



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 Selección del
Personal Docente en una Universidad Nacional, Lima 2021**

TESIS PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE:

Maestro en Ingeniería de Sistemas con mención en Tecnologías de la Información

AUTOR:

Yaranga Vite, Italo Paul (ORCID: 0000-0001-7380-135X)

ASESOR:

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

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Sistemas de Información y Comunicaciones

LIMA — PERÚ

2022

Dedicatoria

Dedico este trabajo con todo mi amor y cariño a mi Familia:

Mi esposa Zarú Franzu, mis hijos Italo Matias y Gianfranco Ariel.

Asimismo también se lo dedico de manera especial a mi Madre Anita Vite, a mis hermanas Victoria, Patricia y mi hermano Elmo y a mi tías Rosa, Cecilia.

Agradecimiento

Realizar un trabajo de investigación requiere el apoyo de muchas personas, agradecido de forma muy especial a mi familia por toda la paciencia y comprensión, a mi Madre por todo el apoyo brindado y no puedo dejar de mencionar a mi amigo Gustavo Coronel y Johnny Mucha que sin su apoyo hubiera sido muy dificultoso terminar este proyecto.

Índice de contenidos

	Página
Dedicatoria	ii
Agradecimiento	iii
Índice de contenidos	iv
Índice de tablas	v
Índice de gráficos y figuras	vi
Resumen	vii
Abstract	viii
I. INTRODUCCIÓN	1
II. MARCO TEÓRICO	4
III. METODOLOGÍA	8
3.1. Tipo y diseño de investigación	8
3.2. Variables y operacionalización	8
3.3. Población, muestra y muestreo	10
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos	11
3.5. Procedimientos	12
3.6. Método de análisis de datos	13
3.7. Aspectos éticos	13
IV. RESULTADOS	15
V. DISCUSIÓN	25
VI. CONCLUSIONES	31
VII. RECOMENDACIONES	32
REFERENCIAS	33
ANEXOS	39

Índice de tablas

		Página
Tabla 1	Matriz operacional del proceso de selección del personal docente	10
Tabla 2	Guía de observación del instrumento	11
Tabla 3	Expertos que validaron el instrumento	12
Tabla 4	Medidas descriptivas del indicador 1 Índice de selección personal	15
Tabla 5	Medidas descriptivas del indicador 2 Índice de evaluación curricular	16
Tabla 6	Medidas descriptivas del indicador 3 Índice de contratación	17
Tabla 7	Test de Kolmogorov & Smirnov para los indicadores del proceso de selección del personal docente	19
Tabla 8	Conclusiones de la prueba de normalidad	20
Tabla 9	Resultados de la prueba T del indicador índice del personal postulante	21
Tabla 10	Test de Wilcoxon para el indicador índice de evaluación curricular	22
Tabla 11	Normalización del test de Wilcoxon para el indicador índice de evaluación curricular	22
Tabla 12	Test de Wilcoxon para el indicador índice de contratación	23
Tabla 13	Normalización del test de Wilcoxon para el indicador índice de contratación	23

Índice de figuras

	Pagina
Figura 1 Tratamiento de los datos de la investigación	13
Figura 2 Comparación de medias del índice de personal postulante	15
Figura 3 Comparación de medias del índice de evaluación curricular	16
Figura 4 Comparación de medias del índice de contratación	17

Resumen

El objetivo de la presente investigación es determinar que Machine Learning mejora el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional de Lima Perú. Para lo cual, se midieron los resultados del proceso de selección de personal en forma tradicional y utilizando una aplicación de Machine Learning que permita establecer la mejora mediante uso de indicadores de selección de personal, índice de personal postulante, índice de evaluación curricular, e índice de contratación.

El tipo de investigación utilizada fue aplicada con un enfoque cuantitativo, con diseño cuasi experimental, utilizando una población de 120 observaciones y con un muestreo no probabilístico por cada indicador. Para la recolección de datos se utilizó como instrumento de recolección de datos la guía de observación y para la prueba de hipótesis en el análisis inferencial, se utilizó la prueba de Wilcoxon.

Los resultados se determinaron mediante el test de Wilcoxon que permitió la comparación del pretest y posttest, cuyo contraste fue significativo en cada indicador, y se determinó que los indicadores mejoran en 36.9% en el índice de personal postulante, 36.8% en el índice de evaluación curricular, y 40.3% en el índice de contratación.

Palabras clave: selección automatizada del personal, aprendizaje automático, inteligencia artificial, índice de personal postulante.

Abstract

The objective of this research is to determine that Machine Learning improves the selection process of teaching staff in a National University of Lima Peru. For which, the results of the personnel selection process were measured in a traditional way and using a Machine Learning application that allows establishing improvement through the use of personnel selection indicators, applicant personnel index, curriculum evaluation index, and index. hiring.

The type of research used was applied with a quantitative approach, with a quasi-experimental design, using a population of 120 observations and with a non-probability sampling for each indicator. For data collection, the observation guide was used as the data collection instrument and for the hypothesis test in the inferential analysis, the Wilcoxon test was used.

The results were determined using the Wilcoxon test that allowed the comparison of the pretest and posttest, whose contrast was significant in each indicator, and it was determined that the indicators improve by 36.9% in the applicant staff index, 36.8% in the evaluation index curricular, and 40.3% in the hiring index.

Keywords: automated staff selection, Machine Learning, artificial intelligence, applicant staff index.

I. INTRODUCCIÓN

En el ámbito internacional, Quevedo y Rivas (2016), revelaron que la problemática del proceso de selección de docentes en el sistema de educación chileno, a pesar de ser riguroso carece de un enfoque conceptual basado en la literatura existente sobre el tema, además de la necesidad conocer los procedimientos y criterios utilizados en procesos de selección. Asimismo, Vásquez (2015), diagnosticó que, en el sistema de educación ecuatoriano, la coyuntura tradicional de los procesos de selección de docentes no es el adecuado, este diagnóstico se realizó mediante una revisión documental además de técnicas aplicadas a docentes.

A nivel nacional los procesos de selección docente en universidades nacionales se parametrizan con modelos tradicionales, específicamente mediante concurso público, en el cuál una comisión pertinente designada por el consejo de facultad es la que se encarga de dicho proceso, que se convierte en un proceso extremadamente tedioso, sujeta a factores subjetivos de la comisión encargada, la Universidad Nacional en el estamento de docentes define las categorías de auxiliar, asociado y principal, en el cuál la categoría de auxiliar agrupa un mayor porcentaje en el nivel de contratado, de manera que para ingresar al nivel de nombrado es un proceso que tarda años para el docente contratado.

En el ámbito local, la diversificación de las universidades particulares determina procesos de selección más rápida, en mayor medida vinculadas a búsquedas mediante redes sociales, donde el proceso se determina en una relación directa entre la comisión y el docente postulante. Este factor evidencia que el filtro de calidad correspondiente al proceso de selección de docente para universidades nacionales se ve menguada, debido a que el proceso carece de base conceptual correspondiente a todo proceso de selección de personal. Este aspecto trasciende campo administrativo, en donde, es recurrente la misma problemática, en este contexto Coronel (2020) realizó una investigación cuasi experimental en donde aplicó el aprendizaje automático encontrando mejoras en los indicadores del proceso.

La problemática principal de los procesos de selección del personal docente se caracteriza por ser extensos y tediosos sujetas a la subjetividad de la comisión encargada que en términos técnicos se denomina el sesgo cognitivo, se hace necesaria la utilización de tecnologías de vanguardia como Machine Learning, para que dichos procesos sean automatizados y de ese modo se mitigue el factor tiempo y calidad docente.

Por ello se plantea el problema general ¿De qué manera Machine Learning mejora el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021?

Y como problemas específicos, ¿De qué manera Machine Learning mejora el proceso de evaluación de fichas de inscripción en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021?, ¿De qué manera Machine Learning mejora el proceso de evaluación curricular en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021?, ¿De qué manera Machine Learning mejora el proceso de contratación en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021?

La justificación de este estudio se definió desde diferentes ámbitos, de manera que, en el ámbito de justificación epistemológica, es producto de tener necesidad de realizar cambios en la mejora de elección de personal docente idóneo, esto se debe a que la esencia existencial de la universidad nacional es satisfacer las necesidades y problemas de la sociedad. En consecuencia, la elección del socio estratégico según Chiavenato (2020), debe ser idónea.

La justificación teórica, se condice con el hecho de que a la universidad nacional le compete disponer de procesos eficientes y eficaces subyacentes al conocimiento científico para poder contar el personal docente idóneo que viabilice la misión y visión que persigue.

La justificación práctica, se centra en que Machine Learning se fundamenta en algoritmos que establecen modelos subyacentes al autoaprendizaje cuyos resultados atribuidos al proceso de selección de docentes optimizan dicho proceso de manera que mejoran sus indicadores.

La justificación metodológica se orienta a la característica de que la universidad nacional se rige por sus estatutos aprobados por sus estamentos elegidos democráticamente, en el cuál la esencia sustancial es la responsabilidad social, y para su cumplimiento debe contar con docentes idóneos que encaminen la universidad nacional a satisfacer las necesidades de la sociedad.

En esta investigación se planteó como objetivo general: Determinar el grado de mejora al implementar Machine Learning en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.

Y como objetivos específicos: Determinar el grado de mejora al implementar Machine Learning en el proceso de evaluación de fichas de inscripción en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021. Determinar el grado de mejora al implementar Machine Learning en el proceso de evaluación curricular en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021. Determinar el grado de mejora al implementar Machine Learning en el proceso de contratación en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.

Para demostrar el objetivo general se planteó como hipótesis general: Machine Learning realiza un avance significativo en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.

Y como hipótesis específicas: Machine Learning mejora significativamente el proceso de evaluación de fichas de inscripción en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021. Machine Learning mejora significativamente el proceso de evaluación curricular en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021. Machine Learning mejora significativamente el proceso de contratación de la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.

II. MARCO TEÓRICO

Cueva y Elguera (2019) realizaron un estudio en el cuál mediante Machine Learning generaron un modelo para identificar centros poblados para un proceso de validación de información, la esfericidad en el entrenamiento se cuantificó en un 95.2% y en la prueba fue de 89.1%. Este modelo no consideró el factor aleatorio y selecciono centros poblados para realizar su validación en el estudio. Los investigadores realizaron un estudio propicio para operar y verificar la información, este proceso permitió optimizar la selección de centros poblados.

Coronel (2020) realizó un estudio basado en la problemática del sector público sobre la burocrática de los procesos de selección, que se traduce en procesos extensivos, ante eso investigó los cambios que se generan en la selección del personal como consecuencia de aplicar el aprendizaje automático, utilizó un diseño experimental con el cual concluyó que el uso de la tecnología efectivamente mejora los indicadores del proceso de selección, con una variación de 18%

Mansilla y Jacques (2018) estudiaron los atributos de los procesos de selección del personal quienes compararon algoritmos de Machine Learning subyacentes a la selección de personal en el ámbito hispano, su objetivo fue cotejar tres ficheros que se basan en Machine Learning, cuyos modelos disponían de capacidad predictiva, en relación a la personalidad del candidato a un puesto laboral, cuyo ámbito fue las redes sociales. Los indicadores del proceso de clasificación determinaron la mejora del promedio en un 69%, cuyo algoritmo se centró en atributos como la precisión, exactitud, y exhaustividad. Con la finalidad de realizar mejoras en la educación.

Vásquez (2015), investigó como el proceso de selección de docentes se ve afectado por factores, el investigador en base a este estudio sostiene que estas exigencias permiten el desarrollo cognitivo de las estudiantes además del reconocimiento y prestigio organizacional. Mediante este atributo se parametrizó el potenciamiento de la calidad subyacente a la educación, que se traducen en entidades útiles para los protagonistas de la elección de docentes, el perfil real de mejora en promedio se validó en 70%.

Las teorías sobre el Machine Learning sostenido en algoritmos en el contexto de las tecnologías vigentes, fueron investigados por Kashyap (2017) que realizó un estudio que demostró el vínculo entre el aprendizaje automático con tecnologías informáticas coyunturales inherentes a la toma de decisiones. Además, las decisiones que se ejecutan en tiempo real, requieren de algoritmos sofisticados, que determinan modelos cuya retroalimentación cognitiva es automática cuya precisión es del 99%.

El vínculo entre Machine Learning y los datos fueron estudiados por Xue et al. (2016), quienes estudiaron la evolución de las tecnologías de computación para realizar selección centradas en atributos específicos, desarrollaron un formulario para el acopio de datos de los cuales extrajeron información desde diferentes perspectivas en un contexto de minería de datos y determinaron las partituras de la computación evolutiva, cuyo factor de fundamentó en Machine Learning, en este proceso realizaron un análisis de reducción para identificar secuencias lógicas, cuya eficiencia inercial se validó en 81%. Sin embargo, la delimitación de la selección se traduce en un proceso complejo.

En cuanto a los procedimientos relacionados a Machine Learning, Hurwitz y Kirsch (2018) definieron la necesidad de empezar el entrenamiento utilizando una colección de datos, en vez de empezar a diseñar modelos, al respecto del proceso cognitivo centrado en iteraciones que generan modelos cuya característica en línea incrementa la relación entre los factores que determinan los datos. Asimismo, la dificultad que concierne a este estudio enfatiza la utilidad de Machine Learning respecto al criterio de selección humana.

La importancia de los procesos de selección de personal fue planteada por Chiavenato (2020), quien sostiene que, en el proceso unificado del capital humano, la elección de un colaborador es un proceso muy importante y requiere de la siguiente etapa que sea parte de un proceso superior, con la finalidad de ocupar la vacancia que necesita una empresa. En tal sentido, la elección de personal es diferente a la contratación en términos de conceptuales, la elección se realiza en función a condiciones y restricciones; en la contratación pública.

En relación a Machine Learning Hurwitz y Kirsch (2018) indican que Machine Learning permite utilizar la inteligencia artificial cuya propiedad consiste en aprender apenas se registran los datos y no aprende de la programación elaborada. Los algoritmos utilizan datos que le ayudan a conocer, es necesario encontrar modelos con más exactos utilizando datos. Los resultados de los datos procesados permiten entender un modelo de Machine Learning utilizando sus respectivos algoritmos que son alimentados mediante el ingreso de datos que se capturan. Luego del proceso de preparación, se recibe un diseño mediante un ingreso de datos, se obtiene resultados. El algoritmo predictivo nos ayuda a predecir datos futuros.

La noción del proceso de selección de personal según Montoya (2002), determina que este desarrollo es una tarea constituida a su vez planificada, es decir, congrega con un buen diseño, verificar e identificar, de forma predictiva, las características y habilidades individuales de grupos de postulantes que sobresalen en su ámbito y también las características identificadas dentro del desarrollo del proceso. Esto se condice con lo establecido en el Estatuto Universitario de la Universidad Nacional en estudio, que en el marco estatutario relacionado a la incorporación del personal docente establece los atributos mencionados.

El proceso de selección de personal se cuantifica como el efecto conjunto de sub procesos como el proceso de evaluación de fichas de inscripción, este sub proceso se cuantifica mediante el índice de personal postulante se establece en el marco estatutario, que definen los requisitos necesarios que se incluyen donde utilizan criterios de evaluación originan la separación por incumplimiento, y se define como la razón porcentual del total de postulaciones finiquitadas entre las postulaciones ingresadas.

El sub proceso inherente a la evaluación curricular se cuantifica mediante el Índice de evaluación curricular, el cual se establece en el marco estatutario, que determina los criterios de calificación atribuidos a las plazas docentes que se condice con el órgano regulatorio centrado en la SUNEDU, y se define como la razón porcentual del total de candidatos acogidos entre el total de candidatos en la vacante.

El sub proceso relacionado a la contratación se cuantifica con el Índice de contratación, que se establece en el marco estatutario, lo cual decide la captación de los colaboradores que están preparados en todo el proceso que conlleva captación y la elección. Este indicador se parametriza con los recursos ordinarios asignados a la organización, según el presupuesto anual, y se define como la razón porcentual del total de contrataciones entre el total de postulantes.

III. METODOLOGÍA

3.1. Tipo y diseño de investigación

Tipo de investigación

Esta investigación es aplicada, debido a que aplica Machine Learning en un proceso tradicional para captar personal atribuidos a la administración, Hernández et al. (2014), sostienen que una investigación aplicada permite resolver problemas reales de forma práctica y mitigar deficiencia identificadas en algún desarrollo.

Diseño de investigación

En esta investigación se utilizó un diseño cuasi experimental, que consistió en observar inicialmente el desarrollo de captar talento humano con inherencia administrativa (pretest), luego aplicar a ese desarrollo el aprendizaje automático sutilmente (factor), luego capturar las observaciones finales (postest), las observaciones se atribuyeron mediante indicadores sumando 120 observaciones. Este procedimiento se sustentó en la noción de Hernández et al. (2014), quienes fundamentan que un diseño cuasi experimental se define cuando el factor se manipula ligeramente.

3.2. Variables y Operacionalización

Variable independiente Machine Learning

Se clasifica como cualitativa que, por su naturaleza, se refieren a sus atributos o cualidades. Además, la variable se clasifica de tipo nominal que son aquellas no numéricas y no tienen un orden establecido.

Definición conceptual de la variable independiente Machine Learning

Según Hurwitz y Kirsch (2018), Machine Learning es una técnica moderna en el desarrollo software la cual nos permite reducir las operaciones secuenciales con la finalidad de disminuir la intervención humana. Utiliza secuencias lógicas que permiten un aprendizaje automático; donde se utiliza modelos estadísticos que permiten aprenden de forma automática el ingreso de datos, y después pasan a

una siguiente fase de preparación con la finalidad de aprender y después realizar la creación de modelos predictivos.

Variable dependiente proceso de selección del personal docente

Su naturaleza es cuantitativa, son variables que permiten medir un conjunto de valores numéricos. Además, la variable es de tipo continua, lo cual permite utilizar números enteros y decimales.

Definición conceptual de la variable dependiente del proceso de selección del personal docente

El proceso de selección del personal en noción Chiavenato (2020), se determina cuando la organización requiere cubrir vacantes para mejorar el rendimiento organizacional y es cuando acude al proceso de selección de personal para reclutar el recurso humano que requiere, según la coyuntura en la que está inmersa. El punto de partida se da cuando una vacante esta libre o cuando se ha creado una nueva, sobre esta base se define la normativa institucional y sobre ella se determinan las fases.

Definición operacional de la variable dependiente del proceso de selección del personal docente

Para el proceso de selección del personal docente se han tomado en cuenta tres indicadores, (a) el índice del personal postulante, (b) el índice de evaluación curricular, y el (c) índice de contratación. La unidad de medida que se utilizará en los tres indicadores será porcentaje. En los tres indicadores se utiliza guía de observación como instrumento de recolección de datos. En la siguiente tabla se puede observar los indicadores mencionados.

Tabla 1:
Matriz Operacional del Proceso de Selección del Personal Docente

Indicador	Instrumento	Cantidad	U.M.	Fórmula
Índice de personal postulante	Guía de observación	60	%	$IPP = \frac{\text{Número de postulaciones terminadas en la vacante}}{\text{Número de postulaciones iniciadas en la vacante}} \times 100$
Índice de evaluación curricular	Guía de observación	60	%	$IEC = \frac{\text{Número de candidatos invitados a la entrevista en la vacante}}{\text{Número de candidatos por oferta en la vacante}} \times 100$
Índice de contratación	Guía de observación	60	%	$IC = \frac{\text{Número de candidatos contratados en la vacante}}{\text{Número total de candidatos en la vacante}} \times 100$

3.3. Población, muestra y muestreo

Población

En esta investigación la población se constituyó de un conjunto de observaciones que se tomaron en una Universidad Nacional y para este estudio se delimitó a 120 observaciones. Berdoy, Beltrán, y Peris (2016), quienes definieron como el universo de individuos o conjunto de entidades de estudio, de los cuales se quiere obtener resultados.

Muestrea

En esta investigación la muestra se determinó como censal de 120 observaciones del proceso de selección del personal docente.

Muestreo

Se determinó un muestreo por conveniencia en el cuál se eligieron las 60 primeras observaciones en el proceso sin Machine Learning, y las otras 60 observaciones en el proceso con Machine Learning. El atributo de este procedimiento es no probabilístico y el muestreo se desarrolló por conveniencia.

3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Técnicas de recolección de datos

El presente estudio utiliza la observación como método de recolección de datos, ver Espinoza (2018), el cual indica que el protocolo que se utiliza para realizar el proceso de recolección y registro de datos, es la herramienta que utiliza para examinar los datos.

Instrumentos de recolección de datos

El instrumento que se utilizó en la investigación es la guía de observación que en concepto de Robledo (2006), es un instrumento que ayuda a registrar e identifica los diferentes orígenes de donde se y dirigido a la elaboración del marco teórico, y se utiliza para la fundamentar la puede obtener información, como la acumulación de datos o registros de evidencias que fueron encontradas, donde se puede fijar el ingreso de los datos procesados presunción mediante una comparación. En la tabla 2 se muestra una ficha del instrumento que se utilizará en esta investigación.

Tabla 2:
Guía de observación del instrumento

Nombre del instrumento	Guía de observación de medición del indicador
Autor	Italo Paul Yaranga Vite
Año	2021
Descripción:	
Tipo de instrumento:	Guía de observación
Objetivo:	Determinar el grado de mejora al implementar Machine Learning en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.
Indicadores:	Índice de personal postulante Índice de evaluación curricular Índice de contratación
Número de observaciones a recolectar	120
Aplicación:	Directa

Validez

La validez del instrumento se consideró la opinión de expertos que verificaron la claridad, pertinencia y relevancia de la información, con los resultados obtenidos se determinó que el instrumento es aplicable. Según Bolado, Ibáñez y Lantarón (1998) definieron que es necesario para satisfacer la incertidumbre utilizando técnicas que permitan de forma más precisa conocer el posible conocimiento existente.

Tabla 3.

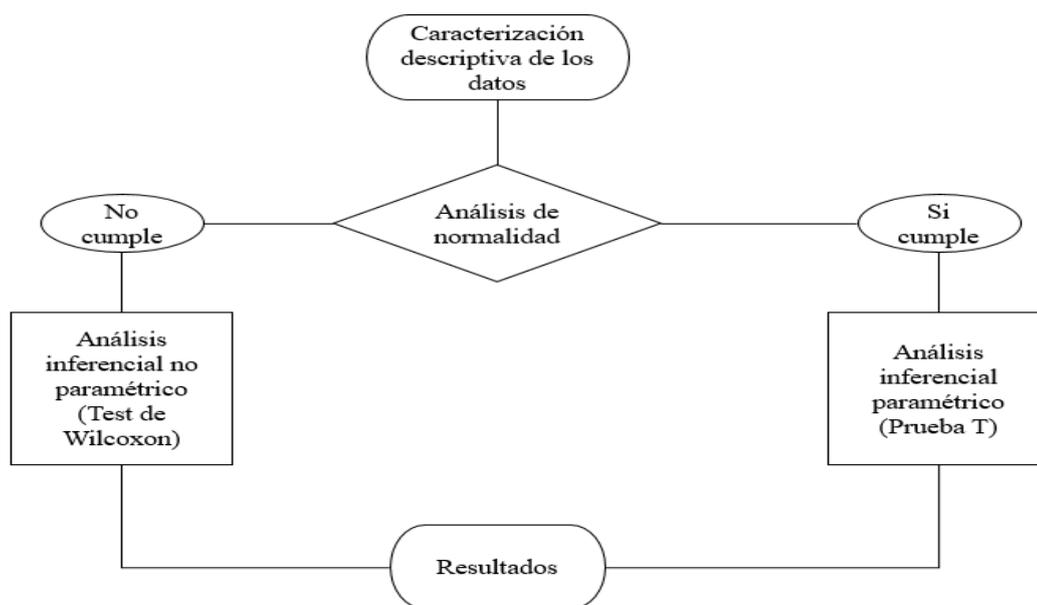
Validación del instrumento de recolección de datos

DNI	Apellidos y Nombres	Institución	Calificación
08109703	Mg. Loayza Beramendi Felipe	UMSM	Aplicable
41541647	Dr. Flores Zafra David	Universidad Cesar Vallejo	Aplicable
06914897	Mg. Coronel Castillo Erick	Universidad Cesar Vallejo	Aplicable

3.5. Procedimientos

En esta investigación la población se constituyó de un conjunto de observaciones mediante indicadores del desarrollo para elegir personal docente en una Universidad Nacional y para este estudio se delimitó a 120 observaciones. Este aspecto se sustentó en mención de Berdoy, Beltrán, y Peris (2016), quienes definieron como el universo de individuos o conjunto de entidades de estudio, de los cuales se quiere obtener resultados.

Figura 1. Tratamiento de los datos de la investigación.



3.6. Método de análisis de datos

El tratamiento de los datos se inició mediante un análisis de normalidad utilizando el test de Kolmogorov y Smirnov (1941), cuyos resultados no se ajustan a la normalidad, en ese sentido se realizó análisis no paramétrico; en el ámbito inferencial que permitió realizar el contraste de hipótesis utilizando Wilcoxon (1945).

3.7. Aspectos éticos

Este trabajo se adecuó a las indicaciones de la Universidad Cesar Vallejo:

Consentimiento informado

El trabajo se realizó con el permiso de la Universidad Nacional donde se llevó a cabo la investigación, mediante la solicitud pertinente, donde se expresa que los datos y la información que se registraron se mantendrá bajo estricta confiabilidad para su confianza y seguridad, y se utilizarán para fines de la investigación.

Respeto a la propiedad intelectual

En este trabajo el atributo principal fue el respeto a la propiedad intelectual de los autores quienes fueron referenciados según el manual de redacción de la

Asociación Americana de Psicología (APA) aprobadas por la Universidad Cesar Vallejo.

Veracidad de la información

Este trabajo se realizó con transparencia y confiabilidad de los datos fidedigno reales sin manipulación de la información recopilada. Así mismo se respetó la imparcialidad al estudiar los datos.

IV. RESULTADOS

Análisis descriptivos

Cálculos descriptivos del subproceso de fichas de inscripción

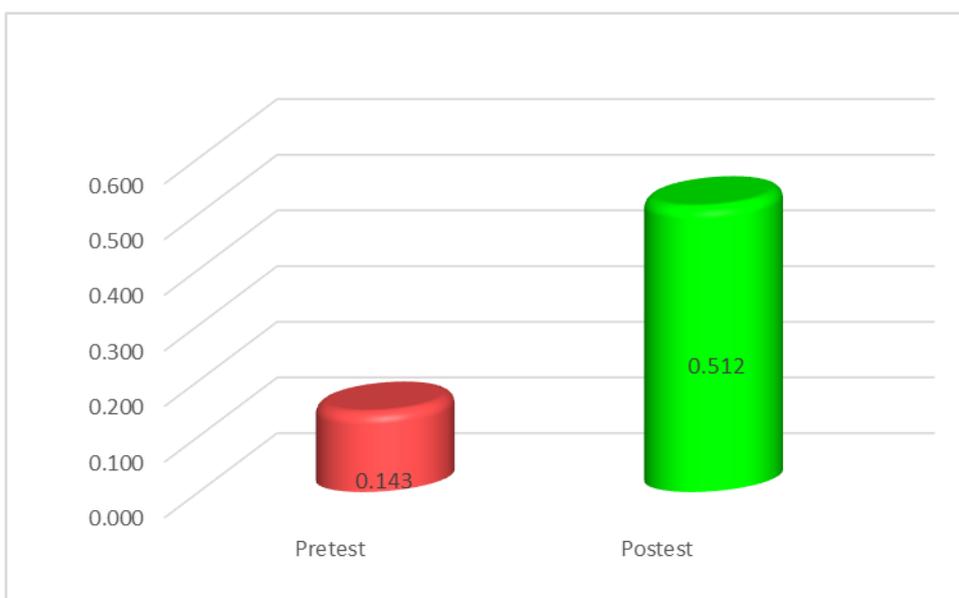
Tabla 4.

Resultados descriptivos del Índice de personal postulante

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar
Pre-test	60	0.03	0.30	0.143	0.076
Post-test	60	1.07	1.00	0.512	0.284

Nota. Datos asistidos en el Software IBM SPSS V25

Figura 2. Comparación de medias del índice de personal postulante



En la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se evidenció empíricamente mediante el análisis descriptivo la mejora del de índice de personal docente, la media obtenida de la muestra en un postest es de 51.2% después de haber utilizado Machine Learning, la media en un pretest fue de 14.3% sin aplicar el aprendizaje automático. Lo cual indica que con Machine Learning existe una mejora sustancial en el índice de personal postulante con una variación de 36.9% en su valor medio.

En la figura 2 se puede apreciar el comportamiento del índice de personal postulante antes y después de aplicar la tecnología Machine Learning, en función a los datos registrados en la ficha de observación, se concluye que el índice de personal postulante en el proceso de selección docente aumento considerablemente.

Asimismo, en el anexo 6 podemos observar las tendencias del comportamiento de este indicador.

Cálculos descriptivos del sub proceso de evaluación curricular

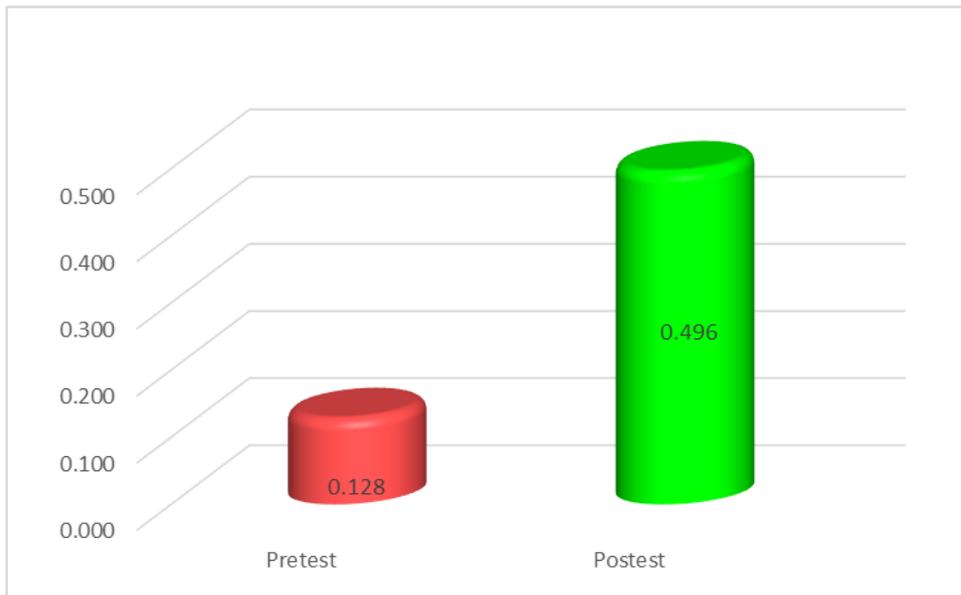
Tabla 5.

Resultados descriptivos del Índice de evaluación curricular

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar
Pre-test	60	0.04	0.25	0.128	0.059
Post-test	60	0.07	1.00	0.496	0.266

Nota. Datos asistidos en el Software IBM SPSS V25

Figura 3. Comparación de medias del índice de evaluación curricular



En la tabla 5 se evidenció empíricamente mediante el análisis descriptivo la mejora del indicador de índice de evaluación curricular, la media obtenida de la muestra en un posttest es de 49.6% después de haber utilizado Machine Learning, la media en un pretest fue de 12.8% sin aplicar el aprendizaje automático. Lo cual indica que con Machine Learning existe una mejora sustancial en el índice de personal docente con una variación de 36.8% en su valor medio.

En la Tabala 5 se puede apreciar el comportamiento del índice de evaluación curricular antes y después de aplicar la tecnología Machine Learning, en función a los datos registrados en la guía de observación, se concluye que el índice de evaluación curricular en el proceso de selección docente aumento considerablemente.

Cálculos descriptivos del subproceso de contratación

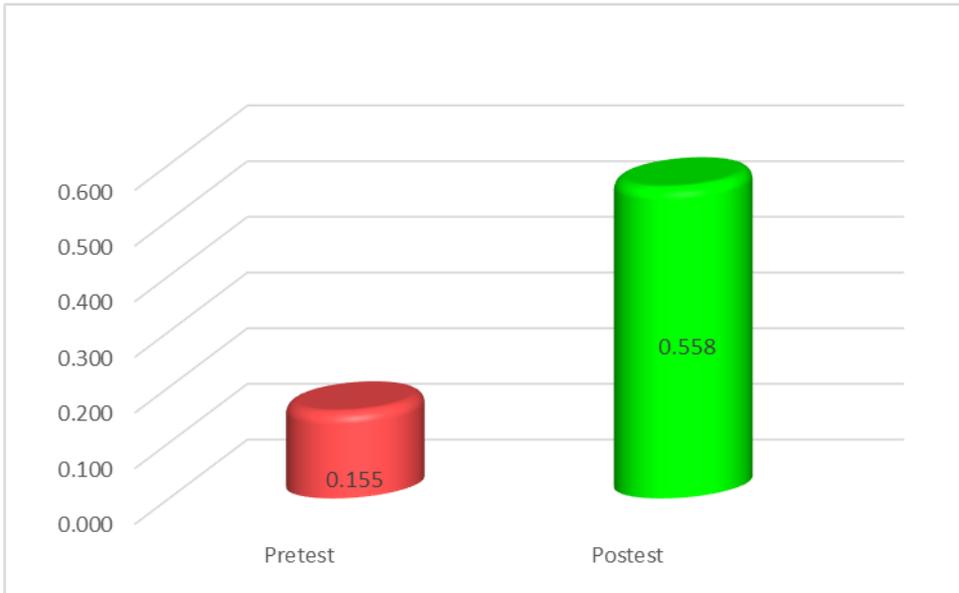
Tabla 6.

Resultados descriptivos del índice de contratación

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar
Pre-test	60	0.05	0.33	0.155	0.077
Post-test	60	0.05	1.00	0.558	0.287

Nota. Datos asistidos en el Software IBM SPSS V25

Figura 4. Comparación de medias del índice de contratación



En la tabla 6 se evidenció empíricamente mediante un análisis descriptivo la mejora del índice de contratación, la media obtenida de la muestra en un posttest es de 50.8% después de haber utilizado Machine Learning, la media en un pretest fue de 15.5% sin aplicar el aprendizaje automático. Lo cual indica que con Machine Learning existe una mejora sustancial en el índice de personal docente con una variación de 40.3% en su valor medio.

En la figura 4 se puede apreciar el comportamiento del índice de contratación antes y después de aplicar la tecnología Machine Learning, en cuanto a los datos registrados en la ficha de observación, se concluyó que el índice de contratación en el proceso de selección docente aumento considerablemente.

Análisis Inferencial

Prueba de Normalidad

Se efectuó el test de normalidad mediante Kolmogorov & Smirnov, para determinar la normalidad de los datos, mediante contraste de hipótesis, en el cual la hipótesis a contrastar sostiene la normalidad y la hipótesis alternativa sostiene la no existencia de normalidad. Los resultados obtenidos se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 7

Test de Kolmogorov & Smirnov para los indicadores del proceso de selección del personal docente

Grupo			Índice del personal postulante	Índice de evaluación curricular	Índice de contratación
Pretest	N		60	60	60
	Parámetros normales ^{a,b}	Media	.1431	.1269	.1553
		Desv.	.07574	.05975	.07742
		Desviación			
	Máximas diferencias extremas	Absoluto	,111	,134	,182
		Positivo	,111	,134	,182
		Negativo	-,074	-,106	-,121

	Estadístico de prueba		,111	,134	,182
	Sig. asintótica(bilateral)		,064 ^c	,009 ^c	,000 ^c
Postest	N		60	60	60
Parámetros normales ^{a,b}	Media		.5117	.4954	.5578
	Desv.		.28426	.26606	.28733
	Desviación				
Máximas diferencias extremas	Absoluto		,113	,107	,117
	Positivo		,113	,107	,109
	Negativo		-,113	-,069	-,117
	Estadístico de prueba		,113	,107	,117
	Sig. asintótica(bilateral)		,055 ^c	,087 ^c	,042 ^c

- a. La distribución de prueba es normal.
b. Se calcula a partir de datos.
c. Corrección de significación de Lilliefors.

Nota: Datos asistidos con el software IBM SPSS STATISTICS V25

En los resultados de la Tabla se evidenció que el índice de personal postulante en el pretest cumplió con la normalidad, debido a que su p valor (0.064) superó el 5% de margen de error. Asimismo, en el postest su p valor (0.055) también superó el 5% de margen de error, lo que evidencia la normalidad existente. Al respecto del índice de evaluación curricular, en el pretest su p valor (0.009) no superó el 5% de margen de error que determina que no existe normalidad, sin embargo, en el postest el p valor (0.087) superó el 5% de margen de error, lo que indicó la existencia de normalidad. En relación al índice de contratación en el pretest su p valor (0.000) no superó el 5% de margen de error que conlleva al no cumplimiento de la normalidad, del mismo modo en el postest su p valor (0.042) tampoco supero el 5% de margen de error, por tanto, tampoco hay normalidad. En la siguiente tabla se resume la técnica estadística a utilizar según los resultados de la prueba de normalidad.

Tabla 3:
Conclusiones de la prueba de normalidad

Indicador	Técnica estadística
Índice personal postulante	Prueba T
Índice de evaluación curricular	Wilcoxon
Índice de contratación	Wilcoxon

Prueba de Hipótesis específica 1: Sub proceso de evaluación de fichas de inscripción

Se aplicó la prueba T y para su proyección poblacional se propusieron realizar las hipótesis estadísticas.

H₀: Machine Learning no mejora significativamente el índice del personal postulante en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021

H₁: Machine Learning mejora significativamente el índice del personal postulante en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021

Se llegó a utilizar un 5% de margen de error, y los resultados de la prueba T observan en la siguiente tabla.

Tabla 4:
Resultados de la prueba T del índice del personal postulante

Prueba T	Grados de libertad	P valor
-9.706	67.336	0.000

Nota: Datos asistidos en el software IBM SPSS V25.

En la Tabla 4 se observó que el índice de personal postulante tuvo como resultado de la prueba T una valoración de -9.706, con un p valor (0.000) lo cual no excede al 5% margen de error, de este modo, se validó la hipótesis que sustenta que Machine Learning contribuye a la mejora del primer indicador.

Prueba de Hipótesis específica 2: Sub proceso de evaluación curricular

Se utilizó el test de Wilcoxon para su inferencia poblacional de manera que se propusieron realizar las hipótesis estadísticas.

H₀: Machine Learning no mejora significativamente el índice de evaluación curricular en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021

H₁: Machine Learning mejora significativamente el índice de evaluación curricular en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021

Se utilizó un 5% margen de error, y los resultados del test de Wilcoxon se observan en la siguiente tabla.

Tabla 5:

Test de Wilcoxon para el índice de evaluación curricular

	N	Rango promedio	Suma de rangos
Rangos negativos	3	3.33	10,00
Rangos positivos	54	30.43	1643.00
Empates	3		
Total	60		

Nota: Datos asistidos en el software IBM SPSS V25.

En la

Tabla 5 el test de Wilcoxon se centró en la suma de rangos positivos que se valoró en 1643, con 54 observaciones pareadas entre el pretest y posttest, estos resultados conllevaron a una normalización, cuyos resultados se observan en la siguiente tabla.

Tabla 6:
Normalización del test de Wilcoxon para el índice de evaluación curricular

Estadístico de normalización Z	P valor
-6.489	0.000

Nota: Datos asistidos en el software IBM SPSS V25.

En la Tabla 6 el estadístico de normalización Z se valoró en -6.489 cuyo p valor (0.000) no superó el 5% margen de error, de este modo, se validó la hipótesis que sustenta que Machine Learning contribuye a la mejora del segundo indicador en el desarrollo de captación del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.

Prueba de Hipótesis específica 3: Sub proceso de contratación

Se utilizó el test de Wilcoxon para su inferencia poblacional de manera que se propusieron realizar las hipótesis estadísticas.

H₀: Machine Learning no mejora significativamente el índice de contratación en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.

H₁: Machine Learning mejora significativamente el índice de contratación en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.

Se utilizó un 5% de margen de error, y los resultados del test de Wilcoxon se observan en la siguiente tabla.

Tabla 7:
Test de Wilcoxon para el índice de contratación

	N	Rango promedio	Suma de rangos
Rangos negativos	4	3.33	31.50
Rangos positivos	52	30.09	1564.50
Empates	4		
Total	60		

Nota: Datos asistidos en el software IBM SPSS V25.

En la Tabla 7 el test de Wilcoxon se centró en la suma de rangos positivos que se valoró en 1564.50, con 52 observaciones pareadas entre el pretest y posttest, estos

resultados conllevaron a una normalización, cuyos resultados se observan en la siguiente tabla.

Tabla 8:
Normalización del test de Wilcoxon para el índice de contratación

Estadístico de normalización Z	P valor
-6.256	0.000

Nota: Datos asistidos en el software IBM SPSS V25.

En la Tabla 8 el estadístico de normalización Z se valoró en -6.256 cuyo p valor (0.000) no superó el 5% margen de error, de este modo, se validó la hipótesis que sustenta que Machine Learning contribuye a la mejora del tercer indicador en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.

V. DISCUSIÓN

Con base en los resultados obtenidos en este estudio, se puede apreciar que existen cambios positivos en el desarrollo para elegir docentes, de manera que los sub proceso que determinan el proceso principal, también evidenciaron mejoras sustanciales, luego de haber realizado la implementación de Machine Learning en una Universidad Nacional, Lima 2021.

Respecto al subproceso evaluación de fichas de inscripción inherentes al índice del personal postulante, se evidenció que después del experimento el índice del personal postulante se incrementó en relación a las condiciones iniciales. Por tanto, en el análisis descriptivo, se realizó sobre una muestra de 120 observaciones, el índice de personal postulante aumentó un 36.9% debido a la diferencia entre los promedios del pretest y posttest. Por tanto, se puede decir que el porcentaje de candidatos a recursos humanos ha aumentado, tras aplicar la técnica de aprendizaje automático en comparación con el método tradicional.

En el análisis inferencial subyacente al sub proceso evaluación de fichas de inscripción, se aplicó Kolmogorov & Smirnov para definir la normalidad, el resultado comprobó que los datos de este sub proceso, tienen un comportamiento de normalidad, por lo que se optó la prueba paramétrica T para contrastar la hipótesis. En la Tabla 4 se aprecia que el índice de personal postulante cuantificó el estadístico T en -9.706 con 63.336 grados de libertad. Asimismo, en relación a los estadísticos de contraste (Tabla 4) el p valor obtenido de 0.000 que no superó el

5% margen de error por lo que se rechazó la hipótesis nula (H_0) y se aceptó la hipótesis alterna H_1 , por lo que se concluye que Machine Learning mejora el desarrollo de evaluación de fichas de inscripción.

Los resultados obtenidos concuerdan con los que obtuvo Coronel (2020) quien mediante modelos predictivos centrados en Machine Learning, logro mejorar el índice del personal postulante del desarrollo de elección de administrativos en un 18%. De similar manera Mansilla y Jacques (2018) en su investigación comprobaron que aplicando Machine Learning con interfaces de usuario mejoraron el acopio de datos, con una variación de 69%. Otro antecedente interesante es el de Vásquez (2015) quién determinó que el desarrollo de elección de docentes es susceptible de factores en el cuál uno de dichos factores relevantes es el índice del personal postulante, en este estudio el investigador centro su enfoque en una selección de calidad con el fin de mejorar la educación cuya cuantificación fue del 70%. Cueva y Elguera (2019) estudiaron el proceso de selección de centros poblados con el objetivo de validar información recabada en dichos centros poblados en el cuál aplicaron Machine Learning, el rendimiento del proceso fue monitoreado por el modelo en el cual el índice de información recadada tuvo la misma definición que el índice del personal postulante, cuya cuantificación se valoró en 89.1%. Con el cuál se demostró que el Machine Learning mejora la lectura del índice

Estos resultados están incluidos en el marco conceptual relacionados al sub proceso evaluación de ficha de inscripción que según Chiavenato (2020), y Montoya (2002) quienes señalan que índice del personal postulante se define como la razón porcentual del total de postulaciones finalizadas entre el total de postulaciones iniciadas.

Respecto al subproceso de evaluación curricular que se determinó principalmente mediante el índice de evaluación curricular se observó que, los resultados descriptivos en el pretest la media fue de 12.7% y en el posttest se incrementó a 49.5%, que evidenció mejores resultados con una desigualdad de 36.8% luego de aplicar de implementar el aprendizaje automático, evidenciando

que existe una mejora sustancial en el desarrollo de elección de docentes luego de aplicar Machine Learning.

La inferencia del sub proceso de evaluación curricular, se inició con la prueba de Kolmogorov & Smirnov para probar la normalidad, cuyo resultado confirmó que los datos de este sub proceso, no presenta normalidad, debido a este resultado se optó por el test no paramétrico de rangos de Wilcoxon para contrastar la hipótesis. En la tabla de rangos (

Tabla 5) se puede ver que los datos correspondientes a la aplicación de Machine Learning (postest) es mayor a los datos correspondientes al inicio (pretest). Además, la relación de los estadísticos de contraste (Tabla 6) se obtiene un valor Z de -6.489, donde p tiene un valor de 0.000 que no excedió el 5% de margen de error, por tanto, se rechazó la hipótesis nula H_0 y se aceptó la hipótesis alterna H_1 : Machine Learning contribuye a la mejora de la evaluación curricular.

Estos resultados se condicen con los resultados obtenidos por Coronel (2020) quien investigó la mejora del desarrollo de elección de administrativos mediante machine learning, logrando incrementar la evaluación curricular y mejorar el desarrollo de elección de administrativos. Asimismo, Cueva y Elguera (2019) estudiaron el proceso de selección de centros poblados para validar la información recabada en ellos, en el cuál la razón del indicador para monitorear el rendimiento del proceso se condice con el índice de evaluación curricular que se define como la razón del total de candidatos solicitados a la entrevista, entre el total de candidatos en la vacante, en una relación de equivalencia.

Asimismo, Mansilla y Jacques (2018), quienes compararon algoritmos de aprendizaje automático subyacentes a la selección de personal en el ámbito hispano, cuyo objetivo fue cotejar tres ficheros que se basan en Machine Learning, cuyos modelos disponían de capacidad predictiva, en relación a la personalidad del candidato a un puesto laboral. Demostraron que el algoritmo basado en el aprendizaje automático mejora el proceso de selección del personal. Asimismo, Kashyap (2017) estudió el aprendizaje automático quien demostró que las

tecnologías de software de inteligencia artificial están intrínsecamente vinculados al aprendizaje automático y el monitoreo de su rendimiento subyacente a procesos de selección se relaciona con la conceptualización de la evaluación curricular. Otro estudio realizado por Xue et al. (2016), quienes estudiaron la evolución de las tecnologías de computación para realizar selección centradas en atributos específicos, en el proceso implementaron una interface de usuario para recabar datos, en el cual un indicador relevante para determinar el rendimiento del proceso se centró en una razón de equivalencia del índice de evaluación curricular.

Estos resultados son inherentes al marco conceptual del sub proceso de evaluación curricular, que a su vez se cuantifica mediante el índice de evaluación curricular que según Chiavenato (2020), así como Montoya (2002) quienes señalan que el índice de evaluación curricular se define como la razón del total de candidatos para la entrevista entre el total de candidatos en la vacante.

Respecto al sub proceso de contratación, que se mide mediante el índice de contratación, el cual está referido al desarrollo de elección de docentes, obtuvo como resultado descriptivo, que en el pretest la media fue de 15.5% y en el posttest se aumentó a 55.7%, apreciando un aumento sustancial con una diferencia de 40.3% luego de aplicar Machine Learning.

En la inferencia del sub proceso de contratación, se utilizó Kolmogorov & Smirnov para definir la normalidad, cuyo resultado confirmó que los datos no presentan normalidad, por lo que se utilizó la prueba no paramétrica de rangos de Wilcoxon para contrastar la hipótesis. En la tabla de Rangos (Tabla 7) se aprecia que la evidencia empírica inherente al proceso de contratación después de la aplicación de Machine Learning (posttest) es mayor a las condiciones iniciales del proceso (pretest). Asimismo, respecto a los estadísticos de contraste (Tabla 8) se obtuvo un valor Z de -6.256, cuyo p valor se determinó en 0.000, que no excedió el 5% de margen de error, por tanto, se rechazó la hipótesis nula H_0 y se aceptó la hipótesis alterna H_1 : Machine Learning mejora significativamente el proceso de contratación.

Estos resultados son semejantes a los alcanzados por Coronel (2020) en el estudio realizado confirmo que Machine Learning mejora el proceso de selección del personal administrativo cuyo rendimiento relativo al proceso se incrementaron después de aplicar Machine Learning. Otro antecedente relevante es el de Vásquez (2015) quién determinó que el proceso de selección del personal docente es afectado por factores en el cual el proceso se condice con la mejora de la selección del personal docente.

Los resultados obtenidos están dentro del marco conceptual del proceso de contratación y según Chiavenato (2020), Montoya (2002) quienes señalan que el índice de contratación que cuantifica el proceso de contratación se define como la razón porcentual entre el número de candidatos contratados en la vacante con el número total de candidatos en la vacante.

Respecto al objetivo general, se determinó que Machine Learning aplicado a selección de docentes en una Universidad Nacional, Lima 2021. Donde obtuvieron resultados favorables, tal como se indican en los siguientes párrafos.

El índice del personal postulante, confirmó que se produjo un incremento significativo en el desarrollo de elección de docentes, con una variación de 36.9% respecto al escenario inicial; asimismo el análisis inferencial se obtuvo evidencias que permitieron rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis alterna en donde se afirma que Machine Learning mejora la evaluación de fichas de inscripción.

De manera similar, se confirmó que el índice de evaluación curricular mejoró después de aplicar Machine Learning, mediante un incremento del 36.8% respecto a la situación inicial y como resultado del análisis inferencial se aceptó la hipótesis que sostiene que Machine Learning mejora el proceso de evaluación curricular.

Finalmente, se confirmó que el índice de contratación mejoró luego de aplicar Machine Learning, mediante un incremento del 40.3% respecto al escenario anterior y como resultado del análisis inferencial se aceptó la hipótesis donde se afirma que Machine Learning mejora el proceso de contratación.

En consecuencia, según la evidencia expuesta se sostiene que Machine Learning mejora el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional de Lima, 2021.

Este resultado se contrasta con los estudios de Coronel (2020), Mansilla y Jacques (2018), Vásquez (2015), Cueva y Elguera (2019), Kashyap (2017), Xue et al. (2016) quienes coinciden que Machine Learning mejora los procedimientos de elección en las organizaciones tanto en la mejora del rendimiento de procesos entre otros. También coinciden que es un campo que aún falta explorar, difundir y explotar.

El procedimiento metodológico utilizado fortaleció el estudio, la validez del experimento se consolidó con el diseño cuasi experimental. Adicionalmente, mediante el pretest y posttest se evidenció con exactitud el cambio aplicado, con la finalidad de describir los resultados, permitiendo conocer la relación directa entre la causa y efecto que hay en las variables de la investigación. En ese sentido, se estableció el efecto conjunto de los sub procesos para determinar los objetivos.

Es relevante indicar que las guías de observación como instrumento de recolección de datos, permitió el seguimiento del acopio de datos. En cuanto a las herramientas tecnológicas utilizadas como el SPSS v25 para el procesamiento de los modelos predictivos fueron de relevantes.

En este contexto, los indicadores que constituyen el soporte de las variables de estudio permitieron cuantificar el desarrollo de elección de docentes y crear una base de datos para su explotación.

Respecto a la importancia social, esta investigación aporta el conocimiento necesario para su aplicación en organizaciones del sector público, como solución en procesos.

VI. CONCLUSIONES

Primera: De acuerdo a la información obtenida de la presente investigación efectuada en una Universidad Nacional de Lima, se determina que utilizando Machine Learning se realiza un avance significativo en el proceso de elección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021., teniendo como sustento la mejora de sus tres subprocesos cuyas hipótesis fueron validadas.

Segunda: El sub proceso de evaluación de fichas de inscripción, Evidencio una mejora luego de aplicar Machine Learning, ya que se incrementó en un 36.9% en promedio del índice correspondiente a este sub proceso cuyo estadístico de prueba T de -9.706 con un p valor de 0.000 de probabilidad determinaron el rechazo de la hipótesis nula y la aceptación de la hipótesis alterna. Por lo que se determinó que el proceso de evaluación de fichas de inscripción es mayor luego de aplicar Machine Learning.

Tercera: El sub proceso de evaluación curricular, mejoró luego de aplicar Machine Learning, cuyo promedio se incrementó en 36.8% en relación a la situación inicial, y el estadístico de prueba Z de -6.489 con un p valor de 0.000 de probabilidad determinaron el rechazo de la hipótesis nula y la aceptación de la hipótesis alterna. Por tanto, se determinó que el sub proceso de evaluación curricular se incrementa en relación a la situación inicial.

Cuarta: El sub proceso de contratación, mejoró después de aplicar Machine Learning, cuyo promedio incrementó en 40.3% respecto al escenario inicial, y el estadístico de prueba Z de -6.256 con un p valor de 0.000 de probabilidad determinó el rechazo de la hipótesis nula y la aceptación de la hipótesis alterna, por lo que se puede concluir que el sub proceso de contratación mejoró con Machine Learning.

VII. RECOMENDACIONES

Primera: Con un sustento favorable de sus tres sub procesos, en la investigación que se realizó en una Universidad Nacional, Lima 2021. Después de utilizar Machine Learning en el desarrollo de elección de docentes, se sugiere que el Vicerrector Académico, solicite como parte del análisis y minería de datos, agregar de nuevos indicadores como el índice del personal postulante, índice de evaluación curricular, e índice de contratación, lo cual va a permitir reducir el tiempo en el proceso de selección del personal docente.

Segunda: Respecto al sub proceso de evaluación de fichas de inscripción, a raíz de los resultados se evidencio un incremento significativo, se sugiere que el presidente de la comisión de concurso público, realice una actualización en los requerimientos a las plazas del personal postulante en vista que este sub proceso es un factor determinante para la cobertura del proceso de selección de manera que sea explicita su contribución en el proceso de selección del personal docente.

Tercera: Sobre el sub proceso de evaluación curricular, se sugiere que el director de la escuela profesional correspondiente a cada facultad solicite de otros modelos predictivos que utilicen diferentes situaciones, que ayuden a comprender la mayor cantidad de documentos relativos a los postulantes, así como identificar los expedientes improcedentes.

Cuarta: Respecto al sub proceso de contratación, se sugiere que el decano de la Facultad pertinente considerar los resultados de la mejora significativa del proceso de contratación, para la actualización de la plana docente y las actividades que corresponden a un periodo académico en el marco de una aplicación centrada en Machine Learning.

REFERENCIAS

- Apple, M. (2010). *Global crises, social justice, and education*. New York: Routledge.
- Arias, J., Villasís, M., & Miranda, M. (2016). The research protocol III. Study population. *Alerg. Mex*, 63(2), 201-206. Retrieved from <https://revistaalergia.mx/ojs/index.php/ram/article/view/181/309>
- Athey, S. (2017). Beyond Prediction: Using Big Data for Policy Problems. *Science*, 355(6324), 483–85. doi:10.1126/science.aal4321
- Aykin, S. (1998). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation (2 edición)*. Prentice Hall.
- Balliet, D., Wu, J., & De Dreu, C. (2014). Ingroup favoritism in cooperation: A meta-analysis. *Psychological Bulletin*, 140(6), 1556–1581. doi:doi.org/10.1037/a0037737
- Bandalos, D., & Finney, S. (2010). *Factor Analysis: Exploratory and Confirmatory*. New York: G. R. Hancock y R. O. Mueller.
- Barón, L., & Zapata, G. (2018). The cognitive biases: From cognitive psychology to the cognitive perspective of the organization, and its relationship with the processes to make management decisions. *Ciencia y Sociedad*, 43(1). doi: <http://dx.doi.org/10.22206/cys.2018.v43i1.pp31-48>
- Barreme, F. (1685). *Le grand banquier, ou le Livre des monnoyes étrangères réduites en monnoyes de France*. (D. Thierry, Ed.) Paris, Francia: D. Thierry.
- Bastani, H., & Bayati, M. (2020). Online Decision Making with High-Dimensional Covariates. *Operations Research, INFORMS*, 68(1), 276-294. doi:10.1287/opre.2019.1902
- Baum, S. (2017). Social choice ethics in artificial intelligence. *AI & Soc*, 35, 165–176. doi:doi.org/10.1007/s00146-017-0760-1
- Bellei, C. (2013). Study of socioeconomic and academic segregation in Chilean education. *Estudios Pedagógicos*, 39(1), 325-345. Retrieved from <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=173528596018>
- Bolado, R., Ibáñez, J., & Lantarón, A. (1998). *El Juicio de Expertos*. Madrid: CSN.
- Borenstein, J., & Arkin, R. (2016). Robotic Nudges: The Ethics of Engineering a More Socially Just Human Being. *Sci Eng Ethics*, 22, 31-46. doi:doi.org/10.1007/s11948-015-9636-2

- Calduch, R. (2014). *Métodos y Técnicas de Investigación Internacional*. Madrid, España: Universidad Complutense de Madrid.
- Castillo, F. (2015). Los procedimientos de convocatoria, selección y evaluación de los docentes en la Escuela de Oficiales de la Policía (EO-PNP) durante los años 2010-2013 no han logrado que mejore el nivel en la formación profesional del Oficial de la Policía Nacional del P. Lima, Perú.
- Cea, M. (1999). *Metodología cuantitativa. Estrategias y técnicas de investigación social*. Madrid, España.
- Cea, M. (2004). *Análisis multivariable. Teoría y práctica en la investigación social*. Madrid.
- Chiavenato, I. (2020). *Administración de Recursos Humanos. El Capital Humano de las Organizaciones*. México DF, México: McGraw Hill.
- Coronel, E. (2020). *Machine Learning en la mejora del proceso de selección del personal administrativo de la Corte Superior de Justicia de Lima, 2020*. Retrieved from <https://hdl.handle.net/20.500.12692/61903>
- Cronbach, L. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*(16), 297-334. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- Cueva, J., & Elguera, P. (2019). Propuesta de un modelo predictivo para efectivizar el proceso de validación de la información de los sistemas de agua y saneamiento de los centros poblados del Perú. Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas (UPC), Lima, Perú. Lima, Perú.
- Dessler, G., & Valera, R. (2015). *Administración de Recursos Humanos*. México: Prentice Hall Pearson.
- Duncan, O., & Duncan, B. (1955). A methodological analysis of segregation indexes. *American Sociological Review*, 20(2), 210-217.
- Echenique, F., & Fryer, J. (2007). A measure of segregation based on social interactions. *The Quarterly Journal of Economics*, 122(2), 441-485. Retrieved from <https://doi.org/10.1162/qjec.122.2.441>
- Eckles, D., Karrer, B., Ugander, J., Adamic, L., Dhillon, I., Koren, Y., . . . Parekh, R. (2016). Design and Analysis of Experiments in Networks: Reducing Bias from Interference. *Journal of Causal Inference*, 5(1), 1-62. doi:[www .doi .org/10.1515/ jci-2015-0021](https://doi.org/10.1515/jci-2015-0021)

- El Naqa, I., & Murphy, M. (2015). What Is Machine Learning? *Springer*, 3-11.
doi:doi.org/10.1007/978-3-319-18305-3_1
- Espinoza, E. (2018). Métodos y Técnicas de Recolección de la Información. UIC FCM UNAH.
- Féraud, R., Allesiardo, R., Urvoy, T., & Clérot, F. (2016). Random Forest for the Contextual Bandit Problem. *Proceedings of Machine Learning Research*, 51, 93-101. Retrieved from <http://proceedings.mlr.press/v51/feraud16.html>
- Fisher, R. (1915). Frequency distribution of the values of the correlation coefficient in samples from an indefinitely large population. *Biometrika*, 10(4), 507-521.
doi:10.2307/2331838
- Gallardo, Y., & Moreno, A. (1999). *Aprende a investigar*. Bogota, Colombia: ICFES.
- Garcia, D. (2017). Strategies for solving problems in teacher education. Case Studies. *Revista de Investigación en Didáctica de las Ciencias Sociales*(1), 132-147.
- Goertzel, B. (2016). Infusing Advanced AGIs with Human-Like Value Systems: Two Theses. *Journal of Evolution & Technology*, 26(1), 50-72. Retrieved from <https://jetpress.org/v26.1/goertzel.pdf>
- Goldstein, H., & Noden, P. (2003). Modelling social segregation. *Oxford Review of Education*, 29(2), 225-237.
- Hassanien, A., Tolba, M., & Azar, A. (2014). *Advanced Machine Learning Technologies and Applications*. El Cairo, Egipto: Springer. doi:10.1007/978-3-319-13461-1
- Hernández, J., & Pérez, J. A. (2015). La Universidad Española en cifras 2013/2014. *Conferencia de Rectores de las Universidades Españolas*. Madrid.
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, M. (2010). *Metodología de la Investigación*. México DF, México: McGRAW-HILL.
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, M. (2014). *Metodología de la Investigación*. México DF, México: McGraw-Hill.
- Hund, L., Bedrick, E., & Pagano, M. (2015). Choosing a cluster sampling design for lot quality assurance sampling surveys. *PLoS One*, 10(6). Retrieved from <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0129564#references>

- Hurwitz, J., & Kirsch, D. (2018). *Machine Learning*. (I. John Wiley & Sons, Ed.) New York: IBM Limited Edition.
- Johnson, B., Phillips, F., & Chase, L. (2009). An intelligent tutoring system for the accounting cycle: Enhancing textbook homework with artificial intelligence. *E/Sevier*, 27(1), 30-39.
- Jumbo, G. (2019). La inteligencia artificial y su impacto en los procesos de selección. Loja, Ecuador, Ecuador.
- Kacmar, M., & Tucker, R. (2016). The Moderating Effect of Supervisor's Behavioral Integrity on the Relationship between Regulatory Focus and Impression Management. *Journal of Business Ethics, Springer*, 135(1), 87-98. doi:10.1007/s10551-014-2464-5
- Kashyap, P. (2017). Machine Learning Algorithms and Their Relationship with Modern Technologies. In: Machine Learning for Decision Makers. California, CA: Apress Berkeley. doi:https://doi.org/10.1007/978-1-4842-2988-0_3
- Kolmogorov, A. (1941). Confidence limits for an unknown distribution function. *Annals of Mathematical Statistics*, 12(4), 461-463. doi:doi:10.1214/aoms/1177731684
- Kuder, G., & Richardson, M. (1937). The theory of estimation of test reliability. *Psychometrika*, 2, 151-160. doi:https://doi.org/10.1007/BF02288391
- Kulkarni, A., & Satapathy, S. (2020). *Optimization in Machine Learning and Applications*. New Delhi, India: Springer. doi:https://doi.org/10.1007/978-981-15-0994-0
- Larreamendy, J., & Leinhardt, G. (2006). Going the Distance With Online Education. *Review of educational Research*, 76(4), 567-605.
- López, P., & Fachelli, S. (2015). *Metodología de la Investigación Social Cuantitativa*. Barcelona, España: UAB.
- Mansilla, A., & Jacques, F. (2018). Un estudio comparativo entre algoritmos de aprendizaje automático orientados a la clasificación de personalidad para selección de personal en un contexto hispano. Santiago de Querétaro, Mexico. Retrieved from <https://www.researchgate.net/publication/330485567>
- Marsland, S. (2015). *Machine Learning. An Algorithmic Perspective*. (R. H. Graepel, Ed.) Boca Raton , Florida, EEUU: Chapman & Hall/CRC .

- Mathur, P. (2019). *Machine Learning Applications using Python*. Bangalore Karnataka, India: Apress. doi:<https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3787-8>
- Montoya, O. (2002). El Impacto de la Selección de Personal en la Organización. Ciudad Universitaria N.L. (N. CD Universitaria Monterrey, Ed.) Nuevo León: Universidad Autónoma de Nuevo León.
- Otzen, T., & Manterola, C. (2017). Sampling Techniques on a Population Study. *Scielo Int. J. Morphol*, 35(1), 227-232. Retrieved from <https://scielo.conicyt.cl/pdf/ijmorphol/v35n1/art37.pdf>
- Pournader, M., Tabassi, A., & Baloh. (2015). A three-step design science approach to develop a novel human resource-planning framework in projects: the cases of construction projects in USA, Europe, and Iran. *International Journal of Project Management*, 33(2), 419-434. doi:10.1016/j.ijproman.2014.06.009
- Quevedo, C., & Rivas, P. (2016). *Procesos de reclutamiento y selección de personal docente en colegios particulares subvencionados*. Retrieved from <http://repobib.ubiobio.cl/jspui/handle/123456789/2809>
- Ráez, P. (2017). Sistema Inteligente de Selección de Personal. Ciudad Real, Toledo, España.
- Robledo, C. (2006). *Técnicas y Proceso de Investigación*. Guatemala: Facultad de Ciencias Médicas. U.S.A.C.
- Rumelhart, D., Hinton, G., & Williams, R. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*(323), 533-536.
- Schleicher, A. (2009). Lo que el Perú puede aprender de los resultados comparados de las pruebas PISA.
- Smirnov, N. (1948). Table for estimating the goodness of fit of empirical distributions. *The Annals of Mathematical Statistics*, 19(23), 279-281. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2236278>
- Spearman, C. (1904). The Proof and Measurement of Association Between Two Things. *American Journal of Psychology*, 72-101.
- Sterpin, D. (2011). Self Supervised Perceptron an Artificial Neural Network capable of memetic replication. *Engineering education*(12), 90-101.
- Vásquez, R. (2015). *Factores que afectan el proceso de selección del personal docente*. Retrieved from <http://repositorio.ug.edu.ec/bitstream/redug/13131/1/TESIS.pdf>

- Wei, X., Cao, B., & Yu, P. (2016). Nonlinear joint unsupervised feature selection. *Proceedings of the 2016 SIAM International Conference on Data Mining*, 414–422. Retrieved from <https://epubs.siam.org/doi/pdf/10.1137/1.9781611974348.47>
- Wilcoxon, F. (1945). Individual comparisons by ranking methods. *Biometrics*, 1(6), 80-83. doi:<https://doi.org/10.2307/3001968>
- Xue, B., Zhang, M., Browne, W., & Yao, X. (2016). A survey on evolutionary computation approaches to feature selection. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 20(4), 606–626. doi:10.1109/TEVC.2015.2504420

ANEXOS Anexo 1:

Matriz de Consistencia

TÍTULO: Machine Learning en la mejora del Proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021				
AUTOR: Italo Paul Yaranga Vite				
PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES E INDICADORES	
<p>Problema principal:</p> <p>¿De qué manera Machine Learning mejora el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021?</p> <p>Problemas específicos:</p> <p>¿De qué manera Machine Learning mejora el proceso de evaluación de fichas de inscripción en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021?</p>	<p>Objetivo principal:</p> <p>Determinar el grado de mejora al implementar Machine Learning en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.</p> <p>Objetivos específicos:</p> <p>Determinar el grado de mejora al implementar Machine Learning en el proceso de evaluación de fichas de inscripción en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.</p>	<p>Hipótesis principal:</p> <p>Machine Learning realiza un avance significativo en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.</p> <p>Hipótesis específicas:</p> <p>Machine Learning mejora significativamente el proceso de evaluación de fichas de inscripción en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.</p>	Variable - 1: Machine Learning	
			Variable - 2: Proceso de selección del personal docente	
			Indicadores	Unidad de medida
			Índice de personal postulante	Porcentaje
			Índice de evaluación curricular	Porcentaje
Índice de contratación	Porcentaje			

TÍTULO: Machine Learning en la mejora del Proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021

AUTOR: Italo Paul Yaranga Vite

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES E INDICADORES
<p>¿De qué manera Machine Learning mejora el proceso de evaluación curricular en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021?</p> <p>¿De qué manera Machine Learning mejora el proceso de contratación en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021?</p>	<p>Determinar el grado de mejora al implementar Machine Learning en el proceso de evaluación curricular en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.</p> <p>Determinar el grado de mejora al implementar Machine Learning en el proceso de contratación en la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.</p>	<p>Machine Learning mejora significativamente el índice de evaluación curricular en el proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.</p> <p>Machine Learning mejora significativamente el proceso de contratación de la selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021.</p>	

Metodología

TIPO Y DISEÑO	POBLACIÓN Y MUESTRA	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS	ESTADÍSTICA POR UTILIZAR
Tipo: Aplicada	Población: 120 observaciones Muestreo: 60 primeras observaciones en el proceso sin Machine Learning, y las otras 60 observaciones se elegirán en el proceso con Machine Learning.	Técnicas: Es la observación Instrumentos: Es la Guía de Observación	Descriptiva: El análisis descriptivo, se caracterizará mediante tablas descriptivas los indicadores del proceso de selección del personal docente, estos resultados se ilustrarán mediante barras para comparar sus métricas. Inferencial: Los resultados del pretest y posttest se someterán a un análisis de normalidad cuyos resultados enrutarán el análisis a un estudio paramétrico con la prueba T, o no paramétrico mediante el test de Wilcoxon.

Anexo 2: Matriz de Operacionalización de Variables

TÍTULO: Machine Learning en la mejora del Proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021 AUTOR: Italo Paul Yaranga Vite VARIABLE: Proceso de selección del personal docente				
INDICADOR	DEFINICIÓN	INSTRUMENTO	UNIDAD DE MEDIDA	FÓRMULA
Índice de personal postulante	Cuantifica la razón entre el número de postulaciones terminadas en la vacante respecto al número de postulaciones iniciadas en la vacante	Guía de observación	Porcentaje	$IPP = \frac{\text{Número de postulaciones terminadas en la vacante}}{\text{Número de postulaciones iniciadas en la vacante}} \times 100$
Índice de evaluación curricular	Cuantifica la razón entre el número de candidatos invitados a entrevista en la vacante respecto al número candidatos por oferta en la vacante	Guía de observación	Porcentaje	$IEC = \frac{\text{Número de candidatos invitados a la entrevista en la vacante}}{\text{Número de candidatos por oferta en la vacante}} \times 100$
Índice de contratación	Cuantifica la razón entre el número de candidatos contratados en la vacante respecto al número total de candidatos en la vacante	Guía de observación	Porcentaje	$IC = \frac{\text{Número de candidatos contratados en la vacante}}{\text{Número total de candidatos en la vacante}} \times 100$

Anexo 3: Instrumento de Recolección de Datos

Guía de observación N° 1. Indicador de selección de personal

Guía de observación de medición del índice de personal postulante					
Investigador:		Italo Paul Yaranga Vite			
Proceso observado:		Selección del personal docente			
Pre-Test					
N° de Obs.	Código de postulante	Código de vacante	Número de postulaciones terminadas en la vacante	Número de postulaciones iniciadas en la vacante	IPP = (Número de postulaciones terminadas en la vacante/Número de postulaciones iniciadas en la vacante) *100
1					
2					
3					
4					
5					
6					
N					

Guía de observación de medición del índice de personal postulante					
Investigador:		Italo Paul Yaranga Vite			
Proceso observado:		Selección del personal docente			
Post-Test					
N° de Obs.	Código de postulante	Código de vacante	Número de postulaciones terminadas en la vacante	Número de postulaciones iniciadas en la vacante	IPP = (Número de postulaciones terminadas en la vacante/Número de postulaciones iniciadas en la vacante) *100
1					
2					
3					
4					
5					
6					
N					

Guía de observación N° 2. índice de evaluación curricular

Guía de observación de medición del índice de evaluación curricular					
Investigador:		Italo Paul Yaranga Vite			
Proceso observado:		Selección del personal docente			
Pre-Test					
N° de Obs.	Código de postulante	Código de vacante	Número de candidatos invitados a entrevista en la vacante	Número candidatos por oferta en la vacante	IEC = (Número de candidatos invitados a entrevista en la vacante /Número candidatos por oferta en la vacante) *100
1					
2					
3					
4					
5					
6					
N					

Guía de observación de medición del índice de evaluación curricular					
Investigador:		Italo Paul Yaranga Vite			
Proceso observado:		Selección del personal docente			
Post-Test					
N° de Obs.	Código de postulante	Código de vacante	Número de candidatos invitados a entrevista en la vacante	Número candidatos por oferta en la vacante	IEC = (Número de candidatos invitados a entrevista en la vacante /Número candidatos por oferta en la vacante) *100
1					
2					
3					
4					
5					
6					
N					

Guía de observación N° 3. índice de contratación

Guía de observación de medición del índice contratación					
Investigador:		Italo Paul Yaranga Vite			
Proceso observado:		índice de contratación			
Pre-Test					
N° de Obs.	Código de postulante	Código de vacante	Número de candidatos contratados en la vacante	Número total de candidatos en la vacante	IC = (Número de candidatos contratados en la vacante/Número total de candidatos en la vacante) *100
1					
2					
3					
4					
5					
6					
N					

Guía de observación de medición del índice contratación					
Investigador:		Italo Paul Yaranga Vite			
Proceso observado:		índice de contratación			
Post-Test					
N° de Obs.	Código de postulante	Código de vacante	Número de candidatos contratados en la vacante	Número total de candidatos en la vacante	IC = (Número de candidatos contratados en la vacante/Número total de candidatos en la vacante) *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: Proceso de selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021

N°	INDICADORES	Claridad ¹		Pertinencia ²		Relevancia ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Índice de personal postulante	SI		SI		SI		
2	Índice de evaluación curricular	SI		SI		SI		
3	Índice de contratación Formula	SI		SI		SI		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): _____

Opinión de aplicabilidad: Aplicable Aplicable después de corregir No aplicable

Apellidos y nombres del juez evaluador: *LOAYZA BERAMENDI, FELIPE* DNI: *08109703* **13 de Octubre del 2021**

Especialista: Metodólogo Temático

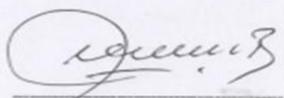
Grado: Maestro Doctor

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 selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021

N°	INDICADORES	Claridad ¹		Pertinencia ²		Relevancia ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Indice de personal postulante	X		X		X		
2	Indice de evaluación curricular	X		X		X		
3	Indice de contratación	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): SUFICIENTE

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

12 de octubre del 2021

Apellidos y nombres del juez evaluador: Dr. Flores Zafrá David

DNI: 41541647

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 selección del personal docente en una Universidad Nacional, Lima 2021

N°	INDICADORES	Claridad ¹		Pertinencia ²		Relevancia ³		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Índice de personal postulante	X		X		X		
2	Índice de evaluación curricular	X		X		X		
3	Índice de contratación	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): SUFICIENTE

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

Apellidos y nombres del juez evaluador: CORONEL CASTILLO ERIC GUSTAVO DNI: 06914897 12 de octubre del 2021

Especialista: Metodólogo [] Temático []

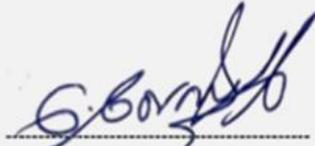
Grado: Maestro [] Doctor []

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

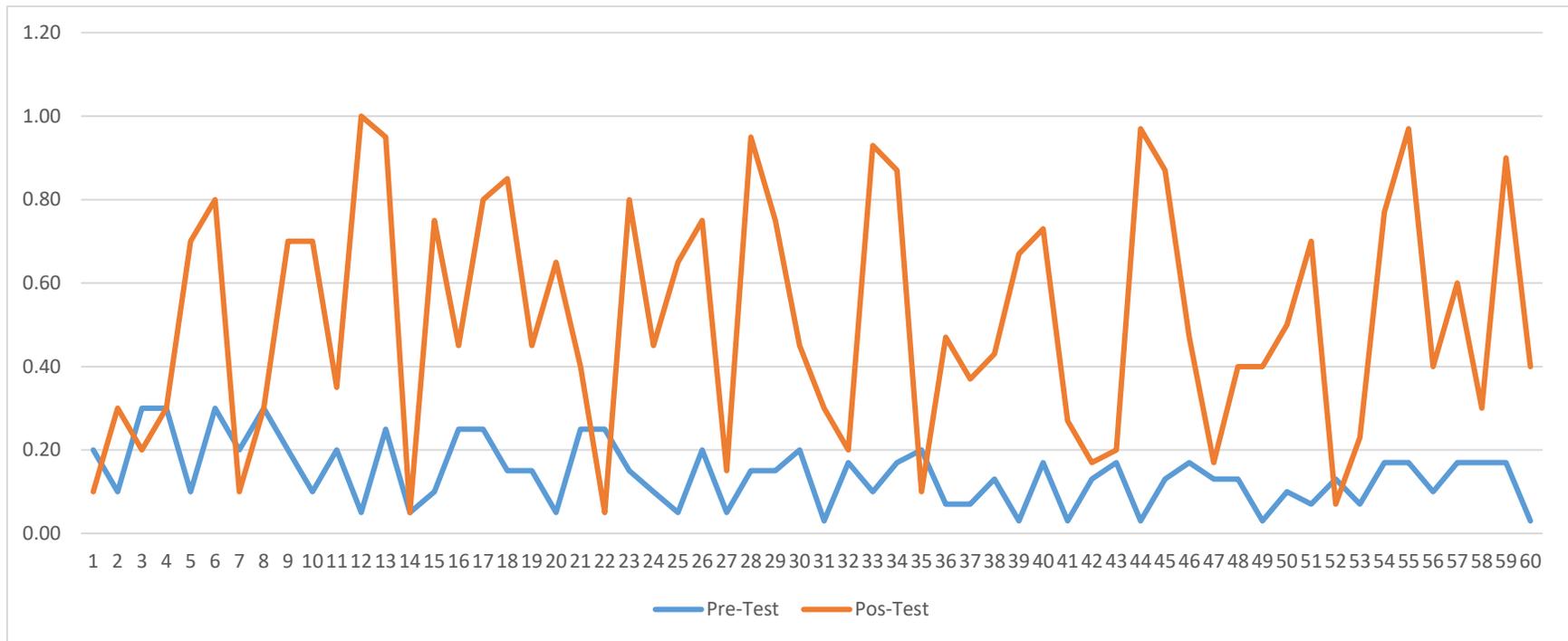
Anexo 5: Base de datos

	Sub proceso de evaluación de fichas de inscripción		Sub proceso de evaluación curricular		Sub proceso de contratación	
	I1PreTest	I1PostTest	I2PreTest	I2PostTest	I3PreTest	I3PostTest
1	0.20	0.10	0.13	1.00	0.33	0.33
2	0.10	0.30	0.13	0.63	0.33	0.33
3	0.30	0.20	0.25	0.38	0.33	0.50
4	0.30	0.30	0.13	0.50	0.33	1.00
5	0.10	0.70	0.25	0.25	0.33	0.17
6	0.30	0.80	0.25	0.75	0.17	0.67
7	0.20	0.10	0.13	0.50	0.33	0.17
8	0.30	0.30	0.13	0.25	0.17	0.33
9	0.20	0.70	0.13	0.25	0.17	0.67
10	0.10	0.70	0.25	0.25	0.17	0.50
11	0.20	0.35	0.07	0.20	0.20	1.00
12	0.05	1.00	0.07	0.60	0.10	0.50
13	0.25	0.95	0.07	1.00	0.10	0.60
14	0.05	0.05	0.07	0.20	0.10	0.40
15	0.10	0.75	0.07	0.67	0.20	0.30
16	0.25	0.45	0.20	0.40	0.10	1.00
17	0.25	0.80	0.20	0.47	0.10	1.00
18	0.15	0.85	0.07	0.80	0.10	0.10
19	0.15	0.45	0.07	0.33	0.10	0.40
20	0.05	0.65	0.20	0.33	0.10	0.90
21	0.25	0.40	0.20	0.40	0.20	0.90
22	0.25	0.05	0.20	0.87	0.20	0.10
23	0.15	0.80	0.13	0.53	0.10	0.20
24	0.10	0.45	0.13	0.60	0.20	0.50
25	0.05	0.65	0.07	0.07	0.10	0.60
26	0.20	0.75	0.13	0.07	0.20	1.00
27	0.05	0.15	0.07	0.73	0.20	1.00
28	0.15	0.95	0.07	0.13	0.20	0.70
29	0.15	0.75	0.20	0.40	0.20	0.50
30	0.20	0.45	0.20	0.13	0.10	0.70
31	0.03	0.30	0.08	0.76	0.05	0.55
32	0.17	0.20	0.12	0.64	0.20	0.05
33	0.10	0.93	0.12	0.20	0.10	1.00
34	0.17	0.87	0.12	0.28	0.10	0.65
35	0.20	0.10	0.16	0.60	0.15	0.40

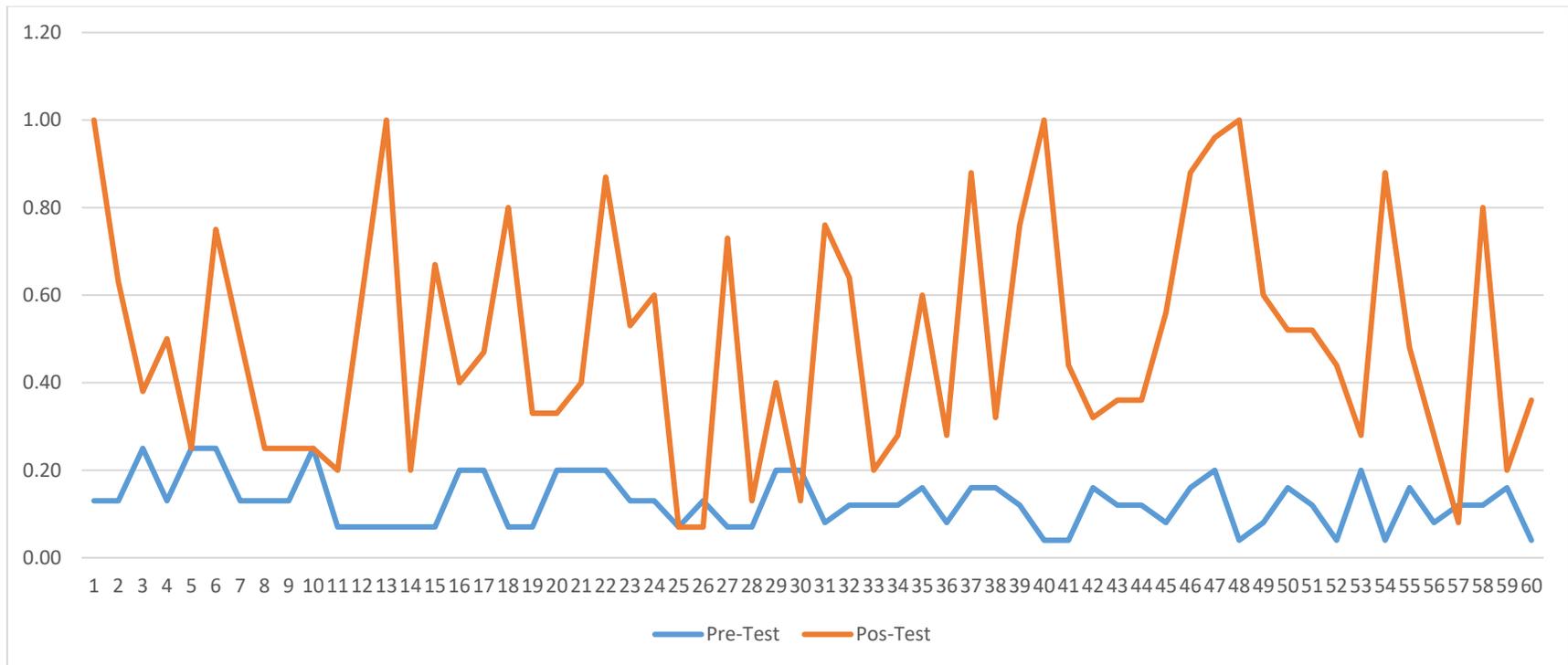
36	0.07	0.47	0.08	0.28	0.05	0.70
37	0.07	0.37	0.16	0.88	0.15	0.40
38	0.13	0.43	0.16	0.32	0.05	0.40
39	0.03	0.67	0.12	0.76	0.05	0.95
40	0.17	0.73	0.04	1.00	0.15	0.35
41	0.03	0.27	0.04	0.44	0.15	0.35
42	0.13	0.17	0.16	0.32	0.20	0.20
43	0.17	0.20	0.12	0.36	0.15	0.30
44	0.03	0.97	0.12	0.36	0.15	0.55
45	0.13	0.87	0.08	0.56	0.05	0.60
46	0.17	0.47	0.16	0.88	0.15	0.80
47	0.13	0.17	0.20	0.96	0.20	0.90
48	0.13	0.40	0.04	1.00	0.15	0.75
49	0.03	0.40	0.08	0.60	0.10	0.70
50	0.10	0.50	0.16	0.52	0.15	0.60
51	0.07	0.70	0.12	0.52	0.05	0.35
52	0.13	0.07	0.04	0.44	0.10	0.30
53	0.07	0.23	0.20	0.28	0.15	1.00
54	0.17	0.77	0.04	0.88	0.10	0.20
55	0.17	0.97	0.16	0.48	0.10	0.50
56	0.10	0.40	0.08	0.28	0.10	0.15
57	0.17	0.60	0.12	0.08	0.20	0.30
58	0.17	0.30	0.12	0.80	0.20	0.95
59	0.17	0.90	0.16	0.20	0.05	1.00
60	0.03	0.40	0.04	0.36	0.20	0.45

Anexo 6: Comportamiento de las medias descriptivas.

Comparación del comportamiento del sub proceso de evaluación de fichas de inscripción

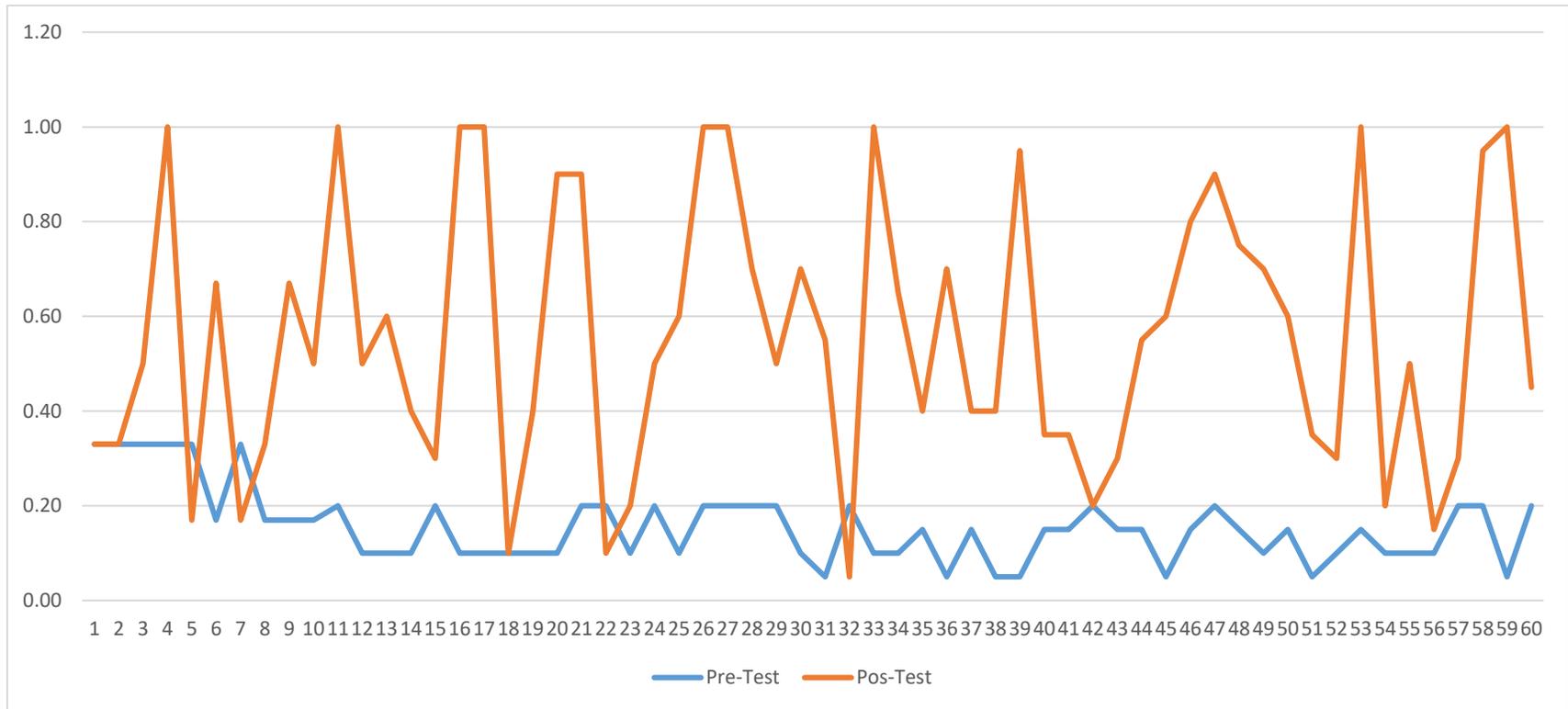


Comparación del comportamiento del sub proceso de evaluación curricular



Indicador 3: Índice de contratación

Comparación del comportamiento del sub proceso de contratación





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 DEL PROCESO DE SELECCIÓN DEL PERSONAL DOCENTE EN UNA UNIVERSIDAD NACIONAL, LIMA 2021", cuyo autor es YARANGA VITE ITALO PAUL, constato que la investigación cumple con el índice de similitud establecido, y 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, 03 de Enero del 2022

Apellidos y Nombres del Asesor:	Firma
VISURRAGA AGUERO JOEL MARTIN DNI: 10192315 ORCID 0000-0002-0024-668X	Firmado digitalmente por: JMVISURRAGA el 03-01- 2022 12:39:19

Código documento Trilce: TRI - 0250466