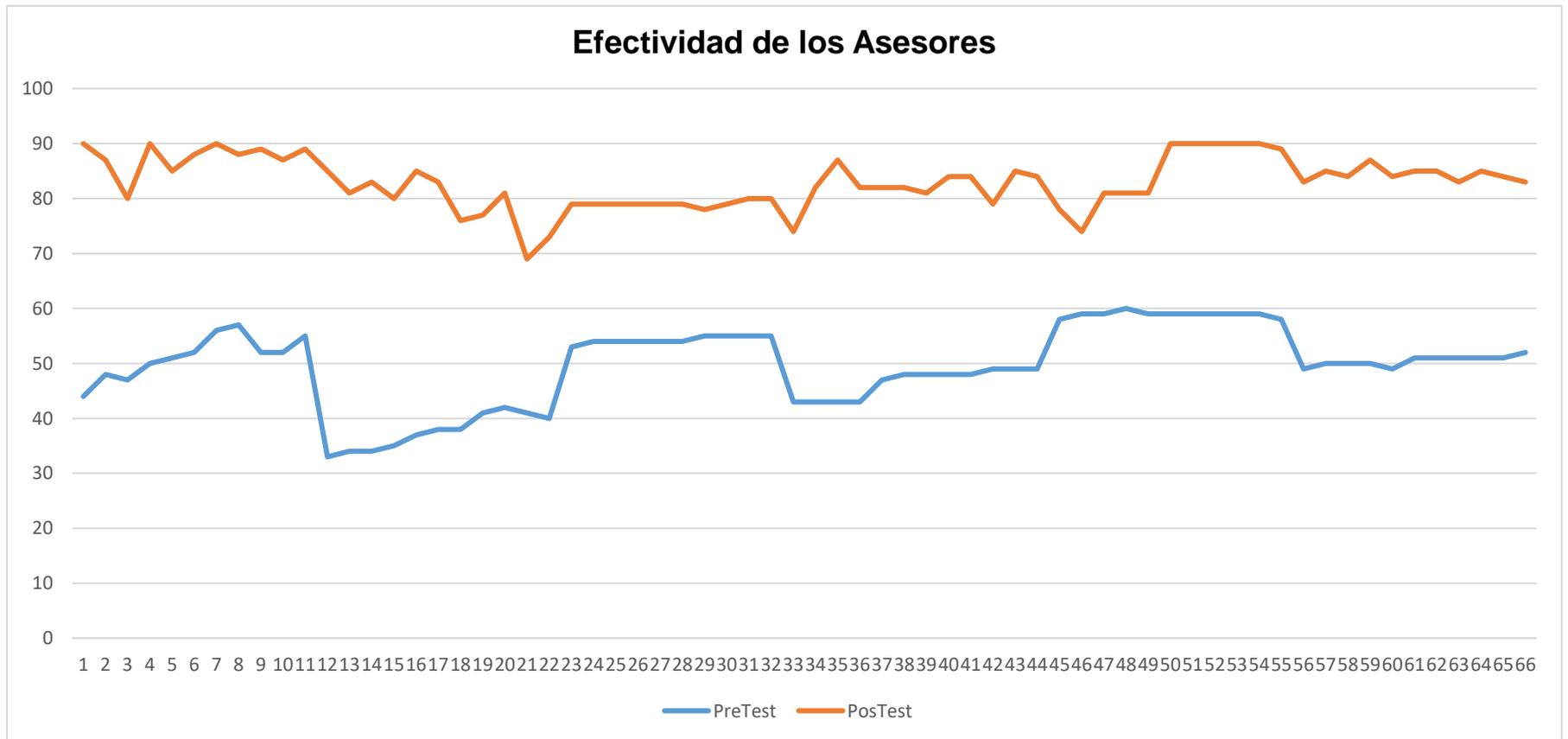
Anexo 5: Base de datos

	Indicador 1		Indicador 2		Indicador 3	
	I1PreTest	I1PostTest	I2PreTest	I2PostTest	I3PreTest	I3PostTest
1	44	90	66	88	26	88
2	48	87	57	87	29	87
3	47	80	62	80	27	80
4	50	90	69	88	28	88
5	51	85	61	85	29	85
6	52	88	63	88	30	82
7	56	90	44	87	31	82
8	57	88	60	88	32	85
9	52	89	58	89	31	81
10	52	87	65	87	31	85
11	55	89	67	89	31	87
12	33	85	50	85	26	88
13	34	81	55	81	27	85
14	34	83	57	83	27	87
15	35	80	60	79	27	84
16	37	85	57	85	28	86
17	38	83	60	83	29	76
18	38	76	52	76	29	88
19	41	77	50	77	31	79
20	42	81	52	81	32	82
21	41	69	50	69	30	70
22	40	73	52	73	29	82
23	53	79	68	75	33	78
24	54	79	69	75	33	79
25	54	79	70	75	33	79
26	54	79	68	75	33	89
27	54	79	69	75	34	89
28	54	79	68	75	34	79
29	55	78	67	78	34	79
30	55	79	70	75	34	79
31	55	80	38	80	35	70
32	55	80	55	80	35	81
33	43	74	68	74	30	82
34	43	82	67	82	31	88
35	43	87	36	87	31	82
36	43	82	44	82	31	78
37	47	82	38	82	34	79
38	48	82	45	82	34	89

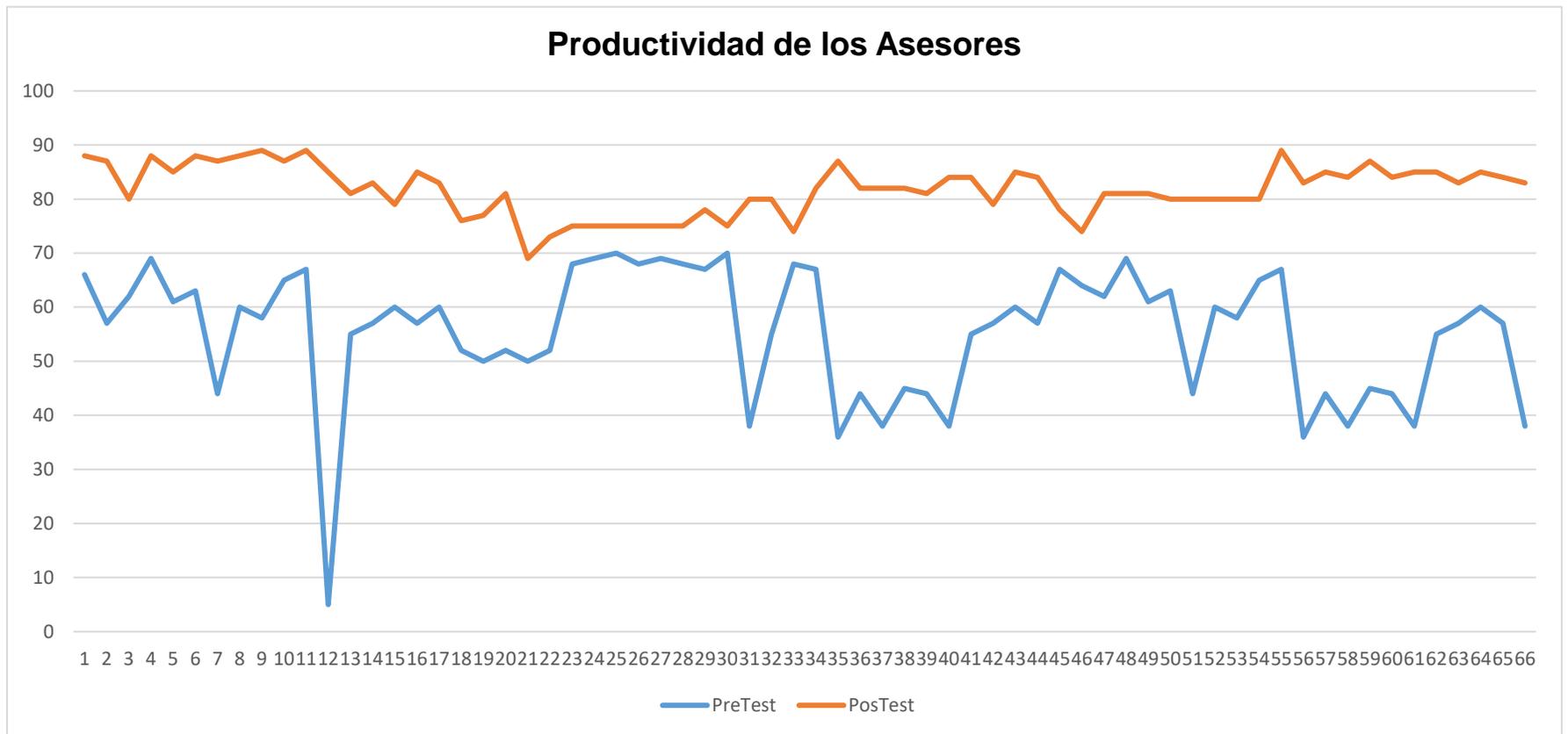
	Indicador 1		Indicador 2		Indicador 3	
	I1PreTest	I1PostTest	I2PreTest	I2PostTest	I3PreTest	I3PostTest
39	48	81	44	81	35	69
40	48	84	38	84	35	81
41	48	84	55	84	35	81
42	49	79	57	79	36	78
43	49	85	60	85	36	82
44	49	84	57	84	36	82
45	58	78	67	78	35	87
46	59	74	64	74	36	85
47	59	81	62	81	36	89
48	60	81	69	81	36	79
49	59	81	61	81	36	89
50	59	90	63	80	36	89
51	59	90	44	80	36	89
52	59	90	60	80	36	89
53	59	90	58	80	36	79
54	59	90	65	80	36	79
55	58	89	67	89	36	79
56	49	83	36	83	36	82
57	50	85	44	85	37	87
58	50	84	38	84	37	78
50	50	87	45	87	37	87
60	49	84	44	84	37	83
61	51	85	38	85	38	84
62	51	85	55	85	38	73
63	51	83	57	83	38	82
64	51	85	60	85	38	74
65	51	84	57	84	38	83
66	52	83	38	83	39	82

Anexo 6: Comportamiento de las medidas descriptivas

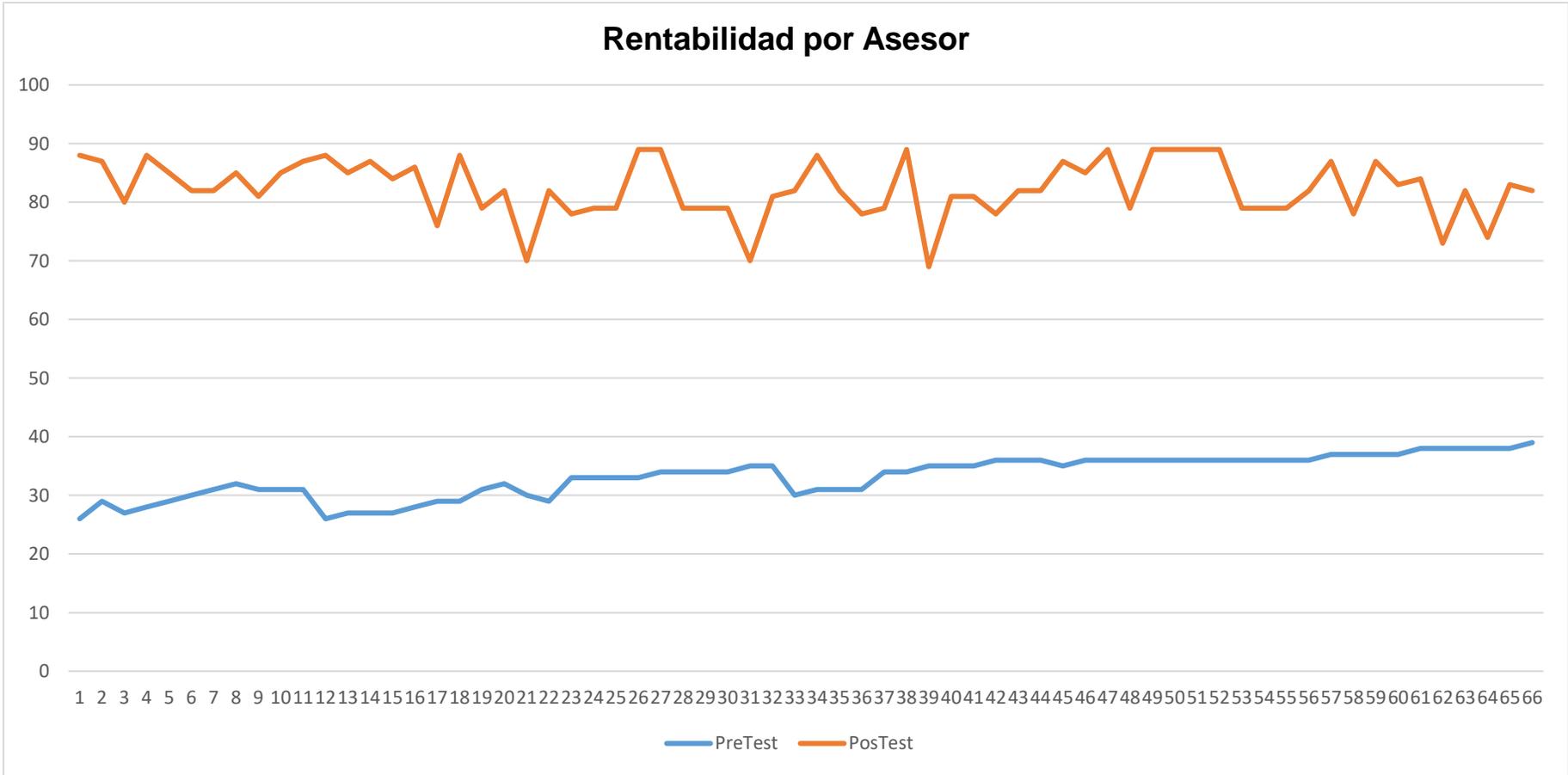
Indicador 1a: Comportamiento de las medidas descriptivas del indicador de la efectividad de los asesores, antes y después de la implementación del matching learning.



Indicador 2b: Comportamiento de las medidas descriptivas del indicador de la productividad de los asesores, antes y después de la implementación del matching learning.



Indicador 3c: Comportamiento de las medidas descriptivas del indicador la rentabilidad por asesor, antes y después de la implementación del maching learning.



Anexo 7: Autorización de la investigación



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

AUTORIZACIÓN DE LA ORGANIZACIÓN PARA PUBLICAR SU IDENTIDAD EN LOS RESULTADOS DE LAS INVESTIGACIONES

Datos Generales

Nombre de la Organización: Externa S.A.C	RUC: 20545456576
Nombre del Titular o Representante legal: Silvia Aliaga de Morillo	
Nombres y Apellidos: Silvia Aliaga de Morillo	DNI: 06800280

Consentimiento:

De conformidad con lo establecido en el artículo 7º, literal "f" del Código de Ética en Investigación de la Universidad César Vallejo (*), autorizo [x], no autorizo [] publicar LA IDENTIDAD DE LA ORGANIZACIÓN, en la cual se lleva a cabo la investigación:

Nombre del Trabajo de Investigación	
Machine Learning para la mejora en la Gestión de Cobranza en la Empresa Externa S.A.C., Lima 2022	
Nombre del Programa Académico: Maestría en Ingeniería de Sistemas con Mención en Tecnologías de la Información	
Autor: Nombres y Apellidos Anthony Roberto Palomino Mendoza	DNI: 46270127

En caso de autorizarse, soy consciente que la investigación será alojada en el Repositorio Institucional de la UCV, la misma que será de acceso abierto para los usuarios y podrá ser referenciada en futuras investigaciones, dejando en claro que los derechos de propiedad intelectual corresponden exclusivamente al autor (a) del estudio.

Lugar y Fecha: Lima, 9 de Setiembre del 2022

Firma: _____


Silvia Aliaga de Morillo
Gerente General
EXTERNA S.A.C.

(*) Código de Ética en Investigación de la Universidad César Vallejo-Artículo 7º, literal " f " Para difundir o publicar los resultados de un trabajo de investigación es necesario mantener bajo anonimato el nombre de la institución donde se llevó a cabo el estudio, salvo el caso en que haya un acuerdo formal con el gerente o director de la organización, para que se difunda la identidad de la institución. Por ello, tanto en los proyectos de investigación como en los informes o tesis, no se deberá incluir la denominación de la organización, pero sí será necesario describir sus características.



ESCUELA DE POSGRADO

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

Declaratoria de Autenticidad del Asesor

Yo, VISURRAGA AGUERO JOEL MARTIN, docente de la ESCUELA DE POSGRADO MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE SISTEMAS CON MENCIÓN EN TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - LIMA NORTE, asesor de Tesis titulada: "Machine Learning en la mejora de la Gestión de Cobranza en la Empresa Externa S.A.C., Lima 2022", cuyo autor es PALOMINO MENDOZA ANTHONY ROBERTO, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 19.00%, verificable en el reporte de originalidad del programa Turnitin, el cual ha sido realizado sin filtros, ni exclusiones.

He revisado dicho reporte y concluyo que cada una de las coincidencias detectadas no constituyen plagio. A mi leal saber y entender la Tesis cumple con todas las normas para el uso de citas y referencias establecidas por la Universidad César Vallejo.

En tal sentido, asumo la responsabilidad que corresponda ante cualquier falsedad, ocultamiento u omisión tanto de los documentos como de información aportada, por lo cual me someto a lo dispuesto en las normas académicas vigentes de la Universidad César Vallejo.

LIMA, 07 de Enero del 2023

Apellidos y Nombres del Asesor:	Firma
VISURRAGA AGUERO JOEL MARTIN DNI: 10192325 ORCID: 0000-0002-0024-668X	Firmado electrónicamente por: JMVISURRAGA el 11-01-2023 20:55:48

Código documento Trilce: TRI - 0513110