



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 del proceso de operaciones
comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020**

TESIS PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE:
Maestro en Ingeniería de Sistemas con Mención en Tecnologías de la
Información

AUTORA:

Silva Huarcaya, Joselyn Gloria (ORCID: 0000-0002-6302-6537)

ASESOR:

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

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistemas de información y comunicaciones

LIMA — PERÚ

2021

Dedicatoria

A mi familia por su gran apoyo y motivación para la culminación de esta tesis, por su tiempo compartido e impulsarme al desarrollo de mi formación profesional apoyándome en cada momento.

Agradecimiento

Agradezco a mi familia que me apoyaron y me alentaron para el desarrollo de esta tesis. Al Dr. Adilio Christian Ordoñez Pérez, por brindarme su asesoría permanente en la realización y finalización de esta tesis.

Índice de contenidos

	Pág.
Dedicatoria	ii
Agradecimiento	iii
Índice de contenido	iv
Índice de tablas	v
Índice de gráficos y figuras	vvi
Resumen	vii
Abstract	viii
I. INTRODUCCIÓN	1
II. MARCO TEÓRICO	4
III. METODOLOGÍA	12
3.1. Tipo y diseño de investigación	12
3.2. Variables y operacionalización	12
3.3. Población, muestra y muestreo	14
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos	15
3.5. Procedimientos	18
3.6. Método de análisis de datos	18
3.7. Aspectos éticos	18
IV. Resultados	19
V. Discusión	27
VI. Conclusiones	33
VII. Recomendaciones	34
REFERENCIAS	35

Índice de tablas

	Pág.
Tabla 1 Población de la investigación	14
Tabla 2 Muestra de la investigación	15
Tabla 3 Ficha técnica del instrumento	16
Tabla 4 Medidas descriptivas del indicador	19
Tabla 5 Pruebas de normalidad de los indicadores	22
Tabla 6 Pruebas de Wilcoxon de los indicadores	24

Índice de gráficos y figuras

	Pág.
Figura 1 Índice de cumplimiento diario antes y después de implementar el machine learning	20
Figura 2 Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo antes y después de implementar el machine learning	20
Figura 3 Índice de control de operaciones antes y después de implementar el machine learning	21

Resumen

La presente tesis detalla el desarrollo del machine learning para el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos. El objetivo de esta investigación es determinar en qué medida el machine learning mejora el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

El tipo de investigación es aplicada, el diseño de la investigación es cuasi experimental. La población del índice de cumplimiento diario se determinó en 70 operaciones comerciales, estratificado en 70 observaciones. La población del índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo se determinó en 70 operaciones comerciales, estratificado en 70 observaciones. La población del índice de control de operaciones se terminó en 70 operaciones comerciales, estratificado en 70 observaciones. El tamaño de la muestra estuvo conformado por 70 operaciones comerciales.

Los resultados permitieron llegar a la conclusión que el machine learning mejora el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos. La implementación del machine learning permitió mejorar el índice de cumplimiento diario del 33.72% al 91.44%, del mismo modo mejoró el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del 66.28% al 8.56%, así como el índice de control de operaciones del 43.04% al 82.70% del proceso de operaciones comerciales.

Palabras clave: Machine learning, operaciones comerciales, índice de cumplimiento diario, índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo, índice de control de operaciones

Abstract

This thesis details the development of machine learning for the business operations process in the round company. The objective of this research is to determine to what extent machine learning improves the business operations process in Redondos, Lima - 2020.

The type of research is applied, the research design is quasi-experimental. The population of the daily compliance index was determined in 70 commercial operations, stratified in 70 observations. The population of the index of requests attended out of time was determined in 70 commercial operations, stratified in 70 observations. The operations control index population was finished in 70 commercial operations, stratified in 70 observations. The sample size consisted of 70 commercial operations.

The results allowed us to conclude that machine learning improves the business operations process in the company Redondos. The implementation of machine learning made it possible to improve the daily compliance rate from 33.72% to 91.44%, in the same way the rate of requests attended out of time improved from 66.28% to 8.56%, as well as the control rate of operations from 43.04% to 82.70% of the commercial operations process.

Keywords: Machine Learning, Business Operations, Daily Fulfillment Rate, Out of Time Requests Served Rate, Operations Control Rate

I. INTRODUCCIÓN

En el escenario internacional, se define que el proceso de las operaciones comerciales según Corrales (2016), son fundamentales para la empresa, ya que éstas son actividades exportadoras entre las empresas productoras y consumidoras en el ámbito del comercio exterior, donde los asesores profesionales lo realizan diariamente, pero actualmente hay problemas al momento de realizar la toma de decisiones en las empresas, así como las predicciones que desea llegar la empresa, por consiguiente trae muchas desventajas de la disminución del rendimiento por eso dificulta ser mejor frente a la competencia.

En el escenario nacional, se define que en Perú es muy predecible el proceso de las operaciones comerciales según Godoy (2018) van vinculadas al mercado con las normativas de comercio interior, por ello especialmente son importantes y consideradas para las predicciones de elementos fundamentales; actualmente hay una disminución de las operaciones comerciales por no llevar una mejora continua sobre los ingresos y salidas de mercancías, por consiguiente las personas encargadas se ven envueltas en una serie de regulaciones y obligaciones de normas expedidas por diversas entidades principalmente por entidades sectoriales.

En el escenario local, en la empresa Redondos, la principal función son las operaciones comerciales, es el proceso principal que se encarga de las compras, ventas, cobros y pagos. Actualmente estas actividades se encuentran afectadas y con un bajo porcentaje de su nivel establecido por la toma de decisiones mal realizadas.

La empresa Redondos, se encuentra ubicado en el distrito del Callao, está dedicada al rubro alimenticio brindando productos cárnicos. En los últimos años ha tenido gran crecimiento en su demanda debido a los servicios que brinda a los clientes a través de una calidad perfecta de distribución y su buena atención. Sin embargo, la ejecución mal realizada de la toma de decisiones del proceso de operaciones comerciales diarias genera desorganización a la hora de adquirir sus ganancias a través que no se puede cumplir con los datos brindados diariamente

en el control de operaciones comerciales, por lo tanto, es el proceso que requiere ser atendido.

Por lo anteriormente mencionado, surgen las siguientes interrogantes.

Como problema general tenemos: ¿En qué medida el machine learning mejora el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020?, como problemas específicos ¿En qué medida el machine learning mejora el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020?, ¿En qué medida el machine learning mejora el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020?, ¿En qué medida el machine learning mejora el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020?

En la presente investigación se justifica en cuatro ámbitos como la justificación epistemológica donde se estudia la entidad del conocimiento científico que se va a tratar, por consecuente trata del proceso de constitución y sobre todo el conocimiento del desarrollo científico, por ello no sólo establece criterios la epistemología ya que estos criterios son formales de la validez del conocimiento que es científico. A continuación, como la justificación teórica del presente trabajo es primordial ya que su propósito fundamental del estudio es donde se genera reflexión y sobre todo es un debate académico sobre la existencia del conocimiento donde confronta una teoría fundamental, donde se contrasta resultados y se busca soluciones de modelo donde se desea mostrar. A continuación, como la justificación práctica del presente trabajo es elemental ya que resuelve un problema y ayuda a proponer estrategias que aplique a la resolución y contribución, por consecuente propone medios o estrategias que al aplicarlos en la práctica o en la realidad beneficia en la contribución de resolver el problema principal del trabajo. Así, como la justificación metodológica del presente trabajo es sustancial ya que se realiza un proyecto donde se propone un nuevo método estratégico que genera un conocimiento confiable y válido, donde un estudio busca técnicas y métodos donde

se genere conocimiento o búsqueda de nuevas formas de realizar una investigación establecida a esto se le llamaría justificación metodológica del estudio.

La investigación tiene como objetivo general, determinar en qué medida el machine learning mejora el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020. Además, se puede formular los objetivos específicos donde menciona, determinar en qué medida el machine learning mejora el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima – 2020, determinar en qué medida el machine learning mejora el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima – 2020, determinar en qué medida el machine learning mejora el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

La investigación tiene como hipótesis general, nos menciona que, el machine learning mejora significativamente el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020. Además, podemos plantear las hipótesis específicas donde nos menciona que, el machine learning mejora el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima – 2020, el machine learning mejora el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima – 2020, el machine learning mejora el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

II. MARCO TEÓRICO

Se ha tomado en cuenta los trabajos realizados a nivel nacional e internacional dónde se utilizaran como referencia y soporte para la actual investigación, entre las investigaciones nacionales encontramos a Zuly (2020) con su investigación titulada, implementación de un sistema de gestión de seguridad electrónica con machine learning dirigido a Prosegur Perú para la gestión de seguridad en viviendas de Lima metropolitano, cuyo objetivo fue determinar un sistema electrónico donde se implemente un machine learning que mejore los servicios de las viviendas con una seguridad respectiva. La metodología de investigación que se realiza es la recopilación de todos los datos donde se realizaron preguntas para justificar las hipótesis previamente construidas. La conclusión principal es que el machine learning fue dirigida a la gestión de seguridad electrónica donde permita predecir que las viviendas salieron perjudicadas a través de los robos mediante algoritmos dónde se aplica una base de todos los datos recolectados para el control.

Valencia (2019) con su investigación titulada, sistema machine learning en el aprendizaje de trabajadores en la empresa Digiflow, el objetivo fue que es el sistema de machine learning determine de manera positiva un aprendizaje donde los trabajadores sean beneficiados. La metodología usada fue cuasi experimental ya que es una tecnología donde ofrezca al estudiante un aprendizaje fluido de manera dinámica. La conclusión fundamental es que el machine learning sea el sistema donde ayude de una manera positiva a los trabajadores de la empresa a través de un aprendizaje cognitivo. Por consecuente, Nina y Vilca (2018) con su investigación titulada, búsqueda de patrones de comportamiento usando machine learning, para la toma decisiones gerenciales en la empresa chuchuhuasi, cuyo objetivo determino la tecnología de machine learning por medio de patrones de comportamiento pueda mejorar las decisiones gerenciales. La metodología de investigación utilizada es cuasi experimental aplicada ya que el análisis del diseño se oriente a la automatización con tecnologías. La conclusión de machine learning es determinar el comportamiento del proceso de negocio para la toma de decisiones.

Lazo (2018) con su investigación titulada, espectroscopia con infrarrojo, técnicas de machine y deep learning para la detección de frutas para la agroindustria, cuyo objetivo es utilizar el procedimiento de imágenes de arándanos por medio de infrarrojos a través de machine learning y la respectiva clasificación de arándanos en la empresa. La metodología utilizada fue el scrum ya que la base de datos principal donde la aplicación de la propuesta es sobre el machine learning. La conclusión fue aplicar machine learning en áreas tales donde la interacción entre la máquina, el usuario sean predicciones del comportamiento de marketing para la optimización de las entregas de publicidad pagada. Así también, Rodriguez y Miñano (2017) con su investigación titulada, desarrollo de una aplicación informática basada en un modelo de machine learning para mejorar la evaluación de préstamos crediticios, cuyo objetivo fue determinar la evaluación para una mejora de préstamos crediticios a través de una aplicación informática donde se basa el machine learning. La metodología utilizada fue de desarrollo de software de cascada. La conclusión fundamental es que se logró mejorar el préstamo crediticio mediante una evaluación de la aplicación informática basado en el modelo principal que es el machine learning.

Habiendo desarrollado la búsqueda de investigaciones, se hallaron diversos antecedentes internacionales como la investigación de, Garcés (2020) con su investigación titulada, aplicación de machine learning en la demanda de productos permisibles, cuyo objetivo fue determinar la aplicación donde el portafolio de productos sea viable y donde tenga una gran escala que son permisibles para las situaciones adversas y así prevenirlas en el mercado. La metodología de investigación utilizada del trabajo fue cuasi experimental. La conclusión principal es potenciar el aprendizaje automatizado donde alcanza un extenso puesto donde se pueda entender el comportamiento de las variables que se va a tratar. Asimismo, Yagual (2019) con su investigación titulada, diseño de un modelo de predicción de éxito para proyectos tecnológicos con financiación en masa aplicando técnicas de machine learning, cuyo objetivo fue el modelo de predicción donde se diseña a través de tecnologías con financiación mediante las técnicas del machine learning donde se evalúa la selección mejor antes de realizar nuevos cambios del proyecto.

La metodología de investigación fue cuasi experimental donde se apoya a través de la recolección de datos por medio de actividades de campo donde se realice entrevistas para la observación directa y el análisis documental. La conclusión primordial del proyecto es el diseño que se implementó a través del modelo de predicción para proyectos tecnológicos a través del machine learning. Por consecuente, Gnoza y Barberena (2018) con su investigación titulada, estudio de factibilidad del uso de machine learning con múltiples fuentes de datos en el pronóstico del tiempo, cuyo objetivo fue incursionar en técnicas y metodologías utilizadas en los equipos de investigación. La metodología de investigación utilizada fue incursionar en técnicas y metodologías utilizadas en los equipos de investigación. La conclusión fue la factibilidad del uso de Machine Learning en la predicción del clima ya que cumplió con el alcance y se pudo confirmar que es viable si bien se identificaron oportunidades de mejora en la parte analítica. Por consiguiente, Rivero (2016) con su investigación titulada detección de contenido malicioso mediante técnicas de machine learning en las redes sociales, cuyo objetivo es qué modelo adecuado minimice y anule las predicciones erróneas. La metodología de investigación usada fue el conocimiento de los datos estructurados y extraídos sobre los no estructurados. La conclusión principal fue el control de todos los accesos de las URL de las publicaciones sobre las redes sociales en línea ya que algunas URL contienen contenido malicioso que son propagados por los medios de las redes. Así también, Garcia (2016) con su investigación titulada modelo de machine learning para la clasificación de pacientes en términos del nivel asistencial requerido en una urgencia pediátrica con área de cuidados mínimos, cuyo objetivo es el desarrollo de un modelo de machine learning donde se pueda mejorar la clasificación de los pacientes a nivel asistencial que se requiere en las urgencias pediátricas en el área de cuidados mínimos. La metodología es de enfoque fast track donde mejora la atención de las urgencias. La conclusión primordial es las escalas que se utilizan para una clasificación de pacientes y en la urgencia.

Las teorías que se tomaran como base de desarrollo del presente trabajo de investigación son las siguientes: primero la teoría general de sistemas que según,

Cordova (2019) y Osorio (2018) mencionan que, la teoría general de sistemas, identifica las partes que lo componen y entre ellas se relacionan y se modifican para obtener patrones de comportamiento predecible, donde se refiere al enfoque estructural e integral donde el resultado es un objetivo real y específico de lo que se desea realizar, sin embargo se obtiene un amplio sentido dónde su orientación es estimulante y práctica. La segunda teoría es las operaciones comerciales que según, Valdés (2020) y Albines (2017) mencionan que, la teoría de operaciones comerciales es donde las importaciones y las exportaciones de productos intervienen acciones donde componen funcionamiento de comercio internacional, donde reflejan condiciones en el mercado dentro de un período respectivo, sin embargo se refleja las condiciones que se realizaron en un periodo respectivo, otros factores se consideran las ventas realizadas dentro de un término establecido en las partes asociadas y vinculadas donde reflejan los precios y costos comparables con las operaciones independientes que se realizan en la empresa.

En los enfoques conceptuales se considera las siguientes definiciones: primero la definición de la variable independiente machine learning que según Maragall (2019) y Rodríguez (2018) mencionan que, el machine learning se trata de algoritmos para agregar datos para luego hacer las predicciones exactas o sugerencia sobre algo. los programadores especifican un conjunto de variables para precisar una tarea concreta, por consecuente se analizan los datos establecidos para unas predicciones y así obtener mejores resultados del almacenamiento de grandes volúmenes, asimismo se enfoca mayormente en conseguir inteligencia artificial esto aborda el problema fundamental para la obtención de una mejora continua. Además, Galván (2020) y Márquez (2018) mencionan que, el machine learning o aprendizaje automático es un campo donde la ciencia de la computación se encarga de aprender por medio de un conjunto de datos establecidos. Se encarga de establecer una estructura y generalizar los datos y su comportamiento de estos, asimismo impulsa a todos los servicios que se utiliza hoy en día como las plataformas del internet. Además Gonzales (2019) menciona que, el machine learning es un campo de aplicación práctica dependiendo de la imaginación y los datos disponibles en la empresa ya que con este se puede identificar o detectar las

transacciones, así como los fallos sin necesidad del ser humano, realiza las precisiones con los datos ingresados. Además, Martínez (2020) y Pascual (2017) mencionan que, el machine Learning es la inteligencia artificial por ello es una tecnología que aprende e imita múltiples funciones cognitivas sobre las neuronas donde se puede resolver los problemas establecidos y no sólo responder preguntas como un asistente virtual, por ello ayuda a la clasificación sobre los datos ingresados, asimismo este resultado es valioso ya que procesa grandes bases de datos y los procesos lo automatiza de una manera eficaz.

Segundo la definición de la variable dependiente proceso de operaciones comerciales que según, Montañez (2016) y Méndez (2016) mencionan que, el proceso de operaciones comerciales analiza el plan de la empresa ya que es importante y fundamental establecer las métricas que cuantifica el proceso, asimismo hacer el análisis del negocio aumenta las probabilidades de la empresa gracias a estas operaciones puede elevar su nivel de rendimiento y así el comercio traiga mejores beneficios tanto económicos como tecnológicos. Por lo tanto, Morales (2020) y Cama (2018) mencionan que, las operación comercial es primordial ya que es un proceso donde el vendedor y el comprador hace una transferencia propia a través de un acuerdo previamente coordinado, asimismo en las operaciones comerciales se hacen transacciones como de crédito y efectivo, así como se realiza las transacciones externas e internas en la empresa correspondiente, todas estas opciones implican transacciones de las operaciones comerciales que sin darnos cuenta se dan en nuestro día a día en millones de empresas. Por lo tanto, Garcia (2017) y Gomez (2016) mencionan que, las operaciones comerciales en una empresa es un proceso ya que son actividades que tienen relación entre las mismas áreas que generan el producto que se ofrece al cliente respectivo, asimismo a esto se le podría llamar operaciones comerciales ya que se realizan acciones dentro de la empresa como las actividades que presta el servicio o producir un producto para la entrega de los clientes y así cumplir sus expectativas de ellos.

Por consiguiente, se ha considerado la definición de los indicadores propios del proceso de operaciones comerciales, el primer indicador es el índice de cumplimiento diario que según, Chacon (2020) y Chiroque (2017) mencionan que, el índice de cumplimiento diario es la medición de los resultados de una empresa ya que estos derivan al proceso de la planeación realizada a través de una metodología de marco lógico donde los objetivos y los indicadores forman una estructura vinculada hacia el presupuesto este indicador es cuantitativo ya que proporciona un logro estable con un objetivo y una meta a realizar, asimismo el comportamiento de este indicador es mostrar la respectiva estrategia que se ha realizado a través de los componentes dónde permite determinar el grado del avance. Al igual que, Silva (2020) y Gomez (2017) mencionan que, el índice de cumplimiento diario muestra el comportamiento y el desempeño de un proceso cuya magnitud debe ser comparada al nivel que se desea reflejar señalando la desviación estándar de la toma decisiones correctivas y preventivas hacia dónde se desea llegar, asimismo este indicador es una herramienta para el control de los procesos operativos donde se gestiona la toma decisiones. Al igual que, Arana (2018) y Sanchez (2016) mencionan que, el índice de cumplimiento diario es la comparación entre dos o más tipos de datos que elabora una medida cuantitativa dónde nos arroja un valor de magnitud significativa para que así lo analicen en diversos ámbitos, asimismo es un lenguaje estandarizado donde permite ver la magnitud en el que se encuentra la empresa, por ellos asegura la disponibilidad de datos más relevantes sobre un menor tiempo posible para que sea un impacto mayor y un aspecto mejorado.

En cuanto al segundo indicador llamado índice de solicitudes fuera de tiempo se ha considerado lo mencionado por, Pozo (2020) y Muguira (2019) mencionan que, el índice de solicitudes fuera de tiempo es un indicador primordial para el cliente ya que mide las solicitudes atendidas fuera del rango establecido, asimismo son solicitudes aceptadas en un rango de hora no establecido lo cual hace que no se ha tomado muy importante ya que no han cumplido en su rango establecido pierde totalmente validez. Mientras que, Gramsch (2020) y Barboza (2016) mencionan que, este indicador para la empresa brinda un rango establecido de tiempo para la

distribución de todas las actividades que se van a ejecutar, asimismo se puede optimizar las solicitudes que se desea tener en función a lo que requiere la empresa. Mientras que, Godos (2019) y Vega (2017) mencionan que, el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo es un porcentaje de todas las solicitudes que se realizaron, cada cliente da un promedio específico de espera donde se debe realizar la operación correspondiente, asimismo esta operación debe realizarse en un rango establecido para que la atiendan de conformidad y respaldo a la empresa por ello evitar volúmenes de quejas a través de los clientes.

En cuanto al tercer indicador llamado índice de control de operaciones se ha considerado lo mencionado por Perez (2016) menciona que, el índice de control de operaciones detecta las irregularidades y advierte los posibles riesgos en un ciclo establecido donde se puedan implementar medidas correctivas y así alcanzar un objetivo estratégico correspondiente. Al mismo tiempo, Ramos (2020) y Salina (2018) mencionan que, un indicador de la gestión es el índice de control de operaciones es cuantitativa por consecuente desempeña en un proceso con una magnitud alta a nivel referencial ya que señala la desviación sobre las acciones correctivas y preventivas según lo correspondido, asimismo este indicador es una medida de condición determinado ya que proporciona un panorama en la situación del negocio empleando una actualización sobre la data que se ingresa para visualizar el nivel en que se encuentra. Al mismo tiempo, Caballero (2016) y Huarcaya (2019) afirman que, este indicador produce cambios de gran velocidad, así como la gestión en la empresa ofreciendo oportunidades de mejora continua como los planes de acción coordinados donde identifica los problemas y debilidades del porcentaje y así medir el control de operaciones en un tiempo establecido, asimismo observar la evolución del periodo de tiempo para optar acciones correctivas que sean necesarios para llegar al objetivo principal de la empresa y se pueda obtener los resultados correctos. Al mismo tiempo, Robladillo (2019) y Espinoza (2019) mencionan que, el indicador índice de control de operaciones identifica defectos o procedimientos erróneos acerca de los productos que ofrece o los servicios hacia los clientes, asimismo define la manera concreta de los datos

ingresados lo cual las unidades de medición y las actividades del proceso que se realizan y así obteniendo el resultado final.

III. METODOLOGÍA

3.1. Tipo y diseño de investigación

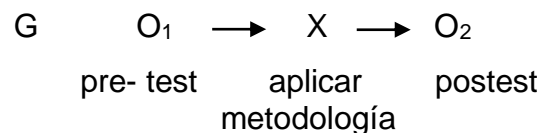
Tipo de investigación

La investigación es de tipo aplicada, el cual según Hernández, Fernández y Baptista (2014), la investigación de tipo aplicada construye, modifica y se aplica en una realidad que es concreta, en la aplicación busca una solución rápida y práctica sobre el problema que se está tratando anteriormente, este tipo de investigación pretende dar solución a un problema que afecta a lo anteriormente investigado en conocido por el investigador.

Diseño de investigación

El diseño de la presente investigación es cuasi experimental, según Hernández, Fernández y Baptista (2014), el diseño experimental es la recopilación de datos donde comparan las mediciones del comportamiento de un grupo de control con las medidas de un grupo experimental como mínimo, el investigador controla deliberadamente los datos aleatoriamente.

Esquema:



Donde:

O₁ = Mediciones pre-test del proceso de operaciones comerciales

O₂ = Mediciones del postest del proceso de operaciones comerciales

X = Metodología aplicada

G = Grupo de control

3.2. Variables y operacionalización

Variable independiente: machine learning

La variable independiente machine learning es de tipo cuantitativa discreta, ya que solo pueden tomar valores decimales. En este tipo de variables cuantitativas los datos pueden ser obtenidos mediante procedimientos de conteo o registro.

Definición conceptual

Maragall (2019) y Rodríguez (2018) mencionan que, el machine learning se trata de algoritmos para agregar datos para luego hacer las predicciones exactas o sugerencia. Los programadores especifican un conjunto de variables para precisar una tarea concreta, por consecuente se analizan los datos establecidos para unas predicciones y así obtener mejores resultados del almacenamiento de grandes volúmenes. Asimismo, se enfoca mayormente en conseguir inteligencia artificial esto aborda el problema fundamental para la obtención de una mejora continua.

Variable dependiente: proceso de operaciones comerciales

La variable dependiente denominada proceso de operaciones comerciales es de tipo cuantitativa discreta, ya que solo pueden tomar valores decimales. En este tipo de variables cuantitativas se encuentran características cuyos datos pueden ser obtenidos mediante procedimientos de conteo o registro.

Definición conceptual

Montañez (2016) y Méndez (2016) mencionan que, el proceso de operaciones comerciales analiza el plan de la empresa donde es fundamental establecer las métricas que cuantifica el proceso. Asimismo, realiza el análisis del negocio para el aumento de las probabilidades de la empresa, gracias a estas operaciones se puede elevar su nivel de rendimiento para que el comercio traiga mejores beneficios tanto económicos como tecnológicos.

Definición operacional

En la siguiente tabla se muestra los tres indicadores que son el índice de cumplimiento diario, índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo, y el índice de control de operaciones. Donde se puede visualizar la formula respectiva de cada uno de los indicadores, así como la unidad de medida en la tabla 1.

3.3. Población, muestra y muestreo

Población

La población descrita en el presente trabajo de investigación, utiliza todas las operaciones comerciales de la empresa Redondos, estas operaciones se han cuantificado de manera semanal con la finalidad de medir correctamente los datos ante un pres-test y postest respectivamente. Donde N= 70 operaciones comerciales que se recopilaban en la empresa Redondos mediante las fichas de observación en el mes de setiembre, como se puede verificar en la tabla 2.

Según Hernández, Fernández y Baptista (2014) mencionan que, la población se define, como la totalidad de elementos donde sus características son similares donde se utilizan como unidades de muestreo o como universo, así mismo es llamado como el universo de estudio donde se representa por la letra N en la fórmula correspondiente.

Tabla 1

Población de la investigación

Población	Cantidad (N)	Indicador
Operaciones comerciales	70	Índice de cumplimiento diario
Operaciones comerciales	70	Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo
Operaciones comerciales	70	Índice de control de operaciones

Fuente: Elaboración propia

Muestra

Se obtiene la muestra de la presente investigación a criterio y evaluación del investigador. Para este estudio se va a aplicar muestra censal. Así como nos menciona la tabla 3.

Según Hernández, Fernández y Baptista (2014) mencionan que la muestra se define, como parte de la población que se selecciona para obtener la información,

asimismo se realizará las observaciones o mediciones de las variables de estudio, por consiguiente, es la suma donde representa la cantidad de individuos de la población y se indica con la letra M.

Tabla 2

Muestra de la investigación

Muestra	Cantidad (M)	Indicador
Operaciones comerciales	70	Índice de cumplimiento diario
Operaciones comerciales	70	Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo
Operaciones comerciales	70	Índice de control de operaciones

Fuente: Elaboración propia

Muestreo

La muestra es no probabilístico de tipo muestreo por cuotas, selecciona la muestra, después de dividir la población en grupos . Los sujetos dentro de cada grupo se eligen por métodos no probabilísticos.

Según Hernández, Fernández y Baptista (2014) mencionan que, el muestreo se define, en el procedimiento en el cual seleccionamos la muestra representativa mediante la población objeto de estudio, asimismo es un procedimiento donde se selecciona una muestra representativa de la población correspondiente, así como el tipo de muestra no probabilística de tipo muestreo por cuotas.

3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos
Técnicas de recolección de datos

La presente investigación utilizara para la recopilación y recolección de datos la técnica de la observación.

Según Terán (2020) menciona que, la técnica de recolección de datos (observación) es el comportamiento dentro de una situación donde se puede ver a través del conjunto de categorías de sus propias subcategorías; este método de

recolección de datos observa el objeto de estudio dentro de una situación específica, por ello se realiza sin intervenir o alterar el ambiente en el que se desenvuelve el objeto.

Instrumentos de recolección de datos

Para esta investigación se elaboró el instrumento ficha de observación que será utilizado con relación a la recolección y recopilación de datos, alineándose la técnica a través de la ficha de observación, donde se elaboró con las siguientes características, mencionadas en la tabla 4.

Según Fernández (2014) menciona que, el instrumento de recolección de datos (ficha de observación) ayuda a la obtención de registros de procedimientos frente al pretest y post test, donde luego se realizan comparaciones donde es necesario la verificación del cumplimiento propuesto en la respectiva investigación.

Tabla 3

Ficha técnica del instrumento

Indicadores	ICD = Índice de cumplimiento diario ISAFT = Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo ICO = Índice de control de operaciones
Autor	Joselyn Silva Huarcaya
Año	2020
Descripción	
Tipo de Instrumento	Ficha de observación
Objetivo	Determinar en qué medida el machine learning mejora el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.
Población	70 operaciones comerciales
Aplicación	Directa

Fuente: Elaboración propia

Validez

La validación de instrumentos se realizó a través del dictamen de profesionales, bajo la denominación de evaluación de juicio de expertos. La validez a través de juicio de expertos, es un grupo de opiniones que brindan profesionales expertos en la materia de una investigación y valoran los indicadores sujetos al estudio. Para determinar la validez del instrumento de recolección de datos se aplicó el juicio de expertos, para lo cual se tuvo el apoyo de los siguientes profesionales. Ver anexo 4.

Los expertos validaron los aspectos con claridad pertinencia y relevancia de cada indicador correspondiente de la variable de estudio. Los expertos coincidieron en su apreciación determinando como opinión de aplicabilidad: "aplicable". Así como nos menciona la tabla 5.

Confiabilidad

Para diagnosticar la confiabilidad del instrumento después de ser validado a través de la evaluación de juicio de expertos, es necesario aplicar una prueba más que servirá para evaluar el nivel de confiabilidad, esta prueba se realizará a través del software IBM SPSS Statistics v25 donde se elaborará el cálculo estadístico de confiabilidad a través del coeficiente de alfa de Cronbach.

Se detalla los niveles de fiabilidad alcanzados para cada indicador luego de realizar la prueba piloto correspondencia. Así como nos menciona la tabla 6.

Se detalla los niveles de fiabilidad alcanzados para cada indicador luego de realizar la prueba de contrastación final. Así como nos menciona la tabla 7.

En la tabla 6 y 7, el resultado que analizó el software IBM SPSS V25, para cada indicador son superiores al valor 0.8 (escala de Alfa de Crombach) y esto confirma el grado de confiabilidad de dicho instrumento que es aceptable y suficiente, validando así este instrumento, para la recolección de datos para esta investigación.

3.5. Procedimientos

Para este estudio se determinó las variables independientes y dependientes motivo de esta investigación, se utilizó la técnica de observación, luego se construyó la ficha de observación como instrumento para tal recolección (variable dependiente), se confirmó la validez del instrumento a través el juicio de expertos, se verifico los resultados obtenidos, luego se realizó la descripción de las comparaciones correspondientes (pretest y postest) de los tres indicadores.

3.6. Método de análisis de datos

Para analizar los cálculos recogidos de manera organizada y estructurada a lo largo de esta investigación, tanto en el pretest y postest, se asistió con el Software estadístico SPSS v25.

Para el análisis descriptivo se utilizará tablas y figuras que muestra los resultados de la media, los datos consignados por el instrumento, ayudó a establecer de manera visual, ordenada y de fácil comprensión los datos numéricos.

Para el análisis inferencial, se verificará la normalidad de los datos a traves de la prueba de Kolmogorov Smirnov, obteniendo los datos que tienden a la no normalidad, por lo tanto, se utilizara para la contrastación de hipótesis la prueba paramétrica de los rangos de Wilcoxon.

3.7. Aspectos éticos

En cuanto al aspecto ético, para esta investigación se realizó de acuerdo a los reglamentos y lineamientos establecidos de la Universidad César Vallejo.

El uso y la difusión de la información por parte de la empresa se realizó en base a los criterios de transparencia y prudencia a través de un documento, garantizándose la confidencialidad de los datos establecidos.

Respetar la privacidad de los datos obtenidos para el desarrollo de la investigación. Los resultados de la investigación no han sido adulterados o

plagiados de otras investigaciones por ello se realizó un buen uso de la investigación en beneficio de todos.

IV. Resultados

Análisis descriptivo

Medidas descriptivas de los tres indicadores: índice de cumplimiento diario, Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo e Índice de control de operaciones antes y después de implementar el machine learning

Tabla 4

Medidas descriptivas del indicador

Indicador	N	Min	Max	Media	Desv
Índice de cumplimiento diario – Pretest	70	14,00	53,00	33,72	11,99
Índice de cumplimiento diario - Postest	70	71,00	99,00	91,44	7,71
Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo - Pretest	70	47,00	86,00	66,28	11,99
Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo – Postest	70	1,00	29,00	8,56	7,71
Índice de control de operaciones – Pretest	70	7,00	57,00	43,04	9,99
Índice de control de operaciones - Postest	70	57,00	99,00	82,70	9,77

Fuente: Elaboración propia en base a datos procesados en el Software IBM SPSS v25

Indicador 1: índice de cumplimiento diario

En la figura 1, se visualiza el comportamiento del indicador índice de cumplimiento diario, antes y después de la implementación del machine learning en base a los datos obtenidos en la ficha de observación, por lo cual, se puede concluir que el índice de cumplimiento diario mejoro de un 33.72% a un 91.44%. En este indicador la mejora se dio en el aumento del 57.72%.

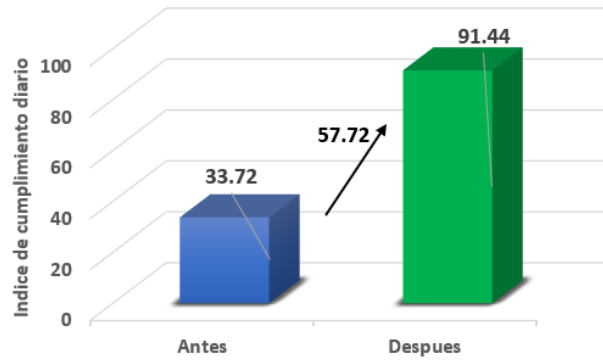


Figura 1 Índice de cumplimiento diario antes y después de implementar el machine learning

En la tabla 8 se presentan los datos descriptivos del indicador índice de cumplimiento diario, en el pre-test de la muestra, la media es de 33.72% y el valor del postest fue de 91.44%, concluyendo que existe una mejora significativa después de implementar el machine learning. Asimismo, es necesario mencionar que la media para ambos casos se ubica más cerca a los rangos mínimos y que la desviación estándar promedio para el pre-test es de 11,99 y para el postest es 7,71.

Indicador 2: índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo

En la figura 2 se visualiza el comportamiento del indicador índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo antes y después de la implementación del machine learning, por lo cual, se puede concluir que el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo mejoro en un 66.28% a un 8.56%. En este indicador la mejora se dio en la disminución del 57.72%.

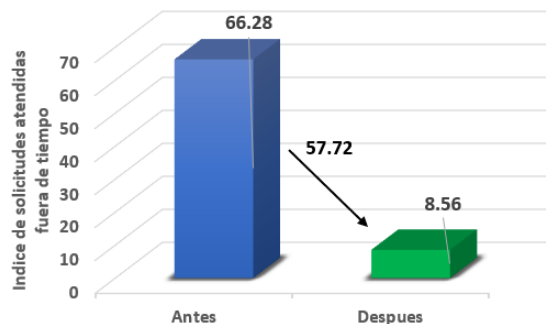


Figura 2 Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo antes y después de implementar el machine learning

En la tabla 8 se presentan los datos descriptivos del indicador índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo, en el pre-test de la muestra, la media es 66.28% y el valor del postest fue de 8.56%, concluyendo que existe una mejora significativa después de implementar el machine learning. Asimismo, es necesario mencionar que la media para ambos casos se ubica más cerca a los rangos mínimos y que la desviación estándar promedio para el pre-test es 11,99 y para el postest es 7,71.

Indicador 3: índice de control de operaciones

En la figura 3 se visualiza el comportamiento del indicador índice de control de operaciones antes y después de la implementación del machine learning, por lo cual, se puede concluir que el índice de control de operaciones mejoro en un 43.04% a un 82.70%. En este indicador la mejora se dio en el aumento del 39.66%.

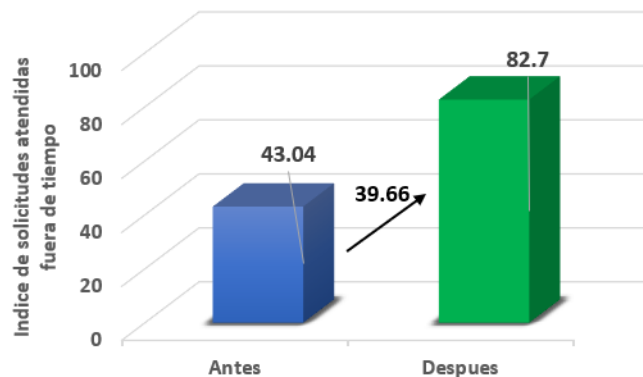


Figura 3 Índice de control de operaciones antes y después de implementar el machine learning

En la tabla 8 se presentan los datos descriptivos del indicador índice de control de operaciones, en el pre-test de la muestra, la media es 43.04% y el valor del postest fue de 82.7%, concluyendo que existe una mejora significativa después de implementar el machine learning. Asimismo, es necesario mencionar que la media para ambos casos se ubica más cerca a los rangos mínimos y que la desviación estándar promedio para el pre-test es 9,99 y para el postest es 9,77.

Análisis inferencial

Prueba de normalidad

Se realizó con el método de Kolmogorov-Smirnov, porque la cantidad de la muestra es superior a 50; este método se aplicó mediante el software IBM SPSS v25, con un nivel de confianza del 95%, por lo tanto, se puede inferir que si el valor de significancia es menor a 0,05 adopta una distribución no normal. La distribución del estadístico de Kolmogorov-Smirnov es independiente de la distribución poblacional especificada en la hipótesis nula y los valores críticos de este estadístico están tabulados. Si la distribución postulada es la normal y se estiman sus parámetros, los valores críticos se obtienen aplicando la corrección de significación propuesta por Lilliefors.

A continuación, se presentan los resultados de las pruebas de normalidad de los indicadores: Índice de cumplimiento diario, Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo y el Índice de control de operaciones antes y después del machine learning.

Tabla 5

Pruebas de normalidad de los indicadores

	Kolmogorov-Smirnov ^a		
	Estadístico	gl	Sig.
Índice de cumplimiento diario – Pretest	,140	50	,016
Índice de cumplimiento diario - Postest	,240	50	,000
Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo - Pretest	,140	50	,016
Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo – Postest	,240	50	,000
Índice de control de operaciones – Pretest	,083	50	,016
Índice de control de operaciones - Postest	,094	50	,000

Fuente: Elaboración propia procesados en el Software IBM SPSS v25

Indicador 1: índice de cumplimiento diario

Formulación de la hipótesis estadística:

Ho: El machine learning no mejora significativamente el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

Ha: El machine learning mejora significativamente el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

En la tabla 9, los resultados obtenidos en la prueba reflejaron que el valor de significancia de la muestra del indicador índice de cumplimiento diario antes fue 0,016 y después fue 0,000 cuyos valores son menores al error asumido de 0,05 entonces se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente.

Indicador 2: índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo

Formulación de la hipótesis estadística:

Ho: El machine learning no mejora significativamente el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

Ha: El machine learning mejora significativamente el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

En la tabla 9, los resultados obtenidos en la prueba reflejaron que el valor de significancia de la muestra del indicador índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo antes fue 0,016 y después fue 0,000 cuyos valores son menores al error asumido de 0,05 entonces se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente.

Indicador 3: índice de control de operaciones

Formulación de la hipótesis estadística:

Ho: El machine learning no mejora significativamente el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

Ha: El machine learning mejora significativamente el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

En la tabla 9, los resultados obtenidos en la prueba reflejaron que el valor de significancia de la muestra del indicador índice de control de operaciones antes fue 0,016 y después fue 0,000 cuyos valores son menores al error asumido de 0,05 entonces se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente.

Prueba de hipótesis

Pruebas de Wilcoxon de los indicadores: Índice de cumplimiento diario, Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo y el Índice de control de operaciones antes y después del machine learning

Tabla 6

Pruebas de Wilcoxon de los indicadores

	Prueba de rangos con signo de Wilcoxon	
	Z	Sig. Asint. (bilateral)
Índice de cumplimiento diario – Pretest - Postest	-6,155	,000
Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo – Pretest - Postest	-6,155	,000
Índice de control de operaciones – Pretest - Postest	-6,281	,000

Fuente: Elaboración propia procesados en el Software IBM SPSS v25

Hipótesis específica 1: índice de cumplimiento diario

Formulación de la hipótesis estadística:

H₀: El machine learning no mejora significativamente el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

H_a: El machine learning mejora significativamente el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

Contrastación de hipótesis

Para contrastar la hipótesis se ejecutó la prueba de Wilcoxon, se observa en la tabla 10 que el valor de significancia es de 0.000 siendo menor al valor alfa de 0.05 por lo cual se rechaza la hipótesis nula H₀. Asimismo, el valor de Z es de -6,155, este valor se ubica en la zona de rechazo de la hipótesis nula, por lo tanto, el machine learning mejora significativamente el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

Hipótesis específica 2: índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo

Formulación de la hipótesis estadística:

H₀: El machine learning no mejora significativamente el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

H_a: El machine learning mejora significativamente el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

Contrastación de hipótesis

Para contrastar la hipótesis se ejecutó la prueba de Wilcoxon, se observa en la tabla 10 que el valor de significancia es de 0.000 siendo menor al valor alfa de 0.05 por lo cual se rechaza la hipótesis nula H₀. Asimismo, el valor de Z es de -6,155, este valor se ubica en la zona de rechazo de la hipótesis nula, por lo tanto, el machine learning mejora significativamente el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

Hipótesis específica 3: índice de control de operaciones

Formulación de la hipótesis estadística:

H_0 : El machine learning no mejora significativamente el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

H_a : El machine learning mejora significativamente el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

Contrastación de hipótesis

Para contrastar la hipótesis se ejecutó la prueba de Wilcoxon, se observa en la tabla 10 que el valor de significancia es de 0.000 siendo menor al valor alfa de 0.05 por lo cual se rechaza la hipótesis nula H_0 . Asimismo, el valor de Z es de -6,281, este valor se ubica en la zona de rechazo de la hipótesis nula, por lo tanto, el machine learning mejora significativamente el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.

V. Discusión

Los resultados obtenidos en la investigación realizada señalan los cambios mostrados en los tres indicadores pertenecientes a la variable dependiente – Proceso de operaciones comerciales, después del machine learning en la empresa Redondos.

Indicador 1: Índice de cumplimiento diario

Para este indicador el primer resultado que se obtuvo del análisis descriptivo se visualizó en la población de 70 operaciones comerciales, estratificado en 70 registros de observación. Asimismo, en este indicador la mejora se dio en el aumento del 57.72%. En la tabla 7 se presentan los datos descriptivos del indicador índice de cumplimiento diario, en el pre-test de la muestra la media es 33.72% y el valor del postest fue de 91.44%, concluyendo que existe una mejora significativa después de implementar el machine learning. Asimismo, es necesario mencionar que la media para ambos casos se ubica más cerca a los rangos mínimos y que la desviación estándar promedio para el pre-test es 11,99 y para el postest es 7,71 que se desvían en la media. Asimismo, en el análisis inferencial, en la tabla 8, los resultados obtenidos en la prueba reflejaron que el valor de significancia de la muestra del indicador índice de cumplimiento diario antes fue 0,016 y después fue 0,000 cuyos valores son menores al error asumido de 0,05 entonces se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente. Lo mismo se contrasta contra las investigaciones realizadas de, Nina y Vilca (2018) con su investigación titulada, Búsqueda de patrones de comportamiento usando machine learning, para la toma decisiones gerenciales en la empresa chuchuhuasi, cuyo objetivo determina la tecnología de machine learning por medio de patrones de comportamiento pueda mejorar la toma decisiones en la empresa. La metodología de investigación usada es la determinación de la práctica a través del análisis del diseño que mejoro en un 60% para un proceso donde se Oriente la automatización con tecnologías del BPM ya que es un grupo de tareas donde se relaciona en un proceso. La conclusión de machine learning es determinar la influencia de los patrones de comportamiento en el proceso para una toma de decisiones en la empresa ChuchuHuasi S.A. Asimismo, Rodriguez y Miñano (2017)

con su investigación titulada, Desarrollo de una aplicación informática basada en un modelo de machine learning para mejorar la evaluación de préstamos crediticios, cuyo objetivo es la determinación de la evaluación para una mejora de préstamos crediticios a través de una aplicación informática donde se basa el modelo de machine learning. La metodología usada fue de desarrollo de software de cascada que mejoro un 70%. La conclusión fundamental es que se logró mejorar el préstamo crediticio mediante una evaluación de la aplicación informática basado en el modelo principal que es él machine learning. Asimismo, dentro del enfoque conceptual del indicador índice de cumplimiento diario de la variable proceso de operaciones comerciales que se encuentra en el marco teórico, Chiroque (2017), Chacon (2020) menciona que el índice de cumplimiento diario es la medición de los resultados de una empresa ya que estos derivan al proceso de la planeación realizada a través de una metodología de marco lógico donde los objetivos y los indicadores forman una estructura vinculada hacia el presupuesto que mejoro en un 70% este indicador es cuantitativo ya que proporciona un logro estable con un objetivo y una meta a realizar, asimismo el comportamiento de este indicador es mostrar la respectiva estrategia que se ha realizado a través de los componentes dónde permite determinar el grado del avancé.

Indicador 2: Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo

Para este indicador el primer resultado que se obtuvo del análisis descriptivo se visualizó en la población de 70 operaciones comerciales, estratificado en 70 registros de observación. Asimismo, en este indicador la mejora se dio en la disminución del 57.72%. En la tabla 7 se presentan los datos descriptivos del indicador índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo, en el pre-test de la muestra la media es 66,28% y el valor del postest fue de 8.56%, concluyendo que existe una mejora significativa después de implementar el machine learning. Asimismo, es necesario mencionar que la media para ambos casos se ubica más cerca a los rangos mínimos y que la desviación estándar promedio para el pre-test es 11.99% y para el postest es 7.71% que se desvían en la media. Asimismo, en el análisis inferencial, en la tabla 8, los resultados obtenidos en la prueba reflejaron

que el valor de significancia de la muestra del indicador índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo antes fue 0,016 y después fue 0,000 cuyos valores son menores al error asumido de 0,05 entonces se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente. Lo mismo se contrasta contra las investigaciones realizadas de, Gnoza y Barberena (2018) con su investigación titulada, Estudio de factibilidad del uso de Machine Learning con múltiples fuentes de datos en el pronóstico del tiempo, cuyo objetivo es la incursión en técnicas y metodologías utilizadas en los equipos de investigación. La metodología de investigación usada es incursión en técnicas y metodologías utilizadas en los equipos de investigación. La conclusión es la factibilidad del uso de Machine Learning en la predicción del clima ya que cumplió con el alcance y se pudo confirmar que es viable si bien se identificaron oportunidades de mejora en un 70% en la parte analítica. Asimismo, Garcia (2016) con su investigación titulada Modelo de Machine Learning para la Clasificación de pacientes en términos del nivel asistencial requerido en una urgencia pediátrica con Área de Cuidados Mínimos, cuyo objetivo es el desarrollo de un modelo de machine learning donde se pueda mejorar la clasificación de los pacientes a nivel asistencial que se requiere en las urgencias pediátricas en el área de cuidados mínimos. La metodología es de enfoque fast track donde mejora en un 50% la atención de las urgencias. La conclusión primordial es identificar de todas las escalas que utilizan para una clasificación de pacientes y en la urgencia correspondiente. Asimismo, dentro del enfoque conceptual del indicador índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo de la variable proceso de operaciones comerciales que se encuentra en el marco teórico, Pozo (2020), Muguira (2019) menciona que el índice de solicitudes fuera de tiempo es un indicador primordial para el cliente ya que mide las solicitudes atendidas fuera del rango establecido, asimismo son solicitudes aceptadas en un rango de hora no establecido lo cual hace que no se ha tomado muy importante ya que no han cumplido en su rango establecido pierde totalmente validez.

Indicador 3: Índice de control de operaciones

Para este indicador el primer resultado que se obtuvo del análisis descriptivo se visualizó en la población de 70 operaciones comerciales, estratificado en 70 registros de observación. Asimismo, en este indicador la mejora se dio en el aumento del 39.66%. En la tabla 7 se presentan los datos descriptivos del indicador índice de control de operaciones, en el pre-test de la muestra la media es 43.04% y el valor del posttest fue de 82.7%, concluyendo que existe una mejora significativa después de implementar el machine learning. Asimismo, es necesario mencionar que la media para ambos casos se ubica más cerca a los rangos mínimos y que la desviación estándar promedio para el pre-test es 9.99% y para el posttest es 9.77% que se desvían en la media. Asimismo, en el análisis inferencial, En la tabla 8, los resultados obtenidos en la prueba reflejaron que el valor de significancia de la muestra del indicador índice de control de operaciones antes fue 0,016 y después fue 0,000 cuyos valores son menores al error asumido de 0,05 entonces se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente. Lo mismo se contrasta contra las investigaciones realizadas de, Rivero (2016) con su investigación titulada Detección de contenido malicioso mediante técnicas de Machine Learning en las redes sociales, cuyo objetivo es qué modelo adecuado minimice y anule las predicciones erróneas. La metodología de investigación usada fue el conocimiento de los datos estructurados y extraídos sobre los no estructurados donde se mejoro un 50%. La conclusión principal es el control de todos los accesos de las URL de las publicaciones sobre las redes sociales en línea ya que algunas URL contienen contenido malicioso que son propagados por los medios de las redes. Asimismo, Zuly (2020) con su investigación titulada, implementación de un sistema de gestión de seguridad electrónica con machine learning dirigido a Prosegur Perú para gestión de seguridad en viviendas de Lima metropolitano, cuyo objetivo fue determinar un sistema de seguridad electrónica donde se implemente con machine learning donde se mejoren los servicios de las viviendas de Lima con una seguridad respectiva. La metodología de investigación que se realiza es la recopilación de todos los datos donde se realizaron preguntas para justificar las hipótesis previamente construidas donde mejoro un 65%. La

conclusión principal es si la aplicación machine learning fue dirigida a la gestión de seguridad electrónica donde permita predecir que las viviendas salieron perjudicadas a través de los robos mediante algoritmos dónde se aplica una base de todos los datos recolectados para el control de una seguridad. Asimismo, dentro del enfoque conceptual del indicador índice de control de operaciones de la variable proceso de operaciones comerciales que se encuentra en el marco teórico, Pérez (2016), menciona que el índice de control de operaciones detecta las irregularidades y advierte los posibles riesgos en un ciclo establecido donde se puedan implementar medidas correctivas y así alcanzar un objetivo estratégico correspondiente.

Objetivo general

Respecto al objetivo general que busca determinar en qué medida el machine learning mejora el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima -2020. Por consiguiente, el comportamiento del indicador índice de cumplimiento diario antes y después de la implementación del machine learning en base a los datos obtenidos en la ficha de observación, por lo cual, se puede concluir que el índice de cumplimiento diario mejoro de un 33.72% a un 91.44%. En este indicador la mejora se dio en el aumento del 57.72%. Asimismo, el comportamiento del indicador índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo antes y después de la implementación del machine learning, por lo cual, se puede concluir que el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo mejoro en un 66.28% a un 8.56%. En este indicador la mejora se dio en la disminución del 57,72%. Asimismo, el comportamiento del indicador índice de control de operaciones antes y después de la implementación del machine learning, por lo cual, se puede concluir que el índice de control de operaciones mejoro en un 43.04% a un 82.70%. En este indicador la mejora se dio en el aumento del 39.66%.

El diseño cuasi-experimental consiste en seleccionar el grupo de control, , sin ningún tipo de selección aleatoria. La ventaja es que pueden ser muy útiles en generar resultados para las tendencias generales. La desventaja es sin una adecuada asignación al azar, las pruebas estadísticas pueden ser insignificantes,

por ejemplo, estos diseños experimentales no tienen en cuenta todos los factores preexistentes (como para las madres: lo que las hizo beber o no alcohol), ni reconocen que las influencias ajenas al experimento pudieron haber afectado los resultados. Se concluye que dejando a un lado las desventajas, siempre y cuando las deficiencias del diseño cuasi-experimental sean reconocidas, estos estudios pueden ser una herramienta poderosa.

VI. Conclusiones

Primera : A raíz de los resultados obtenidos en esta investigación realizada en la empresa redondos, se concluye que con la implementación del machine learning, mejora significativamente el proceso de operaciones comerciales, donde los puntos fuertes de mejoras son los indicadores, cómo se demuestra con el indicador índice de cumplimiento diario donde la mejora se dio en el aumento del 57,72% de exactitud, asimismo el indicador índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo donde la mejora se dio en la disminución del 57,72% de exactitud, asimismo el indicador índice de control de operaciones donde la mejora se dio en el aumento del 39,66% de exactitud, de operaciones comerciales en la empresa redondos.

Segunda : En cuanto al primer indicador qué es el índice de cumplimiento diario, se visualizó la mejora después del machine learning, donde la mejora se dio en el aumento del 57,72%. en promedio, en la precisión del cumplimiento diario, esta actividad de mejora señala que los procedimientos realizados están operando de manera óptima.

Tercera : Para el segundo indicador qué es el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo, se visualizó la mejora después del machine learning, donde la mejora se dio en la disminución del 57,72% en promedio, en la precisión de las solicitudes atendidas fuera de tiempo, esta actividad de mejora señala que los procedimientos realizados están operando de manera óptima.

Cuarta : Para el tercer indicador qué es el índice de control de operaciones, se visualizó la mejora después del machine learning, donde la mejora se dio en el aumento del 39,66% en promedio, en la precisión del control de operaciones, esta actividad de mejora señala que los procedimientos realizados están operando de manera óptima.

VII. Recomendaciones

Primera: Para sostener los resultados positivos en los tres indicadores, obtenidos por la investigación realizada en la empresa redondos, después de la implementación del machine learning para el proceso de operaciones comerciales, se precisa impartir inducción al personal nuevo como también de charlas de actualización de información, habilitarles el manual de operaciones comerciales dentro de dicha instalación, para que se familiaricen con el proceso y así mantener un buen desempeño del área.

Segunda: En cuanto al indicador, índice de cumplimiento diario, se recomienda por su buen liderazgo en la empresa y así tener una responsabilidad al momento de que salen las respectivas rutas correspondientes y la mercadería cargada, por ello se le recomienda al área de calidad, por consiguiente, se le recomienda por tener un cumplimiento establecido en los supermercados que se reparte la mercadería correspondiente.

Tercera: Para el indicador, índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo, se recomienda por cumplir con la ventana horaria correspondiente de cada cliente general que se distribuye, por ello se le recomienda al área de producción, por consiguiente, se le recomienda porque cada cliente tiene un rango establecido de horario para recibir la mercadería que corresponde.

Cuarta: La recomendación para el indicador, índice de control de operaciones, se recomienda por tener un registro de todas las operaciones diarias que se realizan en la empresa, por ello se le recomienda al área de finanzas, por consiguiente, se le recomienda porque se visualiza un rango del acumulado de cada cliente principal.

REFERENCIAS

- Albines, R. (2017). *Artículo 32 concepto de operación comercial normal*. Obtenido de <https://bado.mx/articulos/1481/ley-de-comercio-exterior/articulo-32-concepto-de-operacion-comercial-normal-se-entiende-por/>
- Arana, M. (2018). *Qué son y cómo se construyen los indicadores en la evaluación de impacto*. Obtenido de <https://guia.oitcinterfor.org/como-evaluar/como-se-construyen-indicadores>
- Barboza, F. (2016). *Tácticas para reducir el tiempo de respuesta en el contact center*. Obtenido de <https://blog.inconcertcc.com/tacticas-para-reducir-tiempo-de-respuesta-contact-center/>
- Caballero, J. (2016). *Desarrollo y aplicación de indicadores para la gestión y control de operaciones*. Obtenido de <http://www.tecnicaindustrial.es/TIFrontal/a-1411-desarrollo-aplicacion-indicadores-gestion-control-operaciones.aspx>
- Cama, Y. (2018). *Business documents of a company*. Obtenido de <http://www.mundoit.com.ar/documentos-comerciales-de-una-empresa/>
- Chacon, N. (2020). *Cómo calculo el Porcentaje de Cumplimiento en Ventas*. Obtenido de <https://www.gerenciaretail.com/2015/04/19/como-calculo-un-porcentaje-de-cumplimiento/>
- Chiroque, J. (2017). *Medición del nivel de cumplimiento*. Obtenido de <https://sepaf.jalisco.gob.mx/transparencia/seguimiento-programas-presupuestarios/medicion-del-nivel-de-cumplimiento>
- Corrales, J. (2016). *Operaciones comerciales con intermediarios realmente útiles para empresas*. Obtenido de <https://www.asercomex.es/operaciones-comerciales-intermediarios/>
- Cordova, G. (2019). *Teoría de sistemas*. Obtenido de <https://concepto.de/teoria-de-sistemas/>
- Espinosa, V. (2019). *Control de operaciones por indicadores claves de proceso*. Obtenido de <https://prezi.com/p/cusuro2-mk2k/53-control-de-operaciones-por-indicadores-claves-de-proceso/>

- Fernandez, C. (2014). *Instrumentos de Investigación*. Obtenido de <https://tiposdeinvestigacion.org/instrumentos-de-investigacion/>
- Galván, C. (2020). *How systems learn based on machine learning*. Obtenido de <https://desafiohosting.com/que-es-machine-learning/>
- Garcés, H. (2020). *Aplicación de Machine Learning en la demanda de productos permisibles*. Tesis (maestría en ingeniería de sistemas). Guayaquil: Universidad católica de Santiago guayaquil. Obtenido de <http://repositorio.ucsg.edu.ec/bitstream/3317/14264/1/T-UCSG-PRE-ECO-GES-621.pdf>
- Garcia, E. (2017). *What are operations in a company*. Obtenido de <http://impcconsultores.com/que-son-las-operaciones-en-una-empresa/>
- García, G. (2016). *Modelo de Machine Learning para la Clasificación de pacientes en términos del nivel asistencial requerido en una urgencia pediátrica con Área de Cuidados Mínimos*. Tesis (maestría en ingeniería de sistemas). Bolivia: Universidad tecnológica de bolívar. Obtenido de <https://biblioteca.utb.edu.co/notas/tesis/0068210.pdf>
- Gnoza y Barberena (2018). *Estudio de factibilidad del uso de Machine Learning con múltiples fuentes de datos en el pronóstico del tiempo*. Tesis (maestría en ingeniería de sistemas). Uruguay: Universidad ORT. Obtenido de <https://bibliotecas.ort.edu.uy/bibid/87198/file/4905>
- Godoy, D. (2018). *What is Machine Learning and how it works*. Obtenido de <https://www.apd.es/que-es-machine-learning/>
- Godos, J. (2019). *Late registration requests*. Obtenido de <https://www.usal.es/solicitudes-de-preinscripcion-fuera-de-plazo>
- Gonzales, A. (2019). *Machine learning como disciplina*. Obtenido de <https://cleverdata.io/que-es-machine-learning-big-data/>
- Gomez, E. (2016). *Operations in Service companies*. Obtenido de <https://www.eoi.es/blogs/emiliogomez/2016/02/18/operaciones-en-empresas-de-servicio/>

- Gomez, T. (2017). *Definition and characteristics of business management indicators*. Obtenido de <https://www.excellentia.com.uy/indicadores-de-gestion-empresarial-2/>
- Gramsch, J. (2020). *Optimization of Maintenance Management in a High Demand Situation*. Obtenido de <https://bsginstitute.com/bs-campus/blog/Optimizacion-de-la-Gestion-de-Mantenimiento-41>
- Hernández, Fernández y Baptista (2014). *Metodología de la investigación*. Obtenido de https://www.esup.edu.pe/descargas/dep_investigacion/Metodologia%20de%20la%20investigaci%C3%B3n%205ta%20Edici%C3%B3n.pdf
- Huamán, Z. (2020). *Implementación de un sistema de gestión de seguridad electrónica con Machine Learning dirigido a Prosegur Perú para gestión de seguridad en viviendas de Lima Metropolitana*. Tesis (maestría en ingeniería de sistemas). Perú: Universidad tecnológica del Perú. Obtenido de http://repositorio.utp.edu.pe/bitstream/UTP/2842/1/Zuly%20Huaman_Trabajo%20de%20Investigacion_Bachiller_2020.pdf
- Huarcaya, C. (2019). *Objectives and sub-objectives of cost accounting*. Obtenido de <https://www.solocontabilidad.com/costos/objetivos-y-sub-objetivos-de-la-contabilidad-de-costos>
- Lazo, W. (2018). *Espectroscopia con infrarrojo y técnicas de machine learning y deep learning para la detección y clasificación de frutas para la agroindustria. Caso: arándanos - empresa talsa*. Tesis (maestría en ingeniería de sistemas). Perú: universidad privada Antenor Orrego. Obtenido de <http://repositorio.upao.edu.pe/handle/upaorep/5106>
- Maragall, J. (2019). *Cuál es la diferencia entre el machine learning y el deep learning*. Obtenido de <https://blog.bismart.com/es/diferencia-machine-learning-deep-learning>
- Martinez, L. (2020). *Una visión más profunda de qué es Machine Learning*. Obtenido de <https://es.bitdegree.org/tutoriales/que-es-machine-learning/>

- Márquez, V. (2018). *What exactly is Machine Learning*. Obtenido de <https://medium.com/latinxinai/qu%C3%A9-es-exactamente-machine-learning-77441201a65b>
- Mendez, E. (2016). *International business operations*. Obtenido de <http://www.utnuevolaredo.edu.mx/carreras/tecnico-superior-universitario/operaciones-comerciales-internacionales-area-cada/>
- Montañez, V. (2016). *How to optimize your commercial operation*. Obtenido de <https://blog.popular.com/como-optimizar-tu-operacion-comercial/4090>
- Morales, C. (2020). *Commercial transaction*. Obtenido de <https://economipedia.com/definiciones/transaccion-comercial.html>
- Muguirra, A. (2019). *How to measure response time in customer service*. Obtenido de <https://tudashboard.com/como-medir-el-tiempo-de-respuesta/>
- Nina y Vilca (2018). *Búsqueda de patrones de comportamiento usando machine learning, para la toma decisiones gerenciales en la empresa chuchuhuasi*. Tesis (maestría en ingeniería de sistemas). Perú: Universidad andina del Cusco. Obtenido de http://repositorio.uandina.edu.pe/bitstream/UAC/2795/1/Christian_Jean_Tesis_bachiller_2019.pdf
- Osorio, F. (2018). *Introducción a los Conceptos Básicos de la Teoría General de Sistemas*. Obtenido de <http://www.facso.uchile.cl/publicaciones/moebio/03/frprinci.htm>
- Pascual, F. (2017). *How to use Machine Learning to analyze text automatically*. Obtenido de <https://www.senpaiacademy.com/blog/noticias/detalle/machine-learning-analizar-textos>
- Perez, A. (2016). *Los procesos de operaciones y sus indicadores de rendimiento*. Obtenido de <https://blog.es.logicalis.com/analytics/los-procesos-de-operaciones-y-sus-indicadores-de-rendimiento>
- Pozo, J. (2020). *Customer service indicators how to calculate them*. Obtenido de <https://elviajedelcliente.com/indicadores-de-atencion-al-cliente/>

- Ramos, F. (2020). *Control de operaciones y medición del desempeño*. Obtenido de <https://www.gestiopolis.com/control-de-operaciones-y-medicion-del-desempeno/>
- Rivero, E. (2016). *Detección de contenido malicioso mediante técnicas de Machine Learning en las redes sociales*. Tesis (maestría en ingeniería de sistemas). Buenos Aires: Universidad Buenos Aires. Obtenido de http://bibliotecadigital.econ.uba.ar/download/tpos/1502-0560_RiveroE.pdf
- Robladillo, G. (2019). *Cómo utilizar los indicadores de producción para saber si el proceso es correcto*. Obtenido de <https://blog.controlgroup.es/utilizar-los-indicadores-produccion-saber-proceso-correcto/>
- Rodriguez y Miñano (2017). *Desarrollo de una aplicación informática basada en un modelo de machine learning para mejorar la evaluación de préstamos crediticios*. Tesis (maestría en ingeniería de sistemas). Perú: Universidad privada del Norte. Obtenido 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>
- Rodriguez, T. (2018). *Machine Learning and Deep Learning: how to understand the keys to the present and future of artificial intelligence*. Obtenido de <https://www.xataka.com/robotica-e-ia/machine-learning-y-deep-learning-como-entender-las-claves-del-presente-y-futuro-de-la-inteligencia-artificial>
- Salinas, D. (2018). *Management Indicators*. Obtenido de <https://reliabilityweb.com/sp/articles/entry/los-indicadores-de-gestion>
- Sanchez, J. (2016). *Diseño del proceso de evaluación del desempeño del personal y las principales tendencias que afectan su auditoría*. Obtenido de <http://rcientificas.uninorte.edu.co/index.php/pensamiento/article/view/1701/386>
- Silva, C. (2020). *Compliance Management Indicators*. Obtenido de <https://reliabilityweb.com/sp/articles/entry/los-indicadores-de-gestion>

- Terán, A. (2020). *Técnicas de recolección de datos para realizar un trabajo de investigación*. Obtenido de <https://online-tesis.com/tecnicas-de-recoleccion-de-datos-para-realizar-un-trabajo-de-investigacion/>
- Valdés, A. (2020). *Normal business operations*. Obtenido de <https://www.mincit.gov.co/mincomercioexterior/defensa-comercial/dumping/investigacion-para-aplicacion-de-derechos-antidump/definiciones/operaciones-comerciales-normales>
- Valencia, M. (2019). *Sistema machine learning en el aprendizaje de los trabajadores de la empresa Digiflow*. Tesis (maestra en Ingeniería de Sistemas). Perú: Universidad Cesar vallejo. Obtenido de http://repositorio.ucv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12692/41567/Valencia_ME.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Vega, F. (2017). *Understanding the efficiency indicators and metrics for an Inbound call center*. Obtenido de <https://www.dyalogo.com/eficiencia-inbound-call-center>
- Yagual, L. (2019). *Diseño de un Modelo de Predicción de Éxito para Proyectos Tecnológicos con Financiación en Masa Aplicando Técnicas de Machine Learning*. Tesis (maestría en ingeniería de sistemas). Guayaquil: universidad católica de Santiago guayaquil. Obtenido de <http://repositorio.ucsg.edu.ec/handle/3317/12617>

ANEXOS

Anexo 1: Matriz de consistencia

TITULO: Machine Learning en la mejora del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima – 2020.				
AUTOR: JOSELYN GLORIA SILVA HUARCAYA				
PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES E INDICADORES	
<p>Problema principal: ¿En qué medida el machine learning mejora el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020?</p> <p>Problemas específicos: PE1: ¿En qué medida el machine learning mejora el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020? PE2: ¿En qué medida el machine learning mejora el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020? PE3: ¿En qué medida el machine learning mejora el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020?</p>	<p>Objetivo principal: Determinar en qué medida el machine learning mejora el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.</p> <p>Objetivos específicos: OE1: Determinar en qué medida el machine learning mejora el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020. OE2: Determinar en qué medida el machine learning mejora el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020. OE3: Determinar en qué medida el machine learning mejora el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.</p>	<p>Hipótesis principal: El machine learning mejora significativamente el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.</p> <p>Hipótesis específicas: HE1: El machine learning mejora el índice de cumplimiento diario del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020. HE2: El machine learning mejora el índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020. HE3: El machine learning mejora el índice de control de operaciones del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima - 2020.</p>	Variable - 1: Machine learning	
			Variable - 2: Proceso de operaciones comerciales	
			Indicadores	Unidad de medida
			Índice de cumplimiento diario	Porcentaje
			Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo	Porcentaje
Índice de control de operaciones	Porcentaje			

Metodología

TIPO Y DISEÑO	POBLACIÓN Y MUESTRA	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS	ESTADÍSTICA POR UTILIZAR
<p>Tipo: básica</p> <p>Diseño: cuasi experimental.</p>	<p>Población: 70 procesos de operaciones comerciales</p> <p>Tamaño de muestra: 70 procesos de operaciones comerciales</p> <p>Muestreo: no probabilístico de tipo básica</p>	<p>Técnicas: Observación y recolección de datos.</p> <p>Instrumentos: Fichas de recolección de datos.</p>	<p>Descriptiva: Para el análisis descriptivo se utilizará tablas y figuras que muestra los resultados de la media, los datos consignados por el instrumento, ayudó a establecer de manera visual, ordenada y de fácil comprensión los datos numéricos.</p> <p>Inferencial: Para el análisis inferencial, se verificará la normalidad de los datos a través de la prueba de Kolmogorov Smirnov, obteniendo los datos que tienden a la no normalidad, por lo tanto, se utilizara para la contrastación de hipótesis la prueba paramétrica de los rangos de Wilcoxon.</p>

Anexo 2: Matriz de operacionalización de variables

TÍTULO: Machine Learning en la mejora del proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima – 2020.				
AUTOR: JOSELYN GLORIA SILVA HUARCAYA				
INDICADOR	DEFINICIÓN	INSTRUMENTO	UNIDAD DE MEDIDA	FÓRMULA
Índice de cumplimiento diario	El índice de cumplimiento diario muestra el comportamiento y el desempeño de un proceso cuya magnitud debe ser comparada al nivel que se desea reflejar señalando la desviación estándar de la toma de decisiones correctivas y preventivas hacia dónde se desea llegar (Silva, 2020)	Ficha de observación	Unidad	$ICD = \frac{\text{ventana horaria cumplida}}{\text{ventana horaria total}}$
Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo	El índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo es un indicador primordial ya que son solicitudes aceptadas en un rango de hora no establecido lo cual hace que no se ha tomado muy importante ya que no han cumplido en su rango establecido pierde totalmente validez (Muguira, 2019)	Ficha de observación	Unidad	$ISAFT = \frac{\text{solicitudes afectadas}}{\text{total de solicitudes}}$
Índice de control de operaciones	El índice de control de operaciones detecta las irregularidades y advierte los posibles riesgos en un ciclo establecido donde se puedan implementar medidas correctivas y así alcanzar un objetivo estratégico correspondiente (Perez, 2016)	Ficha de observación	Unidad	$ICO = \frac{\text{numero de operaciones cumplidas}}{\text{numero de operaciones programadas}}$

**Anexo 3: Instrumento de recolección de datos
 Ficha de observación N° 1. Índice de cumplimiento diario**

Ficha de observación de medición del indicador Índice de cumplimiento diario					
Investigador:			Joselyn Silva Huarcaya		
Proceso observado:			Operaciones comerciales		
Pre-Test					
N° de Obs.	Producto	Fecha	ventana horaria cumplida	ventana horaria total	Índice de cumplimiento diario= ventana horaria cumplida/ventana horaria total
1					
2					
3					
4					
5					
6					
N					

Ficha de observación de medición del indicador Índice de cumplimiento diario					
Investigador:			Joselyn Silva Huarcaya		
Proceso observado:			Operaciones comerciales		
Postest					
N° de Obs.	Producto	Fecha	ventana horaria cumplida	ventana horaria total	Índice de cumplimiento diario= ventana horaria cumplida/ventana horaria total
1					
2					
3					
4					
5					
6					
N					

Ficha de observación N° 2. Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo

Ficha de observación de medición del indicador Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo					
Investigador:			Joselyn Silva Huarcaya		
Proceso observado:			Operaciones comerciales		
Pre-Test					
N° de Obs.	Producto	Fecha	solicitudes afectadas	total de solicitudes	Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo= solicitudes afectadas/total de solicitudes
1					
2					
3					
4					
5					
6					
N					

Ficha de observación de medición del indicador Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo					
Investigador:			Joselyn Silva Huarcaya		
Proceso observado:			Operaciones comerciales		
Postest					
N° de Obs.	Producto	Fecha	solicitudes afectadas	total de solicitudes	Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo= solicitudes afectadas/total de solicitudes
1					
2					
3					
4					
5					
6					
N					

Ficha de observación N° 3. Índice de control de operaciones

Ficha de observación de medición del indicador Índice de control de operaciones					
Investigador:			Joselyn Silva Huarcaya		
Proceso observado:			Operaciones comerciales		
Pre-Test					
N° de Obs.	Producto	Fecha	número de operaciones cumplidas	número de operaciones programadas	Índice de control de operaciones= número de operaciones cumplidas/número de operaciones programadas
1					
2					
3					
4					
5					
6					
N					

Ficha de observación de medición del indicador Índice de control de operaciones					
Investigador:			Joselyn Silva Huarcaya		
Proceso observado:			Operaciones comerciales		
Postest					
N° de Obs.	Producto	Fecha	número de operaciones cumplidas	número de operaciones programadas	Índice de control de operaciones= número de operaciones cumplidas/número de operaciones programadas
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: PROCESO DE OPERACIONES COMERCIALES

N°	INDICADORES	Claridad ¹		Pertinencia ²		Relevancia ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Índice de cumplimiento diario	X		X		X		
2	Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo	X		X		X		
3	Índice de control de operaciones	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia):

Opinión de aplicabilidad: Aplicable Aplicable después de corregir No aplicable

12...de Octubre...del 2020

Apellidos y nombres del juez evaluador: Galvez Tapia Ortans
DNI: 16798332.

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: PROCESO DE OPERACIONES COMERCIALES

N°	INDICADORES	Claridad ¹		Pertinencia ²		Relevancia ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Índice de cumplimiento diario	X		X		X		
2	Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo	X		X		X		
3	Índice de control de operaciones	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia):

Opinión de aplicabilidad: Aplicable Aplicable después de corregir No aplicable

..12..de..Octubre..del 2020

Apellidos y nombres del juez evaluador: Pacheco Pumalague Alex
DNI: 70430225

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°3

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO

VARIABLE: PROCESO DE OPERACIONES COMERCIALES

N°	INDICADORES	Claridad ¹		Pertinencia ²		Relevancia ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Índice de cumplimiento diario	X		X		X		
2	Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo	X		X		X		
3	Índice de control de operaciones	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia):

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

.12...de...abril...del 2020

Apellidos y nombres del juez evaluador: Saenz Apari Rafael

DNI: 10 454966

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	I1Postest	I2Pretest	I2Postest	I3Pretest	I3Postest
1	0.29	0.87	0.71	0.13	0.21	0.57
2	0.20	0.83	0.80	0.17	0.43	0.79
3	0.14	0.89	0.86	0.11	0.57	0.93
4	0.43	0.94	0.57	0.06	0.36	0.71
5	0.27	0.97	0.73	0.03	0.50	0.86
6	0.24	0.93	0.76	0.07	0.50	0.86
7	0.21	0.97	0.79	0.03	0.53	0.89
8	0.14	0.99	0.86	0.01	0.07	0.94
9	0.53	0.97	0.47	0.03	0.46	0.81
10	0.36	0.81	0.64	0.19	0.29	0.64
11	0.47	0.97	0.53	0.03	0.40	0.76
12	0.44	0.71	0.56	0.29	0.37	0.73
13	0.19	0.94	0.81	0.06	0.47	0.83
14	0.47	0.79	0.53	0.21	0.40	0.76
15	0.21	0.97	0.79	0.03	0.40	0.76
16	0.47	0.99	0.53	0.01	0.40	0.76
17	0.46	0.86	0.54	0.14	0.39	0.74
18	0.53	0.93	0.47	0.07	0.46	0.81
19	0.41	0.74	0.59	0.26	0.34	0.94
20	0.44	0.71	0.56	0.29	0.37	0.73
21	0.53	0.84	0.47	0.16	0.46	0.81
22	0.40	0.76	0.60	0.24	0.33	0.69
23	0.46	0.93	0.54	0.07	0.39	0.74
24	0.47	0.99	0.53	0.01	0.40	0.76
25	0.40	0.96	0.60	0.04	0.33	0.99
26	0.40	0.97	0.60	0.03	0.33	0.97
27	0.34	0.86	0.66	0.14	0.27	0.96
28	0.17	0.86	0.83	0.14	0.37	0.73
29	0.50	0.97	0.50	0.03	0.34	0.70
30	0.43	0.97	0.57	0.03	0.40	0.76
31	0.43	0.99	0.57	0.01	0.40	0.76
32	0.21	0.99	0.79	0.01	0.41	0.77
33	0.50	0.96	0.50	0.04	0.43	0.79
34	0.43	0.97	0.57	0.03	0.44	0.80
35	0.36	0.93	0.64	0.07	0.46	0.81

	Indicador 1		Indicador 2		Indicador 3	
	I1Pretest	I1Postest	I2Pretest	I2Postest	I3Pretest	I3Postest
36	0.24	0.94	0.76	0.06	0.47	0.83
37	0.21	0.86	0.79	0.14	0.49	0.84
38	0.36	0.94	0.64	0.06	0.50	0.86
39	0.41	0.94	0.59	0.06	0.51	0.87
40	0.29	0.97	0.71	0.03	0.53	0.89
41	0.17	0.97	0.83	0.03	0.54	0.90
42	0.30	0.94	0.70	0.06	0.56	0.91
43	0.31	0.97	0.69	0.03	0.56	0.93
44	0.29	0.91	0.71	0.09	0.53	0.94
45	0.19	0.97	0.81	0.03	0.51	0.96
46	0.21	0.97	0.79	0.03	0.54	0.97
47	0.29	0.97	0.71	0.03	0.43	0.99
48	0.29	0.94	0.71	0.06	0.54	0.97
49	0.20	0.91	0.80	0.09	0.56	0.83
50	0.17	0.79	0.83	0.21	0.57	0.80
51	0.17	0.94	0.83	0.06	0.36	0.94
52	0.16	0.79	0.84	0.21	0.31	0.83
53	0.14	0.89	0.86	0.11	0.37	0.86
54	0.13	0.87	0.87	0.13	0.39	0.87
55	0.11	0.86	0.89	0.14	0.41	0.89
56	0.10	0.84	0.90	0.16	0.44	0.90
57	0.09	0.81	0.91	0.19	0.49	0.84
58	0.07	0.77	0.93	0.23	0.53	0.94
59	0.04	0.83	0.96	0.17	0.50	0.96
60	0.14	0.86	0.86	0.14	0.56	0.97
61	0.16	0.86	0.84	0.14	0.54	0.99
62	0.27	0.87	0.73	0.13	0.51	0.94
63	0.21	0.94	0.79	0.06	0.31	0.73
64	0.19	0.99	0.81	0.01	0.41	0.81
65	0.17	0.90	0.83	0.10	0.40	0.69
66	0.16	0.91	0.84	0.09	0.39	0.74
67	0.14	0.93	0.86	0.07	0.37	0.90
68	0.23	0.94	0.77	0.06	0.36	0.84
69	0.26	0.97	0.74	0.03	0.34	0.94
70	0.24	0.99	0.76	0.01	0.31	0.97

Anexo 6: Carta de autorización de la aplicación



AUTORIZACIÓN DE LA APLICACIÓN EN LA EMPRESA REDONDOS

Gerente general Jorge Herrera

Autoriza

Que la Srta. JOSELYN GLORIA SILVA HUARCAYA, identificada con el DNI 72549629 se le autorizo la aplicación del instrumento de recolección de datos a través de la ficha de observación de los siguientes indicadores: Índice de cumplimiento diario, Índice de solicitudes atendidas fuera de tiempo, y el Índice de control de operaciones. Para el proceso de operaciones comerciales con la finalidad de lograr la mejora a través del machine learning en la empresa Redondos.

Tras lo mencionado se afirma que el machine learning mejora el proceso de operaciones comerciales en la empresa Redondos, Lima – 2020.

Se expresa el agradecimiento por la mejora y se expide el presente documento a solicitud del interesado para los fines que estime conveniente.

Jorge Herrera
Gerente general