



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

## ESCUELA DE POSGRADO

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

Deep learning para la mejora en la gestión de reservas hospitalarias  
en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, Lima - 2020

#### **TESIS PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE:**

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

#### **AUTOR:**

Huarote Zegarra, Raul Eduardo (ORCID: 0000-0001-7466-7404)

#### **ASESOR:**

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

#### **LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:**

Sistemas de Información y Comunicaciones

LIMA — PERÚ

2021

**Dedicatoria**  
**A toda mi familia que me ha apoyado en concretar la**  
**presente investigación.**

**Agradecimiento**  
**A un gran amigo Jordano Jesús Ramírez Palomino,**  
**personal del HOSPITAL MARINO MOLINA SCIPPA de COMAS,**  
**por haber apoyado en el contenido de esta investigación.**

## Índice de contenidos

Carátula.....	i
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.....	7
III. METODOLOGÍA.....	17
3.1. Tipo y diseño de investigación.....	17
3.2. Variables y Operacionalización.....	17
3.3. Población, muestra y muestreo.....	18
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	19
3.5. Procedimientos.....	21
3.6. Método de análisis de datos.....	23
3.7. Aspectos éticos.....	23
IV. RESULTADOS.....	24
4.1. Análisis Descriptivo por indicador.....	24
4.2. Análisis Inferencial.....	28
V. DISCUSIÓN.....	33
VI: CONCLUSIONES.....	37
VII. RECOMENDACIONES.....	38
REFERENCIAS.....	40
ANEXOS	

## Índice de tablas

Tabla 1 Población que se estudia en la presente investigación .....	18
Tabla 2 Ficha técnica del instrumento de recolección y recopilación de datos .....	20
Tabla 3 Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa antes y después de implementar Deep learning .....	24
Tabla 4 Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa antes y después de implementar Deep learning .....	25
Tabla 5 Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de implementar Deep learning .....	27
Tabla 6 Pruebas de normalidad de los indicadores: Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa antes y después de implementar Deep learning .....	29
Tabla 7 Pruebas de normalidad de los indicadores: Porcentaje ocupacional de cama en consulta antes y después de implementar Deep learning .....	29
Tabla 8 Pruebas de normalidad de los indicadores: Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de implementar Deep learning .....	30
Tabla 9 Pruebas de Wilcoxon de los indicadores .....	30

## Índice de gráficos y figuras

Figura 1 Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa antes y después de implementar Deep learning .....	25
Figura 2 Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa antes y después de implementar Deep learning.....	26
Figura 3 Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de implementar Deep learning .....	27

## Resumen

El objetivo de esta investigación es medir la influencia del Deep learning en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa, Lima - 2020, el método de investigación es de tipo aplicada y el diseño de investigación pre-experimental.

La población estuvo constituida por 85 fichas de reservas hospitalaria en el área de consulta externa, la muestra es de 70 fichas de reservas, el tipo de muestreo es probabilístico aleatorio simple. La técnica de recolección de datos fue el fichaje y el instrumento fue la ficha de registro, siendo validados por juicio de expertos. La confiabilidad del instrumento se obtuvo aplicando el llenado de 70 fichas de reservas hospitalarias; asimismo, la validez de contenido, criterio y constructo se consiguió por la validación de tres expertos.

La implementación del gestión de reservas hospitalarias permitió incrementar el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa de 73% a 95%, se incrementó el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa de 76% a 89% y se incrementó la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa de 76% a 89%. Por tanto se concluye que el Deep Learning mejora la gestión de reservas hospitalarias, en una versión simulada.

**Palabras clave:** Deep Learning, gestión de reserva, consulta externa.

## **Abstract**

The objective of this research is to measure the influence of Deep learning on the management of hospital reservations at the Marino Molina Scippa Hospital, Lima - 2020, the research method is applied and the pre-experimental research design.

The population consisted of 85 hospital reserve files in the outpatient area, the sample size is 70 reserve files, the type of sampling is simple random probability.

The data collection technique was the registration and the instrument was the registration form, being validated by expert judgment. The reliability of the instrument was obtained by filling in 70 hospital reservation files; likewise, the validity of content, criteria and construct was achieved by the validation of three experts.

The implementation of hospital reservation management allowed increasing the rate of scheduled medical care in outpatient consultation from 73% to 95%, the rate of bed reservation in outpatient consultation increased from 76% to 89% and the efficiency of ordering Outpatient hospital supply resources from 76% to 89%. Therefore, it is concluded that Deep Learning improves the management of hospital reservations, in a simulated version.

**Keywords:** Deep Learning, reservation management, external consultation.

## I. INTRODUCCIÓN

Considerando que a los países desarrollados, así también a los países en vías de desarrollo, lograr tener la disponibilidad de atención en camas hospitalarias en las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI) realmente para los pacientes constituye un verdadero problema de ámbito asistencial y obviamente de relieve mundial. Este problema resalta más cuando es mayor la cantidad de pacientes que requieren camas UCI respecto a la cantidad de camas disponibles que por lo general es limitado. Los motivos que se suscitan estos casos realmente son variados, y por lo general resalta la expectativa de que existen atenciones mínimamente invasivas, por tanto, hace que por estos nuevos tipos de atenciones reduzca la consideración de camas UCI. Este cambio poblacional que se supone es controlado, se ve alterado notablemente cuando ocurren eventos no considerados, proyectados o prevenidos como temporadas de riesgo.

Como es de conocimiento mundial desde que 31 de diciembre del 2019 la (OMS., 2020) informa un conjunto de casos de neumonía en la ciudad de Wuhan (provincia de Hubei, China) determinan que es por un virus. El 30 de enero del 2020 también la (OMS., 2020) cataloga al COVID-19 formalmente como pandemia por obviamente por los alarmantes altos niveles de propagación del virus que origina la enfermedad, por la gravedad en casos infectados y por la inacción de las autoridades involucradas a la protección de la salud. Para (PAHO, 2020) el COVID-19 representa riesgos para la salud, es clave tomar medidas de protección para reducir la probabilidad de que las personas se infecten y así mitigar la propagación de nuevas enfermedades por el coronavirus. Los países podrán tomar sus propias decisiones y adoptar comportamientos positivos para protegerse de enfermedades como COVID-19.

En el Perú no está exento de esta pandemia y los resultados lo refleja el Ministerio de Salud de Perú en la Sala situacional proporcionado por el ((MINS), 2020) encontrando en 4.33% de letalidad en la actualidad, En este sentido la presente investigación pretende apoyar en la predicción de la cantidad de decesos por cada país por medio de dos modelos de predicción como es la correlación de datos y usando las redes neuronales artificiales, ya que la información adecuada y oportuna

es el recurso primordial que permite tomar mejores decisiones a la población en cuidar su salud.

También en el Diario (Gestión, 2020) menciona que, desde el 28 de abril del 2020, el Perú sufre uno de sus peores momentos respecto al tema de salud, esto por motivo de la Pandemia, puesto que no cuenta con Camas UCI y se genera un descontrol social, por la exigencia y necesidad de contar camas UCI, por tanto el descontrol de los decesos por COVID-19 hace perder un horizonte. Por ende, el problema de las reservas hospitalarias.

El monitoreo permite que se refleje el cómo está funcionando la organización y permite a la dirección la toma de decisiones, muchas veces los errores que se dan al tomar decisiones se relacionan con la falta de información oportuna, segura y confiable. En ocasiones los indicadores no son reportados por los diversos centros de salud, el cual no permite realizar un análisis real de la situación de salud en el país, también se debe tener en cuenta que el no tener una herramienta de monitoreo o control no será sancionado por alguna entidad, pero es favorable tener estas herramientas para saber la situación actual de la organización (López G. , 2015).

Ante la problemática que existe en Hospital Marino Molina Scippa de Comas, donde actualmente no se está realizando el monitoreo futuro de la cantidad de reservas hospitalarias en consulta externa, debido a ello no se sabe que elementos de contingencia tomar, si están o no cumplimiento con las metas establecidas para cada lapso de tiempo, para obtener información de proyectada de reservas de camas en consulta externa como en otras áreas, esto hace que haya demora en la obtención de la información. Actualmente no hay una herramienta que permita ver el estado futuro en base a datos históricos.

Por otra parte, encontramos problemas adicionales a las circulaciones físicas de los pacientes que viene dificultad presentada por la distancia que se encuentra entre diferentes áreas de atención. Ocasionando desorden en la atención o reservas hospitalarias, mermando la calidad de servicio realizada a los determinados pacientes. Por tanto, no se ve reflejada el rendimiento de atención del médico programado en consulta externa, a causa de no tener una proyección de atenciones, generando espacios de baja atención. También identificaron que las reservas de

camas en consultas externas para las diferentes áreas de atención no se tenían controlada, proporcionando un variado pedido, en exceso y defecto de la permanencia de cama por reserva hospitalaria. Estos conllevan a otro caso encontrado que es la evaluación del porcentaje ocupacional de cama en consulta externa, ya que es un indicador de calidad y que se reporta a instancias superiores. Así también se ha identificado otra de las falencias en consulta externa, respecto a la cantidad de insumos necesarios a solicitar, esto porque los pedidos son exagerados, como también de poca utilización, llevando a la pérdida de los mismos, ya que son insumos que necesariamente tienen que estar almacenados.

Estos datos obligan a que existan políticas claras y estandarizadas de ingreso a consultas externas, de forma de lograr un balance adecuado entre ocupación de atención médica, ocupación de camas e insumos con beneficios reales en el pronóstico de los usuarios. En particular requiere un análisis de algunas posibilidades en cuanto a la demanda supera la disponibilidad. Debe evitarse el “ritual de la última cama” donde el médico “elige” a quién ingresar, a través de planes de contingencia. Estos planes por definición deben anticiparse al problema siendo la administración hospitalaria la responsable final de asegurar una oportuna y apropiada asistencia a todos los pacientes. Desde una visión estricta de la gestión, debe haber una adecuada planificación, que parte de un diagnóstico de situación, debe ser un proceso continuo y dinámico siendo predictivo de los recursos necesarios. Deberá contarse con una planificación táctica con actividades programadas en los planes de contingencia, tanto como una planificación operativa. Ante la problemática mencionada se determina las siguientes preguntas:

¿De qué manera el Deep learning mejora la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020?, de acuerdo con el problema general mencionado se plantearon se plantaron los siguientes problemas específicos:

¿De qué manera el Deep learning mejora el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020?

¿De qué manera el Deep learning mejora el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020?

¿De qué manera el Deep learning mejora la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020?

En esta gestión de reservas hospitalarias se mejora el porcentaje de consultas médicas programada, porcentaje ocupacional de cama en consulta externa y eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios, en el cual se justifica según los siguientes aspectos:

En la justificación epistemológica que se va a realizar en la presente tesis, va en función de la mejora de la organización, así lograr situar a la presente investigación en una realidad desde la óptica médica sanitaria, por tanto, es necesario la comprensión de los procesos y de aprendizaje de la investigación en la mejora de la gestión de reservas hospitalarias. Respecto a la justificación teórica en el campo de la gestión de reservas hospitalarias y de apoyo para la realización o implementación de futuras investigaciones basados en la predicción de reservas hospitalarias y/o construcción de un Deep learning, ya que se desarrollará el sistema inteligente de manera integral desde la planeación de la tesis, el análisis de los datos obtenidos, el diseño para el desarrollo de la tesis, la construcción o implementación basado en un lenguaje de programación que permita plasmar la investigación, y las pruebas realizadas, basado en modelos de inteligencia artificial, como es la red neuronal artificial, además contará con un fuente teórica actualizada respecto al tema de investigación actual. Respecto a la justificación práctica permitirá que la información esta unificada y que todas las áreas de los centros asistenciales tengan acceso a ello, permitiendo mostrar las ventajas que se puede obtener con el Deep learning como son: la gestión de reserva hospitalaria, también permitirá reducir los errores de predicción y la cantidad de atención médica. Cuando se tiene la información el sistema permitirá mostrarlo en cuadros estadísticos o tableros de control lo que permitirá una mejor toma de decisiones. Según (Méndez, 2012) la justificación practica se tiene cuando su desarrollo va a permitir dar solución al

problema o al menos va a permitir proponer estrategias que al aplicarlo permitan resolverlo. Respecto a la justificación metodológica, para el desarrollo de ésta tesis se usó una perspectiva de la teoría general del sistema, ayudando a tener una visión general de la red hospitalaria, los problemas, las causas y posibles soluciones; para el desarrollo e implementación del Deep learning, complementada con otras metodologías y herramientas vitales para el campo de la ingeniería de requisitos, basados en inteligencia artificial, gestión por procesos hospitalarios, así también la gestión de la calidad, que estratégicamente se van a usar en las fases claves donde se necesita el apoyo para cumplir cada una de estos criterios de calidad, para así evidenciar mediante un producto o prototipo que sea de calidad y que cumpla el fin para el cual fue creado.

La presente investigación tiene como objetivo general: Determinar la influencia del Deep learning para mejorar la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020. Así también tendrá los objetivos específicos:

Determinar la influencia del Deep learning en el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.

Determinar la influencia del Deep learning en la mejora del porcentaje ocupacional de cama en consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.

Determinar la influencia del Deep learning en la mejora de la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.

Como hipótesis general para el presente trabajo se ha considerado lo siguiente:

El Deep learning mejora en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020. Así también se considera la hipótesis específica:

Como hipótesis específica para el presente trabajo se ha considerado lo siguiente:

El Deep learning incrementa el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.

El Deep learning incrementa el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.

El Deep learning incrementa la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.

## II. MARCO TEÓRICO

Múltiples investigaciones se han suscitado en la gestión de reservas hospitalarias y en una variedad de campos como la ingeniería, la biología, la alimentación y la medicina, donde se han considerado las siguientes investigaciones:

En el ámbito nacional para (FERNÁNDEZ, 2017) en su investigación titulado “Propuesta De Modelo De Gestión Por Procesos Para Mejorar La Calidad De Atención A Los Usuarios Del Servicio De Emergencia Y Hospitalización Del Hospital María Auxiliadora - Rodríguez De Mendoza”, donde propone un modelo de gestión de atención hospitalaria, con el propósito de mejorar la calidad de atención en el área consulta externa y hospitalización del Hospital María Auxiliadora- Rodríguez. Teniendo un modelo ensayo error en base al proceso de Mohr logrando responder a una investigación de carácter descriptiva propositiva. Utilizando una escala SERVQUAL con ciertas alteraciones, como propuesta para el Ministerio de salud. La muestra censal fue a partir de una población de 81 pacientes que recibieron atención hospitalaria. Concluyendo en relación a la calidad de reservas, que implica la atención a los pacientes atendidos en el centro Hospitalario de la red asistencial María Auxiliadora- Rodríguez de Mendoza, en un 65% de aceptación en atención de consulta medicas externa programada.

En la investigación de (Saldaña & Edwin, 2006) titulada “Modelo predictivo de minería de datos de apoyo a la gestión hospitalaria sobre la morbilidad de pacientes hospitalizados”, donde analiza la cantidad de datos, por medio de la minería de datos, herramienta de apoyo al sector salud permitiendo posteriormente al análisis identificar los perfiles de salud en el que se encuentra los pacientes, reflejando el patrón de comportamiento, a partir del conjunto de datos almacenadas en un repositorio para poder realizar la acción correspondiente a los datos proyectados. Por tanto esta investigación, propone aplicar la minería datos, y en base a estos datos crear un modelo predictivo, para el apoyo a la Gestión de reservas Hospitalarias, específicamente a la morbilidad con pacientes hospitalizados, tomando como base a los algoritmos para análisis de serie de tiempo.

Así mismo (Terán, 2015) expone en su investigación la aplicación del sistema de monitoreo, permitió independizar las áreas funcionales de la empresa y en mayor consideración el departamento de sistemas, se utilizó un interfaz fácil de usar para las distintas áreas y lugares del trabajo, los servicios que uso el usuario son: Dashboard y reporte que tiene la finalidad de generar información que sea de gran uso para todos los usuarios del sistema. Las categorías que usaron en este trabajo fueron muy útiles para emplearlo en la investigación presente estas fueron sistema web y control y seguimiento de los indicadores esto favoreció a superar los problemas que afrontaba la empresa.

En la investigación realizada por (Solera, Martínez, Labordena-Barceló, & Loyola, 2015) en su trabajo indica que el sistema de información para el área de salud constituye el núcleo principal para en la toma de decisiones en las institucionales de salud, siendo los indicadores de salud los que van a reflejar numéricamente los acontecimientos medidos. Después de haber realizado el estudio concluyó que para que una institución de salud pueda integrar los sistemas de información se tiene que disponer información y saber si las personas, instituciones y entidades se encuentran capacitados para el uso de los sistemas de información y que permita tomar de decisiones.

También la investigación de (Valles, 2019) desarrolló un Dashboard de control para el monitoreo de los indicadores y el logro de las metas sus proyectos de consultores, el uso del este tablero marco una diferencia muy importante entre el panorama de la situación actual y la que antes se encontraba, también permitió realizar de una forma más ordenada las actividades, los gastos y pagos que en cierta forma es de la funcionalidad tanto operativa como táctica para el manejo de la información, proporcionando indicadores y metas, ayuda a que se esto se cumpla y permite la obtención de resultados tanto cuantitativos como cualitativos para la empresa, así como también ayuda a tomar buenas decisiones a nivel gerencial.

En la investigación de (Casique, 2018) estableció la relación que hay entre la gestión sanitaria con sus indicadores sanitarios o de salud de la Red de Salud en el distrito de Moyobamba. Instrumento: Guía de Cuestionario. Su trabajo de investigación obtuvo mejoras en los resultados del estudio a nivel de Gestión Sanitaria o de salud,

donde encontró una mejora en un 48% se encontró después de aplicar su investigación, la gestión sanitaria o de salud es “Regular”, respecto al cumplimiento de los indicadores de salud el 40% indicaron que el cumplimiento de los indicadores de Salud es “Deficiente” y 35% de trabajadores indicador que se encuentra en un nivel de “Proceso”. Por tanto en el estudio realizado ha concluido que existe una correlación moderada, pero positiva entre la Gestión Sanitaria con los Indicadores de Salud de la Red asistencial de Salud del distrito de Moyobamba, 2018.

También (Huarote & Romero, 2018) muestra un modelo de predicción basado en red neuronal, para poder predecir el consumo de agua en una institución del estado SUNEDU. Para ello se ha aplicado la red neuronal backpropagation bajo la estrategia de datos históricos para el proceso de aprendizaje, logrando una tasa de efectividad de 97.3%.

En la investigación internacional de (Herrera & Unda, 2019) de Colombia en su investigación titulado “plan estratégico del hospital naval de Guayaquil”, permite manejar los datos, a partir de un conjunto de información historia, para poder tomar decisión respecto a la gestión hospitalaria. Considerando el manejo de atenciones por cada galeno que se encuentra en el área de atención.

En la investigación de (Gutiérrez Villegas, 2019) de España, titulado “El futuro de la gestión hospitalaria desde la perspectiva de la hospitalización domiciliaria en pacientes con Enfermedad Pulmonar Obstructiva Crónica (EPOC)” donde presenta esta investigación en crear nuevos modelo, para poder reducir el costo propio de una entidad de atención sanitaria, como es un hospital en la reserva de cama en consulta externa, logrando reducir a un 61% la hospitalización u ocupación de camas con su investigación.

En la investigación realizada por (Gaviria & Aurora, 2015) de Ecuador, titulado “Plan De Mejoramiento Del Proceso De Adquisición De Insumos Médicos En El Hospital Sagrado Corazón De Jesús De “Quevedo”” donde presenta para el indicador necesidad de insumos médicos en el hospital SCDJ, para el área de perfil epidemiológico, tiene un valor de 83.3% lo que indica que las modalidades para adquirir insumos de tipo hospitalario.

Considerando a (Luna, 2017) su trabajo de investigación en Estados Unidos fue conocer si existe relación o vínculo entre la gestión administrativa en el área de salud con la percepción del cumplimiento de sus indicadores de salud de la Red de Salud Picota. Tuvo como resultados la visión de consistencia con los marcadores de bienestar en Picota Health Network (2017), demuestra que el 24% de los empleados de bienestar vieron que el nivel de consistencia con los indicadores de bienestar en la salud asistencial es calificado como "deficiente", el 27% de los especialistas en bienestar vieron por la información obtenida que el nivel es calificado como "Estándar" y solo el 12% de los empleados de bienestar es el nivel de coherencia de los indicadores de bienestar, respecto a la atención es "Increíble". Para (Navarrete, 2017) su estudio fue evaluar el monitoreo de los indicadores sanitarios, se concluyó que con las mejoras del monitoreo de indicadores y de metas son palpables, con este sistema los proyectos son entregados a tiempo, los trabajadores están haciendo las actividades de acuerdo con el cronograma que se han establecido, así como también se hacen cronogramas y a las alertas diarias; esto comprobado gracias al instrumento utilizado como es la encuesta.

En la investigación de (Chic-cheng, Cheng-Li, Shun-Chung, Wen-Chien, & Po-Ren, 2019) de China ha identificado entre otros detalles la tasa de mortalidad en 9 países, resaltando a China como país con alta tasa de mortalidad a pesar de ser el país con menor caso de contagios diarios.

También (Lishi, y otros, 2020) creó el método Algoritmo basado en información del paciente PIBA (Patient Information Based Algorithm) para estimar la tasa de mortalidad y predecir en tiempo real el número de muertes en la población coreana, y que se puede usar para medir eficientemente otras enfermedades infecciosas y que se puede construir en base a información conocida de pacientes tempranamente reportados en diferentes países.

También (Lixiang, y otros, 2020) ha hecho un análisis de propagación y predicción del COVID-19 encontrando los valores de los parámetros para un modelo de transmisión del virus logrando establecer 8 días en promedio de tiempo de incubación del virus, tiempo promedio desde la incubación hasta la cura del paciente en 21 días y la tasa de mortalidad en la provincia de Hubei de 4.5%. Así también el

modelo propuesto en esta investigación para predecir la mortalidad de un determinado país está basado en redes neuronales artificiales a partir de una base de datos pública.

La presente investigación se sustenta en las siguientes teorías:

Teoría general de sistemas o comúnmente llamado (TGS), considerando desde una perspectiva científica el autor (Marcelo & Osorio, 1998) resalta el concepto, donde no muestra las relaciones o una explicación con contenidos preestablecidos, pero sí resalta la relación de arreglo a ellas, donde podemos dirigir nuestra observación, haciéndola operar en contextos. Teniendo como objetivos de impulsando en su desarrollo de una terminología en el contexto global para describir las características, en un entorno de las funciones y comportamientos desde un punto de vista sistémicos. También se puede considerar como formalizar un conjunto de leyes que dé como resultado aplicar a todos estos comportamientos y, por último, promover una formalización matemáticamente estas leyes. Este concepto se basa en la primera formulación en tal sentido es atribuible al biólogo (Bertalanffy, 1986), quien acuñó lo que hoy en día se le denomina "Teoría General de Sistemas". Para el autor menciona que la Teoría General de Sistemas debería constituirse en un mecanismo de integración, o como una herramienta en el cual permita la unificación entre las ciencias naturales y sociales, considerando al mismo tiempo un instrumento básico para la formación y preparación de elaboración de trabajos de nivel científicos.

Respecto a las definiciones conceptuales:

Para la variable independiente Deep Learning, el Machine Learning y la Inteligencia Artificial, son conceptos que están íntimamente relacionados (Chellappa & Theodoridis, 2014). Así también según (Chollet, 2018) considera la cantidad de datos a procesar y (Rauber, Schlag, & Stanic, 2019) Deep Learning o también llamado aprendizaje profundo es una forma de aprendizaje automático de tal manera que se realiza mediante la inteligencia artificial, el cual permite a las computadoras aprender de las experiencias, ya sea de antecedentes o de casos que requiera un aprendizaje y comprender el mundo en términos de una relación jerárquica de los conceptos. Debido a que la computadora recopila conocimiento de

la experiencia, no es necesario que un operador de computadora humano especifique en la formalización, aunque de manera gradual al conocimiento que la computadora necesita o con algoritmos necesarios que lo contemplen. La jerarquía de conceptos permite que la computadora aprenda conceptos complicados construyéndolos a partir de conceptos más simples; un gráfico de estas jerarquías tendría muchas capas de profundidad. El aprendizaje profundo puede ser utilizado por estudiantes de pregrado o posgrado que planean carreras en la industria o la investigación, y por ingenieros de software que quieran comenzar a utilizar el aprendizaje profundo en sus productos o plataformas. Por tanto, queda establecido que en la presente investigación nos centramos específicamente en un modelo artificial llamado Deep Learning o aprendizaje profundo; sin embargo, es preciso tener en claro los conceptos básicos del entorno de los conceptos y su base que es la inteligencia artificial.

Según (Cox, Bergland, & Jacob, 2010) menciona que todo proyecto de investigación de envergadura informática, en el entorno de las ingenierías, debe determinar la utilidad de equipos como programas informáticos, esto por la necesidad de plasmar las diferentes técnicas, modelados, etc., donde las personas van a utilizar, manejar y mantener estos componentes para un fin específico. Considerando que el Deep learning se basa en modelos de la inteligencia artificial. Desde otro punto de vista sobre la definición de sistemas informáticos, podemos compartir lo que (NIÑO, 2011), menciona que es un conjunto de elementos que tiene una relación en común y que tiene una función relacionada con cierto grado de autonomía. Por tanto, los sistemas informáticos están constituidos por un conjunto de elementos que son componente físico, lógico, humano. Bajo este contexto (GALLEGO & José, 2014) entiende que los componentes del sistema informático comprenden lo físico (hardware), lo lógico (software) como parte de la programación con cierto grado de inteligencia, con una comunicación específica como redes de computadoras. No está de más resaltar una de las marcadas diferencias entre sistema informático y por otro lado lo que corresponde a sistema de información, donde considera que un sistema informático realiza funciones a partir de uno o un conjunto de datos almacenados, y que a partir de ello realiza diferentes procesos y controlar en

proporción a los datos que se van a procesar y ellos que datos va a ser de salida, por eso no está la consideración para el usuario en el cual utiliza los datos obtenidos que proporciona el sistema informático que es el procesado, pero que a su vez no forma parte de él o no es parte del sistema de informático. La actuación del usuario, no es más que un componente más del sistema de información, que necesariamente tiene que interactuar con el sistema, y en el caso de un sistema de información automatizado, interactúa con otro sistema.

Para (Ponce, y otros, 2014) define a la Inteligencia Artificial es un área de la ciencia, específicamente la ciencia de la computación, considerado un área multidisciplinaria donde se realizan sistemas basados en diferentes algoritmos de la inteligencia artificial como redes neuronales, procesamiento digital de imágenes, robótica, etc. que tratan de hacer tareas que requieran cierto grado de inteligencia y resolver problemas tal como lo hace un humano en sus diferentes actividades, así mismo se trata de simular artificialmente las formas del pensamiento en la manera de aprender y como trabaja el cerebro en la capacidad de aprender, así como inferir para tomar decisiones, tal como lo hace el humano de manera racional. Aunque en la realidad aún todo lo que las personas sueñan en resolver por medio de la inteligencia artificial, es conocer que esta se muestra en la ciencia ficción, que en realidad diferentes casos que antes era considerado en esta ciencia, ahora se ve como una realidad, y se proyecta de cómo será en acciones futuras, en relación la evolución de la inteligencia artificial.

Respecto a la variable dependiente gestión de reservas hospitalaria: Para (Jiménez, 2014) analiza el modelo de gestión de reserva al modelo de gestión de reservas hospitalaria, y lo define como principal objetivo lograr mejorar la eficacia, así como eficiencia y representar la calidad de los servicios hospitalarios en sus diferentes área que lo comprender, para lograr brindar estos tres puntos mencionados a la población o usuarios, asegurando de manera activa la participación social en la gestión de reservas hospitalarias y el control de los mismos para lograr esos objetivos de contribuir con el objetivo del Sistemas de Salud, que no es más que asegurar servicios de salud con equidad, calidad y mejorando el acceso a los servicios de salud a la población, tanto externa como al persona de atención médica,

especialmente las personas más vulnerable y excluida. Considerando el punto de vista de gestión hospitalaria está considerado para el proceso como dos pilares fundamentales, como son la mesogestión o también llamado Gestión Hospitalaria, y la microgestión o también llamado Gestión Clínica - Asistencial. Considerando que los ambos pilares mencionados anteriormente resultan innovadores que persiguen un mismo horizonte a los objetivos de calidad, así como la efectividad y eficiencia en los resultados de la atención de servicios en la red de salud asistencial, para lograr responder a la misión establecida para un segundo nivel de atención asistencial.

Para (Cantú, 2011) la gestión de reservas hospitalaria, se realiza de forma consensuada dentro de una red asistencial de salud, establecida mediante normas establecidas para responder a las diferentes necesidades de atención a la salud de una determinada población. Por tanto, es indispensable considerar de manera estricta una normativa y un ente de atención sanitaria de una determinada zona que operativice y regularice los procesos de atención a la población.

Así también la gestión de reservas hospitalarias para (Kahn, 1990) lo califica con la gestión de calidad en los centros de salud o sanitarios, son necesariamente urgentes, por tal es una necesidad tener mucho ahínco en este punto que tiene un fin social. En este enfoque con carácter de excelencia por tanto se han basado los modelos de calidad total como es el modelo (Villanueva, 2006) que también se basa en el concepto de TQM (administrador de calidad total) de (D'Alessio, 2012) y el modelo que se usa en europea que es la Excelencia Empresarial que es tomada como un estándar de la Fundación Europea, para la Gestión de la Calidad (EFQM). Para la gestión hospitalaria en el artículo de (Saldarriaga Ríos, 2013) considera la gestión humana, que se basa en estrategias de responsabilidad social y a la gestión del conocimiento, interrelacionadas e inseparables en las diferentes áreas de las organizaciones. Estas estrategias hacen posible que cada una de las áreas de la organización tenga una visión conjunta acerca de los impactos que estas prácticas de gestión humana tienen sobre sus miembros, teniendo en cuenta un escenario social, y no verlo como fuente de ganancia económica para la organización, sino como parte integral de gestionar el talento humano.

Gestión de reservas hospitalarias: Lo define (USAID, 2014) al modelo de gestión hospitalaria tanto en el sector público como en el privado como la equidad, la eficiencia y la calidad sostenible con la participación ciudadana, para lograr esto el sistema de salud, el cual pretende asegurar a la población de servicios de acceso a la salud, con calidad, igualdad de atención en función de la producción y participación del ciudadano.

En base a la gestión de reservas hospitalarias se establece los siguientes indicadores:

Indicador porcentaje de consultas médicas, para (Sacas, 2012) dentro del dominio seguridad se refiere a un aumento de sus cuantías con respecto a valores anteriores, deberían alertarnos sobre la seguridad de los pacientes. Donde incluye el indicador porcentaje de consultas médicas. También para este indicador según (Resolución Ministerial N 1311-2018, 2018) establece la directiva administrativa que regula los aspectos metodológicos así como también los aspectos para la evaluación del cumplimiento de las metas institucionales, también indicadores establecidos para el desempeño y compromisos de mejora de servicios en salud al servicio de la sociedad, alcanzados en el periodo 2018, de ahí desprende el porcentaje de consultas médicas programada en la consulta externa como la relación del número de consultas médicas programadas en consulta externa en un periodo, e inversamente proporcional al número de consultas médicas realizadas en consulta externa en un mismo periodo.

Indicador porcentaje ocupacional de cama en consulta externa según (Resolución Ministerial N 1311-2018, 2018) tiene relación con el número de reserva de camas solicitadas en consulta externa en un periodo e inversamente proporcional a las camas ocupadas en consulta externa en un mismo periodo. También (Sacas, 2012) define este indicador como la unidad para medir el recurso o disponibilidad de cama es el día-cama, este concepto que se refiere a la disponibilidad de uso de una cama y que es susceptible de ocuparse durante las 24 horas del día. Por tanto una cama habilitada durante diez días brinda diez días-cama y diez camas durante el mismo período brindan cien días-cama, así sucesivamente. La proporción entre los días en que estuvieron ocupadas (pacientes días de ese período) y el potencial de

ocupación (camas disponibles en el período) brinda de manera necesaria la referencia para el uso del indicador, denominado “Porcentaje Ocupacional de Camas”.

Indicador eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios según (Resolución Ministerial N 1311-2018, 2018) de consulta externa como la relación de los cursos planificados con los recursos utilizados. Definiendo la fórmula para este indicado por (Sacas, 2012) considera como el resultado óptimo para la utilización de los recursos, considerando su error por exceso o por defecto al mínimo. También (Sacas, 2012) también considera como el índice de atención médica efectiva en el servicio de consulta externa, como la calidad de los servicios de salud, pretende que la atención médica en lo posible sea efectiva: que logre el mejor resultado posible; eficiente, con la cantidad de recursos adecuada al resultado obtenido.

### **III. METODOLOGÍA**

#### **3.1. Tipo y diseño de investigación**

##### **Tipo de investigación**

Basado en (Valderrama, 2002) indica que esta investigación es de tipo aplicada por que construye, modifica y aplica a una realidad concreta. Además, dicha investigación aplicada busca una resolución rápida y practica del problema consignando toda teoría ya aplicada anteriormente que guarda relación con respecto a la investigación básica.

Por tanto, para la presente investigación es de tipo Aplicada.

##### **Diseño de investigación**

Según (Hernández, 2014) menciona que el diseño de estudio de una investigación es pre – experimental cuando existe una sub clase llamada diseño de pre prueba para casos antes del estímulo, y pos prueba cuando se evalúa después de aplicar el estímulo con un solo grupo experimental.

Por tanto, el diseño del presente proyecto de investigación es pre – experimental, porque se pretende gestionar las reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, pre – prueba y post – prueba.

#### **3.2. Variables y Operacionalización**

##### **Variable independiente - Deep learning**

La variable independiente es la que manipula el investigador mediante un experimento con el fin de evaluar su incidencia en la variable dependiente.

##### **Definición conceptual de la variable independiente: Deep learning**

El Deep learning manipulara los datos e información generada en de los sucesos existentes en un determinado historial de cantidad de camas, para ejecutar la gestión de reservas hospitalarias, que actualmente se viene realizando con deficiencia. (Chollet, 2018).

##### **Variable dependiente: Gestión de reservas hospitalarias**

Según (Hayman, 1996) es donde el investigador pretende cambiar o modificar mediante la manipulación o el uso de la variable independiente en alguna de sus características o propiedad.

### **Definición conceptual de la variable dependiente: Gestión de reservas hospitalarias**

(Navarrete, 2017) analiza el modelo de gestión de reservas hospitalaria menciona como concepto “asegurar servicios con equidad, calidad y mejorando el acceso a los servicios de salud a la población, especialmente la más vulnerable y excluida”.

### **Definición Operacional de la variable Gestión de reservas hospitalarias**

Esta variable se mide a través de los indicadores porcentaje de consulta médica programada en consulta externa donde se relaciona el número de consultas médicas programadas en consulta externa sobre el número de consultas realizadas, porcentaje ocupacional de camas en consulta externa se relaciona con el número de reservas de camas solicitadas entre el número de capas ocupadas y eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa se mide con los recursos planificados entre los recursos utilizados, en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, (ver anexo 6).

### **3.3. Población, muestra y muestreo** **Población**

Según (López P. L., 2020) la población se entiende por población al conjunto llamado finito o infinito de elementos a considerar con características comunes o comúnmente llamado objeto de estudio, que después de procesar los datos que proporciona dicho objeto de estudio serán extendidas a las conclusiones de la presente investigación, quedando representado la solución al problema planteado en la tabla 1.

Tabla 1  
Población que se estudia en la presente investigación

Población	Cantidad (N)	Indicadores
Fichas de reservas	85	IAMP = Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa.
Fichas de reservas	85	IRC = Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa.
Fichas de reservas	85	EPRIH = Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.

Fuente: Elaboración propia

Criterio de inclusión: haciendo que el objeto de estudio sea incluido para el análisis de la presente investigación. Por tanto, los datos que van a ser obtenidos son mediante las fichas de reservas.

Criterios de exclusión: Criterio que pueden ser parte del objeto de estudio, pero no forma parte de esta investigación, así como nombres de los especialistas registrados, encargado de designación, etc.

Muestra

Según (Hernández, 2014) indica “la muestra se define como aquellos elementos que se han extraído de la población, para que el sector de la población es considerado como elemento de objeto de estudio”, por tanto, la muestra que se debe considerar de la siguiente manera:

$$n = 70 \text{ fichas de reservas}$$

Muestreo

Para considerar el muestreo para (ABASCAL & GRANDE, 2005) considera que existen dos métodos de muestreo que se pueden considerar para el presente proyecto de investigación: el muestreo probabilístico y el no probabilístico, por tanto, por las características de los datos a obtener será el muestreo probabilístico aleatorio – simple, considerando que el tamaño de la población es finita y cada uno de los elementos tienen la misma probabilidad de ser escogidos.

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

#### **Técnicas de recolección de datos**

Según (Sade-Beck, 2004) la técnica de recolección de datos considera que es la observación, ya que es un conjunto de reglas y procedimientos necesarios para que al investigador pueda establecer el vínculo o la relación que existe de acuerdo al conjunto de datos con el objeto de estudio, necesarios para darle el formalismo a la investigación, por tanto, la técnica necesaria que se va a utilizar en la presente investigación será la observación.

#### **Instrumentos de recolección de datos**

El instrumento de recolección de datos es la ficha de registro, esto según (Baez, 2007) y (Valles, 2019), dicha ficha de registro se va a ingresar los datos recolectados en campo y a su vez estas fichas son instrumentos necesarios para la investigación, permitiendo el registro de datos significativos. Las fichas de registro donde se va a ingresar los datos recolectados en campo orientan el sentido de la búsqueda de información, favorecen a llevar un control de los hechos observados y plasmados de manera digital o escrita, donde posteriormente, facilitando la labor para el analista del proyecto.

Tabla 2  
Ficha técnica del instrumento de recolección y recopilación de datos

Indicadores	IAMP = Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa. IRC = Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa. EPRIH = Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.
Autor:	Huarote Zegarra Raúl Eduardo
Año	2020
Descripción	
Tipo de instrumento	Ficha de observación
Objetivo	Demostrar que el Deep Learning mejora la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, Lima 2020.
Población	85 Fichas de reservas
Aplicación	Directa

Fuente: Elaboración propia

### Validez

La validez del instrumento se sigue a través del juicio de experto, Para (Hernandez S. , 2008) el juicio de expertos reside en realizar las consultas personas peritos en el dominio de la temática de la investigación, para este caso se refiere a las líneas de investigación, los cuales sirven de apoyo para lograr medir los instrumentos para la creación de una prueba y así se verificará su real validez por medio de la pertinencia, calidad y relevancia de la investigación.

En esta tabla ubicada en el anexo 7, se describe que la calificación de los expertos, coincidiendo entre los jurados evaluadores que si tiene claridad, si tiene pertinencia y si tiene relevancia, por tanto la presente investigación es Aplicable (ver anexo 4).

### **Confiabilidad**

Según (Hernández, 2014) el instrumento de medición o la evaluación de los datos hace referencia al grado en que su aplicación es repetida al mismo individuo u objeto de estudio, ya sea de manera individual o en conjunto, produce resultados iguales o muy similares, por tanto, se considera resultados consistentes y coherentes. Según (Hernandez, Fernández-Collado, & Baptista, 2006) considera los rangos de valores del resultado de aplicar el análisis de confiabilidad esta entre  $[0.0 - 0.2>$  como Muy bajo,  $[0.2 - 0.4>$  para Bajo,  $[0.4 - 0.6>$  para Regular  $[0.6 - 0.8>$  para Aceptable y  $[0.8 - 1.0]$  para Muy Aceptable. Lo ideal es que la confiabilidad sea mayor posible, para lograr esto se utilizó el software especializado IBM SPSS Statistics Version 24, para elaborar el cálculo estadístico de alpha de Crobach, por tener datos politómicos. En la Tabla 5 muestra los valores obtenidos al realizar la prueba pre-test como prueba piloto obteniendo en cada uno de los indicadores un valor mayor de 0.8, por tanto se puede aseverar que los indicadores se encuentran en un rango muy aceptable. (ver anexo 8).

### **3.5. Procedimientos**

Para la presente investigación se determinó las 02 variables, que son la independiente y la dependiente, siendo el Deep learning y gestión de reservas hospitalarias respectivamente. Para lograr ello, primero se ha construido un instrumento con las características que va a permitir a posterior analizar los datos. Segundo el instrumento se ha validado con los especialistas o los experto en la materia, tercero se ha realizado la prueba piloto o estimulo, cuarto se ha extraído la información y sistematizado la base de datos, y por último se ha aplicado para el análisis de confiabilidad de los datos el alpha de Cronbach.

Los datos obtenidos a partir de campo se utilizó la técnica de la observación, posteriormente la información obtenida se registró en una ficha de observación, para

la variable dependiente. Para corroborar la validez del instrumento se sometió a los expertos a realizar una validación, en función de los datos obtenidos, procesados y representados en un esquema adecuado. Posteriormente se realizó el contraste entre los datos obtenidos de para cada uno de los indicadores de su pre-test y post-test, logrando obtener conclusiones y posterior análisis de los resultados.

El procedimiento que se siguió para realizar el presente trabajo investigativo que es gestionar las reservas hospitalarias y aplicar los instrumentos que es el deep learning. En primer lugar, se le informo al jefe de la oficina de los objetivos del trabajo de investigación, luego que el jefe del área aceptara la propuesta se encargó de informar a los encargados de los centros asistenciales, cuando el personal involucrado tuvo conocimiento del trabajo que se realizará y las actividades que se va a hacer se procedió a coordinar las reuniones respectivas para obtener la información pública de consulta externa. Se procedió a realizar las consultas necesarias y se tomó en cuenta tener un grato ambiente en donde el entrevistado se sienta cómodo, proporcione la información que es de conocimiento público, mas no información privada o propia de la institución y se sienta seguro con las respuestas, de las cuales permitió que la información tenga más consistencia, también se buscó que el entrevistado se exprese libremente. Se procedió a realizarle el conjunto de preguntas las cuales fueron elaboradas con anticipación, antes de ello se le indico que no hay respuestas correctas ni incorrectas, sino que se debe contestar con valuaciones para los resultados, cabe recalcar que en paralelo se trabajó con la guía de observación al momento de realizar la entrevista, y los datos proporcionados son referenciales, puesto que, en temas de salud, es cambiante en ciertas temporadas.

Una vez finalizado la entrevista y habiendo obtenido la información que recalca es de tipo público se realizó el vaciado de la información en la guía de observación, posteriormente al realizar los cálculos se ejecuta el análisis de los resultados, de los cuales se obtiene las conclusiones de cómo se debe realizar la gestión de reservas hospitalarias. En base a esta información recolectada se pretende mejorar la gestión de reservas hospitalarias en los indicadores de porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, porcentaje ocupacional de cama en consulta

externa y eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.

### **3.6. Método de análisis de datos**

Para el análisis de los cálculos se obtendrá de manera organizada y estructurada en la presente investigación, tanto para pre-test como para post-test, se ha utilizado el software estadístico especializado SPSS v24.0

Para el análisis descriptivo se va a utilizar la tabla, figuras representando las medidas de tendencia central como la media, con el fin de interpretar cada uno de los indicadores, interpretando los resultados numéricos obtenidos.

La prueba estadística que se utilizará para el presente proyecto es el Shapiro-Wilk, considerando la robustez de esta prueba estadística en función del tamaño de dato que es finito y de tamaño grande (Bernal, 2010).

### **3.7. Aspectos éticos**

El presente autor de esta investigación se compromete a corroborar que los resultados procesados y obtenidos en la presente investigación son veraces, la confiabilidad de los datos obtenidos de la institución, la entidad de los individuos y de los objetos de análisis de estudio que participan en el presente investigación.

## IV. RESULTADOS

### 4.1. Análisis Descriptivo por indicador

Indicador porcentaje de consultas médicas programado en consulta externa antes y después de implementar Deep learning:

En la tabla 3 se presentan como resultado los datos descriptivos del indicador porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, en el pre-test de la muestra la media es 73.9% y el valor del post-test fue de 95.1% de la atención medico programada en consulta externa; concluyendo que existe en esta investigación una mejora significativa después de implementar el Deep learning. Asimismo, es necesario mencionar que la media para ambos casos de este indicador se ubica más cerca a los rangos mínimos y que la desviación estándar promedio para el pre-test es 0.028 y para el post-test es 0.021 que se desvían de la media.

Tabla 3  
Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa antes y después de implementar Deep learning

	N	Min	Max	Media	Desv.
Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa - PreTest	70	0.7	0.79	0.7394	0.02833
Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa - PosTest	70	0.92	0.99	0.9519	0.02149

Fuente: Elaboración propia, Con respaldo del programa SPSS en su versión 24

En la figura 1 se visualiza el comportamiento del indicador porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa antes y después de la implementación del Deep learning en base a los datos obtenidos en la ficha de observaciones, por lo cual, se puede concluir que el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa mejoró de un 73.9% a 95.1% en la atención medico programada en consulta externa.

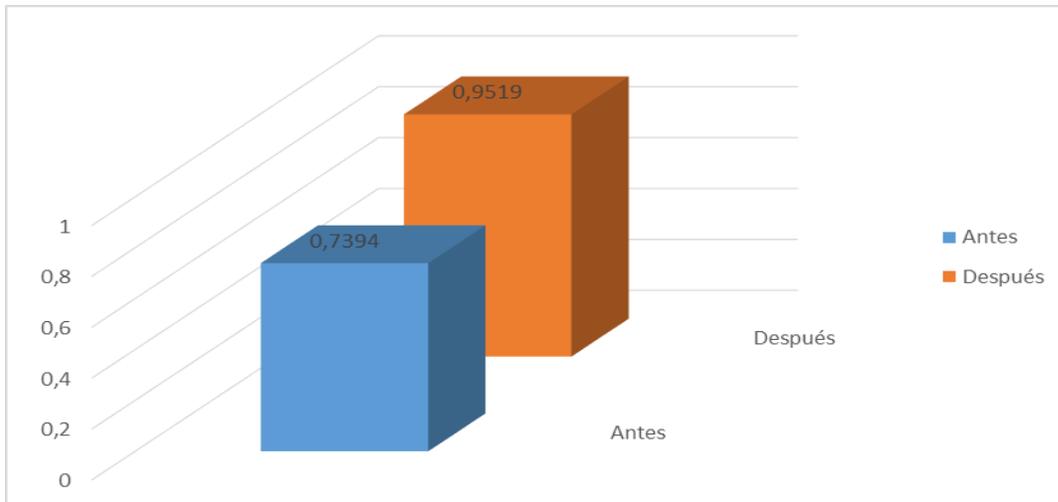


Figura 1  
Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa antes y después de implementar Deep learning

Indicador porcentaje ocupacional de cama antes y después de la implementación del Deep learning:

En la tabla 4 se presentan los datos descriptivos del indicador porcentaje ocupacional de cama en consulta externa, en el pre-test de la muestra la media es 77.4% y el valor del post-test fue de 89.7% de la reserva de cama en consulta externa; concluyendo que existe en esta investigación una mejora significativa después de implementar el Deep learning. Asimismo, es necesario mencionar que la media obtenida para ambos casos se ubica más cerca a los rangos mínimos y que la desviación estándar promedio para el pre-test es 0.01724 y para el post-test es 0.2045 que se desvían de la media.

Tabla 4  
Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa antes y después de implementar Deep learning

	N	Min	Max	Media	Desv.
Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa - PreTest	70	0.74	0.8	0.7741	0.01724
Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa - PosTest	70	0.87	0.93	0.8970	0.02045

Fuente: Elaboración propia, Con respaldo del programa SPSS en su versión 24

En la figura 2 se visualiza el comportamiento del indicador porcentaje ocupacional de cama en consulta externa antes y después de la implementación del Deep learning en base a los datos obtenidos en la ficha de observaciones, por lo cual, se puede concluir que el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa mejoró de un 77.4% a 89.7% en la atención medico programada en consulta externa.

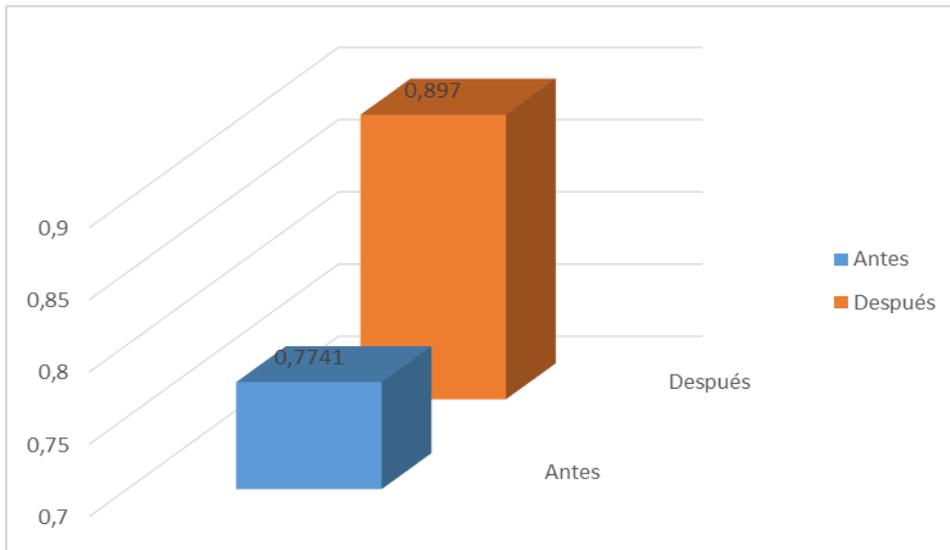


Figura 2  
Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa antes y después de implementar Deep learning

Indicador eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de implementar Deep learning:

En la tabla 5 se presentan los datos descriptivos del indicador eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa, en el pre-test de la muestra la media es 72.5% y el valor del post-test fue de 94.9% de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa; concluyendo que existe en esta investigación una mejora significativa después de implementar el Deep 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 0.04646 y para el post-test es 0.02556 que se desvían de la media.

Tabla 5

Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de implementar Deep learning

	N	Min	Max	Media	Desv.
Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa - PreTest	70	0.62	0.80	0.7257	0.04646
Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa - PosTest	70	0.87	0.98	0.9496	0.02556

Fuente: Elaboración propia, Con respaldo del programa SPSS en su versión 24

En la figura 3 se visualiza el comportamiento de la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de la implementación del Deep learning en base a los datos obtenidos en la ficha de observaciones, por lo cual, se puede concluir que la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa mejoró de un 72.5% a 94.9% en la atención medico programada en consulta externa.

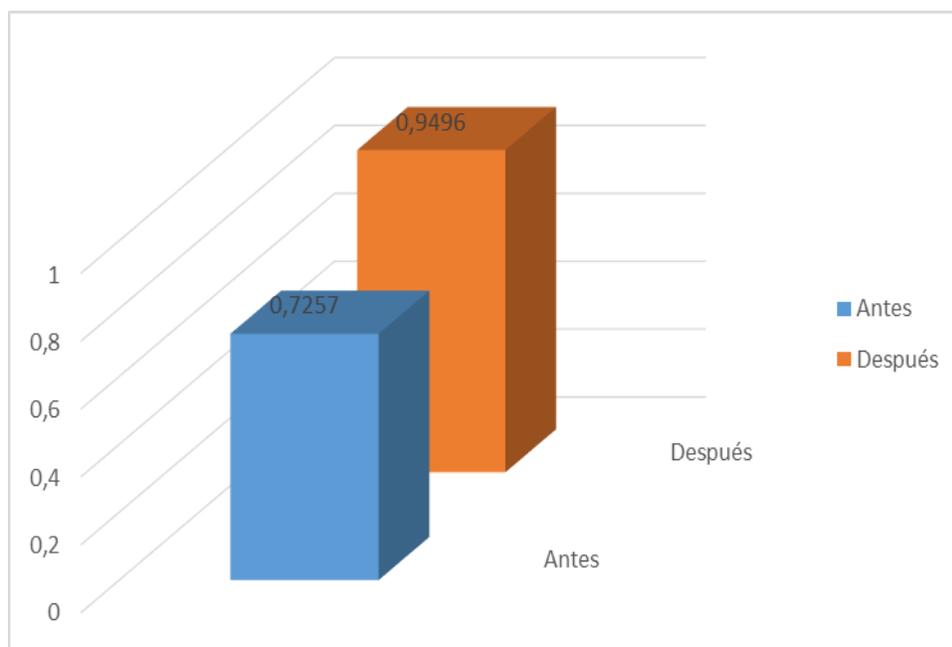


Figura 3

Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de implementar Deep learning

## **4.2. Análisis Inferencial**

### **Prueba de normalidad**

Se realizó con el método estadístico Shapiro-Wilk, porque el número de registro recabados en esta investigación es mayor a 50; este método se aplicó para la presente investigación, mediante el software IBM SPSS Statistics versión 24, con un nivel de confianza del 95%, donde con este porcentaje se puede inferir que si el valor de significancia es menor a 0.05, por lo tanto adopta una distribución no normal y para ello se aplica la prueba de wilcoxon como medida estadística; de ocurrir en lo contrario se aplicaría el test T de Student.

Formulación de hipótesis estadística:

Ho: Los datos del indicador Porcentaje de consultas médicas programado en consulta externa, porcentaje ocupacional de cama en consulta externa y eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa presentan una distribución normal.

Ha: Los datos del indicador Porcentaje de consultas médicas programado en consulta externa, porcentaje ocupacional de cama en consulta externa y eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa no presentan una distribución normal.

A continuación, se presentan los resultados de las pruebas de normalidad de los indicadores: Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, porcentaje ocupacional de cama en consulta externa y eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de implementar el Deep learning.

#### **Pruebas de normalidad del indicador: Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa.**

En la tabla 6, los resultados obtenidos en la prueba de normalidad reflejaron que el valor de significancia de la muestra del indicador porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa antes fue de 0.000 y después fue 0.000 cuyo valor es menor al error asumido de 0.05, entonces se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente.

Tabla 6

Pruebas de normalidad de los indicadores: Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa antes y después de implementar Deep learning

	Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.
Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa - PreTest	0.913	70	0.000
Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa - PosTest	0.900	70	0.000

Fuente: Elaboración propia en base a datos procesados en el Software IBM SPSS versión 24

**Pruebas de normalidad del indicador: Porcentaje ocupacional de cama en consulta.**

En la tabla 7, los resultados obtenidos para la presente investigación en la prueba reflejaron que el valor de significancia de la muestra del indicador índice e reserva de cama en consulta externa antes fue 0.001 y después fue 0.000 cuyo valor es menor al error asumido de 0.05, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente.

Tabla 7

Pruebas de normalidad de los indicadores: Porcentaje ocupacional de cama en consulta antes y después de implementar Deep learning

	Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.
Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa - PreTest	0.934	70	0.001
Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa - PosTest	0.873	70	0.000

Fuente: Elaboración propia en base a datos procesados en el Software IBM SPSS versión 24

**Pruebas de normalidad del indicador: Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.**

En la tabla 8 los resultados obtenidos en la prueba de la presente investigación reflejaron que el valor de significancia de la muestra del indicador eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes fue de 0.001 y después fue 0.00 cuyo valor es menor al error asumido de 0.05 entonces se

rechaza la hipótesis nula, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente.

Tabla 8

Pruebas de normalidad de los indicadores: Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de implementar Deep learning

	Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.
Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa - PreTest	0.928	70	0.001
Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa - PostTest	0.709	70	0.000

Fuente: Elaboración propia en base a datos procesados en el Software IBM SPSS versión 24

### Prueba de hipótesis

En la tabla 9 se muestra los resultados de la prueba Z, así como el nivel de significancia de las pruebas de Wilcoxon de los indicadores: Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, porcentaje ocupacional de cama en consulta externa y eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de implementar Deep learning.

Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, porcentaje ocupacional de cama en consulta externa y eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes y después de implementar Deep learning

Tabla 9

Pruebas de Wilcoxon de los indicadores

	Prueba de rangos con signo de Wilcoxon	
	Z	Sig. Asint. (bilateral)
Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa – PreTest - PostTest	-7.281	0.000
Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa – PreTest - PostTest	-7.370	0.000

Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa - PreTest - PostTest	-7.282	0.000
--	--------	-------

Fuente: Elaboración propia en base a datos procesados en el Software IBM SPSS versión 24

### **Hipótesis específica 1: Indicador porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa**

Formulación de la hipótesis estadística:

Ho: La aplicación del Deep learning no mejora significativamente la atención medico programada en consulta externa en EL HOSPITAL MARINO MOLINA SCIPPA DE COMAS, Lima - 2020.

Ha: La aplicación del Deep learning mejora significativamente la atención medico programada en consulta externa en EL HOSPITAL MARINO MOLINA SCIPPA DE COMAS, Lima - 2020.

Para contrastar la hipótesis se ejecutó la prueba estadística de Wilcoxon, se observa en los datos de la tabla 12 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. Asimismo, el valor de Z es de -7.281, este valor se ubica en la zona de rechazo de la hipótesis nula.

### **Hipótesis específica 2: Indicador porcentaje ocupacional de cama en consulta externa**

Formulación de la hipótesis estadística:

Ho: La aplicación del Deep learning no mejora significativamente la reserva de cama en consulta externa en EL HOSPITAL MARINO MOLINA SCIPPA DE COMAS, Lima - 2020.

Ha: La aplicación del Deep learning mejora significativamente la reserva de cama en consulta externa en EL HOSPITAL MARINO MOLINA SCIPPA DE COMAS, Lima - 2020.

Para contrastar la hipótesis se ejecutó la prueba estadística de Wilcoxon, se observa en la tabla 12 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. Asimismo, el valor de Z es de -7.370, este valor se ubica en la zona de rechazo de la hipótesis nula.

### **Hipótesis específica 3: Indicador eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa**

Formulación de la hipótesis estadística:

Ho: La aplicación del Deep learning no mejora significativamente la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa en EL HOSPITAL MARINO MOLINA SCIPPA DE COMAS, Lima - 2020.

Ha: La aplicación del Deep learning mejora significativamente la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa en EL HOSPITAL MARINO MOLINA SCIPPA DE COMAS, Lima - 2020.

Para contrastar la hipótesis se ejecutó la prueba estadística de Wilcoxon, se observa en la tabla 12 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. Asimismo, el valor de Z es de -7.282, este valor se ubica en la zona de rechazo de la hipótesis nula.

## V. DISCUSIÓN

En la presente investigación se basa en el estudio realizado en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, donde se recolectaron los datos, por tanto, se evidencia respecto a la parte descriptiva del primer indicador porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, donde muestra un incremento de 21.2%; concluyendo respecto a este indicador, que existe en esta investigación una mejora significativa después de la implementación del Deep learning, para el segundo indicador porcentaje ocupacional de cama en consulta externa muestra un incremento de 12.3%, concluyendo en este indicador que existe una mejora significativa después de implementar el Deep learning y en el tercer indicador eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa muestra un incremento de 22.4%, concluyendo que existe en esta investigación una mejora significativa después de implementar el Deep learning. En la parte inferencia, se ha podido determinar la mejora de la gestión de reservas hospitalarias, mediante la resolución de los indicadores usando el método estadístico Shapiro-Wilk, obteniendo el resultado para el primer indicador porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa antes y después de la implementación del Deep learning de 0.000 y 0.000 respectivamente, cuyos valores es menor al error asumido de 0.05, entonces se rechaza la hipótesis nula con un valor estadístico de 0.913 en pre-test y 0.9 en pos-test, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente, para el segundo indicador índice de reserva de cama en consulta externa antes y después del Deep learning fue 0.001 y 0.000 respectivamente, cuyos valores es menor al error asumido de 0.05, entonces se rechaza la hipótesis nula con un valor estadístico de 0.934 en pre-test y 0.873 en pos-test, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente, y para el tercer indicador eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa antes fue de 0.001 y después fue 0.00 de la implementación del Deep learning, cuyo valor es menor al error asumido de 0.05, entonces se rechaza la hipótesis nula con un valor estadístico de 0.928 en pre-test y 0.709 en pos-test, concluyendo que el indicador no se distribuye normalmente. Estos resultados son analizados con los antecedentes de investigadores relevantes, como (FERNÁNDEZ, 2017) de Perú,

donde analiza y obtiene resultados de porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, así también (Gutiérrez Villegas, 2019) de España analizar el porcentaje de ocupacional de cama en consulta externa, y (Gaviria & Aurora, 2015) de Ecuador realiza la evaluación de la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.

Desde el punto de vista conceptual, en base a lo resaltado por (Marcelo & Osorio, 1998) respecto a la teoría general de sistemas, se evidencia en la presente investigación donde se muestra la relación que existe entre los contenidos, específicamente al software basado en deep learning para el proceso de aprendizaje de sucesos y la gestión de reservas hospitalarias, resaltando las operaciones entre ellas. Así también se cumple lo mencionado por (Chollet, 2018) respecto al conceptualizar Deep learning o aprendizaje profundo, ya que la presente investigación se ha realizado por medio de las redes neuronales artificiales, como parte del proceso de aprendizaje de los sucesos, que para el caso de la presente investigación se han realizado para aprender los pedidos históricos y en base a ellos en la parte del mapeo o comprobación se va a dar un aproximado de los resultados necesarios. Por tanto según (Navarrete, 2017) explica como analizar la gestión de reservas hospitalarias y claramente lo define como el objetivo de lograr mejorarla eficacia, para la presente investigación se logra mediante herramienta tecnológica basado en inteligencia artificial que es el Deep learning, logrando la eficacia en general reduciendo la cantidad de pedidos, reservas, tal como lo describe los indicadores de la presente investigación.

En función a los antecedentes encontrados, teniendo en cuenta el objetivo general de la investigación realizada, determinar la mejora del Deep Learning para la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, COMAS - 2020, así por tanto las comparaciones de los resultados que se obtuvieron con otras investigaciones, reflejado como antecedentes para la presente investigación, teniendo en cuenta que estos antecedentes se han considerado, por tener relación con los indicadores contemplados en la presente investigación:

### **Indicador 1: Indicador porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa**

Existe una relación significativa entre la calidad del deep learning para la mejora en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa De Comas, Lima - 2020, según los datos descriptivos del indicador porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, en el pre-test de la muestra se obtiene una media de 73.9% y el valor del post-test fue de 95.1%, igualmente en la investigación de (FERNÁNDEZ, 2017) en su tesis titulada “Propuesta De Modelo De Gestión Por Procesos Para Mejorar La Calidad De Atención A Los Usuarios Del Servicio De Emergencia Y Hospitalización Del Hospital María Auxiliadora”; muestra para este indicador tuvo 65% en el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa.

### **Indicador 2: Indicador porcentaje ocupacional de cama en consulta externa**

Existe una relación significativa entre la calidad del deep learning para la mejora en la gestión de reservas hospitalarias en el HOSPITAL MARINO MOLINA SCIPPA DE COMAS, LIMA - 2020, según los datos descriptivos del indicador porcentaje ocupacional de cama en consulta externa, en el pre-test de la muestra se obtiene la media es 77.4% y el valor del post-test fue de 89.7%, igualmente en la investigación de (Gutiérrez Villegas, 2019) de España en su tesis titulada “El futuro de la gestión hospitalaria desde la perspectiva de la hospitalización domiciliaria en pacientes con Enfermedad Pulmonar Obstructiva Crónica (EPOC)”; muestra para este indicador tuvo 61% de logro en la ocupación de camas hospitalarias.

### **Indicador 3: Indicador eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa**

Existe una relación significativa entre la calidad del deep learning para la mejora en la gestión de reservas hospitalarias en el HOSPITAL MARINO MOLINA SCIPPA DE COMAS, LIMA - 2020, según los datos descriptivos del indicador eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa, en el pre-test de la muestra se obtiene la media es 72.5% y el valor del post-test fue de 94.9%, igualmente en la investigación de (Gaviria & Aurora, 2015) de Ecuador en su tesis

titulada “Plan De Mejoramiento Del Proceso De Adquisición De Insumos Médicos En El Hospital Sagrado Corazón De Jesús De Quevedo”; muestra para este indicador tuvo 83.3% de logro en la adquisición de insumos de tipo hospitalario.

## **VI. CONCLUSIONES**

- Primero: Se concluyó que el deep learning mejora la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, Lima - 2020, incrementando el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, porcentaje ocupacional de cama en consulta externa y la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa, lo que permitió alcanzar los objetivos específicos de esta investigación, y por ende el objetivo general.
- Segundo: Se concluye que el Deep Learning incrementó el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa en un 21%, por lo tanto, se afirma que el Deep Learning incrementa el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa.
- Tercero: Se concluye que el Deep Learning incrementó el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa en un 13%, por lo tanto se afirma que el Deep Learning incrementa el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa.
- Cuarto: Se concluye que el Deep Learning incrementó la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa en un 16%, por lo tanto se afirma que el Deep Learning incrementa la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.

## **VII. RECOMENDACIONES**

- Primero:** Se recomienda realizar programas de capacitación anual, disgregadas en meses, para los usuarios que van a realizar gestión las reservas hospitalarias para el buen uso del deep learning, puesto que será de gran ayuda para la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, para incrementar el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, incrementar el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa y la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.
- Segundo:** Se sugiere a futuras tesis tomar como base a esta investigación y plantear posteriores investigaciones o ampliar la ya existente, con el propósito de mejorar gestión de reservas hospitalarias, y demás procesos involucrados con este, para que de esta manera en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas pueda mantener en mejora continua de la gestión de reservas hospitalarias.
- Tercero:** Se recomienda a los usuarios que van a gestión las reservas hospitalarias mantener la cantidad necesaria de reservas médicas y hospitalarias para satisfacer las necesidades de los pacientes, es decir no desabastecer el stock actual, a la vez no tener inventarios excesivos que sufren daño, tal como vencimiento de medicinas a la vez estos insumos ocupen un espacio extra de almacenamiento que por consecuencia va a generar costos no previstos.
- Cuarto:** Se recomienda a los usuarios que van a gestionar las reservas hospitalarias considerar el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa, así como las otras áreas del hospital, siendo necesarios e indispensables para solucionar los problemas de atención a las consultas necesarias solicitadas.
- Quinto:** Se recomienda a los usuarios que van a gestionar las reservas hospitalarias considerar el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa, así como las otras áreas del hospital, siendo

necesarios e indispensables para solucionar los problemas de atención a la salud de los pacientes que soliciten reservas.

Sexto: Se recomienda a los usuarios que van a gestionar las reservas hospitalarias considerar el abastecimiento necesario de los insumos médicos del área de atención externa, así como las otras áreas del hospital, siendo necesarios e indispensables para solucionar los problemas de atención a la salud de los pacientes.

## REFERENCIAS

- (MINSA), M. d. (9 de 9 de 2019). *Sala Situacional Covid – 19 Perú*. Obtenido de Sala Situacional Covid – 19 Perú:  
[https://covid19.minsa.gob.pe/sala\\_situacional.asp](https://covid19.minsa.gob.pe/sala_situacional.asp)
- ABASCAL, E., & GRANDE, I. (2005). *Análisis de encuestas*. Madrid: ESIC Editorial.
- Baez, J. (2007). *Investigación cualitativa*. Madrid: ESIC.
- Bernal, A. (2010). *Metodología de la investigación: Administración, economía, humanidades y ciencias sociales*. Colombia: Prentice Hall.
- Bertalanffy, L. V. (1986). *Teoría general de sistemas*. Mexico: Fondo Cultura Economica.
- Cantú, H. (2011). *Desarrollo de una cultura de calidad (4ta. Ed.)*. México D.F: McGraw-Hill.
- Casique, G. (2018). *Gestión sanitaria y su relación con los Indicadores sanitarios en la red de salud Moyobamba*. Moyobamba: Universidad Cesar Vallejo.
- Chellappa, R., & Theodoridis, S. (2014). *Signal Processing Theory and Machine Learning (1st ed.)*. Estados Unidos: Academic Press.
- Chic-cheng, L., Cheng-Li, W., Shun-Chung, H., Wen-Chien, K., & Po-Ren, H. (2019). *Global epidemiology of coronavirus disease 2019 (COVID-19): disease incidence, daily cumulative index, mortality, and their association with country healthcare resources and economic status*. Taiwan: Elsevier.
- Chollet, F. (2018). *Deep learning with Python*. Estados Unidos: Manning.
- Cox, J., Bergland, S., & Jacob, D. (2010). *Velocity: Combining Lean, Six Sigma and the Theory of Constraints to Achieve Breakthrough Performance*. Estados unidos: Access Engineering.

- D'Alessio, F. (2012). *Administración de las operaciones productivas. Un enfoque en procesos para la gerencia*. México D.F.: Pearson.
- Economist, T. (2020). *Tracking covid-19 excess deaths across countries*. Estados Unidos: The Economist NewsPaper.
- FERNÁNDEZ, R. V. (2017). *Propuesta De Modelo De Gestión Por Procesos Para Mejorar La Calidad De Atención A Los Usuarios Del Servicio De Emergencia Y Hospitalización Del Hospital María Auxiliadora- Rodríguez De Mendoza 2015*. Lima: Universidad Cesar Vallejo.
- Fernández, S., Cordero, J., & Córdova, A. (2002). *Estadística descriptiva*. Madrid: ESIC Editorial.
- GALLEGO, C., & José, C. (2014). *Formación Profesional Básica - Operaciones auxiliares para la configuración y explotación*. Madrid: Editorial EDITEX.
- Gaviria, V., & Aurora, G. (03 de 02 de 2015). *Plan De Mejoramiento Del Proceso De Adquisición De Insumos Médicos En El Hospital Sagrado Corazón De Jesús De "Quevedo"*. Obtenido de Universidad Autónoma de los Andes: <http://dspace.uniandes.edu.ec/bitstream/123456789/830/1/TUAMGSS027-2015.pdf>
- Gestión, D. (28 de 04 de 2020). *"En Lima casi no hay camas UCI para Covid-19, según la Sociedad Peruana de Medicina Intensiva*. Obtenido de "En Lima casi no hay camas UCI para Covid-19, según la Sociedad Peruana de Medicina Intensiva: <https://gestion.pe/peru/covid-19-en-lima-casi-no-hay-camas-uci-para-covid-19-segun-la-sociedad-peruana-de-medicina-intensiva-noticia/>
- Gutiérrez Villegas, C. (2019). *El futuro de la gestión hospitalaria desde la perspectiva de la hospitalización domiciliaria en pacientes con Enfermedad Pulmonar Obstructiva Crónica (EPOC)*. España: Ucrea.
- Hayman, J. (1996). *Investigación y educación*. Barcelona: Paidós.

- Heinemann, K. (2003). *Introducción a la metodología de la investigación empírica*. Alemania: aidotribo.
- Hernandez, R., Fernández-Collado, C., & Baptista, P. (2006). *Metodología de la investigación científica*. 4° ed. México: Mc Graw-Hill Interamericana.
- Hernandez, S. (2008). *Metodología de la Investigación Científica* 6° ed. Mexico: Mc graw hill.
- Hernández, S. (2014). *Metodología de la Investigación*. Mexico: Mc graw hill.
- Herrera, S., & Unda, S. (2019). *PLAN ESTRATEGICO DEL HOSPITAL NAVAL DE GUAYAQUIL*. Guayaquil: Espol.
- Huarote, R., & Romero, M. (2018). Backpropagation to predict drinking water consumption. *Journal Cincader*, 8.
- Ian, G., Yoshua, B., & Aaron, C. (2017). *Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series)*. Estadoa Unidos: Editorials. Obtenido de Machine Learning: <https://www.ibm.com/downloads/cas/GB8ZMQZ3>
- Jiménez, M. (2014). *Competencia social: intervención preventiva en la escuela*. *Infancia y Sociedad*. España: Infancia y Sociedad.
- Kahn, J. (1990). *Gestión de calidad en los centros sanitarios*. Barcelona: SG editores.
- Lauriac, N. (2016). *Diseño e implementación de un Sistema de Monitoreo*. *Lausanne*. Chile: Lausanne.
- Lishi, W., Jing, L., Sumin, G., Ning, X., Lan, Y., Yanhong, C., . . . Scott, C. (2020). *Real-time estimation and prediction of mortality caused by COVID-19 with patient information based algorithm*. China: Science of The Total Environment.
- Lixiang, L., Zihang, Y., Zhongkai, D., Cui, M., Jimgze, H., Haotian, M., . . . Yiming, S. (2020). *Propagation analysis and prediction of the COVID-19*. China: Infectious Disease Modelling.

- López, G. (2015). *Análisis de la Situación Actual (Tesis pregrado)*. Costa Rica: Universidad para la Cooperación Internacional.
- López, P. L. (2020). *POBLACIÓN MUESTRA Y MUESTREO. Punto Cero*. La paz: Scielo.
- Luna, J. I. (2017). *Relación entre la Dirección Gestión y percepción del cumplimiento de los indicadores sanitarios en la Red de Salud Picota*. San Martin: Universidad Cesar Vallejo.
- M, V. (2019). *Dashboard Digital para el monitoreo de indicadores y metas de los proyectos de Consultores San Martín E.I.R.L.* Tarapoto: Universidad Nacional de San Martin.
- Marcelo, A., & Osorio, F. (1998). *Introducción a los Conceptos Básicos de la Teoría General de Sistemas*. Chile: Cinta moebio 3.
- Méndez, C. (2012). *Metodología. Diseño y desarrollo del proceso de investigación con énfasis en ciencias empresariales*. México D.F.: Limusa S. A.
- Miranda, F., Chamorro, A., & Rubio, S. (2007). *Introducción a la gestión de la calidad*. Madrid: Delta Publicaciones.
- Navarrete, P. (2017). *Gestión Sanitaria en el Marco del Servicio Rural y Urbano Marginal de Salud*. Lima: Universidad San Martin de Porras.
- NIÑO, J. C. (2011). *Sistemas Operativos Monopuesto*. España: Editorial EDITEX.
- OMS., O. M. (5 de 10 de 2020). *Neumonía de causa desconocida – China*. Obtenido de Neumonía de causa desconocida – China: <https://www.who.int/csr/don/05-january-2020-pneumonia-of-unkown-cause-china/es/>
- PAHO, O. (25 de 10 de 2020). *COVID-19: Materiales de comunicación*. Obtenido de Materiales de comunicación: <https://www.paho.org/es/covid-19-materiales-comunicacion>

- Ponce, J., Aguilera, A., Silva, F., Flor, A., Ember, C., Scheihing, A., & Tupac, E. (2014). *Inteligencia Artificial*. Union Europea: Calameo.
- Rauber, P., Schlag, I., & Stanic, A. (2019). *Deep Learning Lab*. Europa: IDSIA.
- Resolución Ministerial N 1311-2018, M. (2018). *Directiva administrativa que regula los aspectos metodológicos para la evaluación del cumplimiento de las metas institucionales, indicadores de desempeño y compromisos de mejora de servicios en salud, alcanzados en el periodo 2018*. Lima: Minsa.
- Sacas, I. S. (2012). *PROGRAMA DE INDICADORES de CALIDAD DE ATENCIÓN MÉDICA*. Argentina: ITAE.
- Sade-Beck, L. (2004). *Internet ethnography: Online and offline*. *International Journal of Qualitative Methods*. Canada: Qualitative Methods.
- Saldaña, V., & Edwin, J. (2006). *Modelo predictivo de minería de datos de apoyo a la gestión hospitalaria sobre la morbilidad de pacientes hospitalizados*. Trujillo: UPAO.
- Saldarriaga Ríos, J. G. (2013). *Responsabilidad social y gestión del conocimiento como estrategias de gestión humana*. Medellín: ELSEVIER DOYMA.
- Sánchez, D., León, S., & Barragán, C. (2015). *Correlación de inteligencia emocional con bienestar psicológico y rendimiento académico en alumnos de licenciatura*. México: Scielo.
- Sánchez, W. (2011). *La usabilidad en Ingeniería de Software: definición y características*. España: El Popular.
- Solera, J. C., Martínez, D. E., Labordena-Barceló, M. J., & Loyola, E. E. (2015). *Sistemas de Información en Salud e indicadores de salud: una perspectiva integradora*. Barcelona: Elsevier.
- Systems, D. o. (2015). *Modelling Impacts of Maintenance, Staff Management and Collaboration on E-government Website Availability: A Qualitative System Dynamics Approach*. *Elsevier*, 145-153.

- Terán, T. M. (2015). *Dashboard de Ventas y Módulo de Reporteo Web para la empresa Pinto S.A ubicada en la ciudad de Quito*. Quito: Universidad Regional Autónoma de los Andes.
- USAID. (2014). *Venezuela Program Description*. Recuperado. Venezuela: USAID/OTI. Obtenido de Venezuela Program Description. Recuperado.
- Valderrama, S. (2002). *Pasos para elaborar proyectos de investigación científica*. Peru: UCH.
- Valles, M. (2019). *Técnicas cualitativas de investigación social. Reflexiones metodológicas y práctica profesional. (3ª Reimpresión)*. Madrid: Síntesis Sociológica.
- Villanueva, J. A. (2006). *Modelo de Excelencia en la Gestión Malcolm Baldrige*. Estados Unidos: Praxis.
- Von, L. B. (1976). *Teoría General de los Sistemas*. Estados Unidos: Fondo De Cultura Económica.
- ZAPATA, J. (2017). *Gestión de mantenimiento en los transportadores de cajas de cerveza en la línea de envasado N° 3 en una planta embotelladora de bebidas de Motupe*. Lima: Universidad Cesar Vallejo, Facultad de ingeniería.

## ANEXOS

### Anexo 1: Matriz de consistencia

<b>TÍTULO:</b> Deep learning para la mejora en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.				
<b>AUTOR:</b> HUAROTE ZEGARRA RAUL EDUARDO				
<b>PROBLEMA</b>	<b>OBJETIVOS</b>	<b>HIPÓTESIS</b>	<b>VARIABLES E INDICADORES</b>	
<p><b>Problema principal:</b> ¿De qué manera mejora Deep learning para la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020?</p> <p><b>Problemas específicos:</b> PE1: ¿De qué manera Deep learning mejora el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa en la gestión de reserva hospitalaria en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020?</p>	<p><b>Objetivo principal:</b> Determinar la mejora del Deep learning para la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.</p>	<p><b>Hipótesis principal:</b> El Deep learning mejora en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.</p>	<b>Variable - 1: Deep learning</b>	
	<p><b>Objetivos específicos:</b> OE1: Determinar la mejora del Deep learning en el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa por la reserva hospitalaria en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.</p>	<p><b>Hipótesis específicos:</b> HE1: El Deep learning incrementa el porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa en la gestión de reserva hospitalaria en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.</p>	<b>Variable - 2: Gestión de reservas hospitalarias</b>	
				<b>Indicadores</b>
				<b>Unidad de medida</b>
				Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa
			porcentaje	
			Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa	
			porcentaje	
			Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios	
			porcentaje	

**TÍTULO:** Deep learning para la mejora en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.

**AUTOR:** HUAROTE ZEGARRA RAUL EDUARDO

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES E INDICADORES
<p>PE2: ¿De qué manera Deep learning mejora el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020?</p> <p>PE3: ¿De qué manera Deep learning mejora la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios en la gestión de reservas hospitalarias de consulta externa en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020?</p>	<p>OE2: Determinar la mejora del Deep learning en el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.</p> <p>OE3: Determinar la mejora del Deep learning en la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.</p>	<p>HE2: El Deep learning incrementa el porcentaje ocupacional de cama en consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.</p> <p>HE3: El Deep learning incrementa la eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.</p>	

## Metodología

TIPO Y DISEÑO	POBLACIÓN Y MUESTRA	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS	ESTADÍSTICA POR UTILIZAR
<p><b>Tipo:</b></p> <p><b>Diseño:</b> Pre experimental.</p>	<p><b>Población:</b> 85 fichas de reservas</p> <p><b>Tamaño de muestra:</b> 70 fichas de reservas.</p> <p><b>Muestreo:</b> Aleatorio simple</p>	<p><b>Técnicas:</b> Observación y recolección de datos.</p> <p><b>Instrumentos:</b> Fichas de recolección de datos.</p>	<p><b>Descriptiva:</b> Para el análisis descriptivo se va a utilizar la tabla, figuras representando las medidas de tendencia central como la media, con el fin de interpretar cada uno de los indicadores, interpretando los resultados numéricos obtenidos.</p> <p><b>Inferencial:</b> La prueba de normalidad que se utilizará para el presente proyecto es el Shapiro-Wilk, porque acepta muestra de tamaño máximo a 50 (Bernal, 2010). Se realizará la prueba estadística paramétrica en rangos de Wilcoxon.</p>

## Anexo 2: Matriz de operacionalización de variables

TÍTULO: Deep learning para la mejora en la gestión de reservas hospitalarias en el Hospital Marino Molina Scippa de Comas, LIMA - 2020.				
AUTOR: HUAROTE ZEGARRA RAUL EDUARDO				
INDICADOR	DEFINICIÓN	INSTRUMENTO	UNIDAD DE MEDIDA	FÓRMULA
<b>Índice de atención médica programada en consulta externa</b>	Permite medir los productos alcanzados (atención médica) por unidad de recursos disponibles (hora-médico) en un tiempo dado, Así mismo permite evaluar la sub utilización o la sobre utilización del recurso hora-hombre en la consulta externa (MINSa, 2018).	Ficha de observación	Porcentaje	$PCMP = \frac{NCMP}{NCMR} \times 100$ <p>PCMP: Porcentaje de consulta médica programada en consulta externa            NCMP: N° de consultas médicas programadas en consulta externa en un periodo.            NCMR: N° de consultas médicas realizadas en consulta externa en un mismo periodo.</p>
<b>Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa</b>	Llamado también promedio de estancia hospitalaria (en camas). Es la relación entre el número de estancias de los pacientes egresados en un periodo de tiempo y el número total de egresados en la UPSS hospitalizados en el mismo periodo de tiempo, obteniendo el promedio de días que permanece un paciente hospitalizado (MINSa, 2018).	Ficha de observación	Porcentaje	$POC = \frac{RCS}{RCO} \times 100$ <p>POC: Porcentaje ocupacional de camas en consulta externa            RCS: N° de reserva de camas solicitadas en consulta externa en un periodo.            RCO: N° de camas ocupadas en consulta externa en un mismo periodo</p>
<b>Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa</b>	Es la capacidad administrativa de producir el máximo de resultados con el mínimo de recursos, el mínimo de energía y en el mínimo de tiempo posible (Cruz, 2017).	Ficha de observación	Porcentaje	$EPRIH = \frac{\text{Recursos planificadas}}{\text{Recursos utilizados}} \times 100$ <p>EPRIH: Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.</p>

### Anexo 3: Instrumento de recolección de datos

#### Ficha de observación N° 1. Porcentaje de consultas programada en consulta externa

Ficha de observación de medición del indicador <i>porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa</i>					
Investigador:			Huarote Zegarra Raúl Eduardo		
Proceso observado:			Rendimiento		
Pre-Test					
N° de Obs.	Producto	Fecha	NCMP: N° de consultas médicas programadas en consulta externa en un periodo.	NCMR: N° de consultas médicas realizadas en consulta externa en un mismo periodo.	$PCMP = \frac{NCMP}{NCMR} \times 100$ Porcentaje de consultas médica programada en consulta externa.
1					
2					
3					
4					
5					
6					

Ficha de observación de medición del indicador <i>porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa</i>					
Investigador:			Huarote Zegarra Raúl Eduardo		
Proceso observado:			Rendimiento		
Pos-Test					
N° de Obs.	Producto	Fecha	NCMP: N° de consultas médicas programadas en consulta externa en un periodo.	NCMR: N° de consultas médicas realizadas en consulta externa en un mismo periodo.	$PCMP = \frac{NCMP}{NCMR} \times 100$ Porcentaje de consultas médica programada en consulta externa.
1					
2					
3					
4					
5					
6					

## Ficha de observación N° 2. Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa

Ficha de observación de medición del indicador Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa					
Investigador:			Huarote Zegarra Raúl Eduardo		
Proceso observado:			Rendimiento		
Pre-Test					
N° de Obs.	Producto	Fecha	RCS: N° de reserva de camas solicitadas en consulta externa en un periodo.	RCO: N° de camas ocupadas en consulta externa en un mismo periodo.	$POC = \frac{RCS}{RCO} \times 100$ Porcentaje ocupacional de camas en consulta externa.
1					
2					
3					
4					
5					
6					

Ficha de observación de medición del indicador Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa					
Investigador:			Huarote Zegarra Raúl Eduardo		
Proceso observado:			Rendimiento		
Post-Test					
N° de Obs.	Producto	Fecha	RCS: N° de reserva de camas solicitadas en consulta externa en un periodo.	RCO: N° de camas ocupadas en consulta externa en un mismo periodo.	$POC = \frac{RCS}{RCO} \times 100$ Porcentaje ocupacional de camas en consulta externa.
1					
2					
3					
4					
5					
6					

### Ficha de observación N° 3. Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios

Ficha de observación de eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios					
Investigador:			Huarote Zegarra Raúl Eduardo		
Proceso observado:			Rendimiento		
Pre-Test					
N° de Obs.	Producto	Fecha	RP: Recursos Planificados en consulta externa en un mismo periodo.	RU: Recursos Utilizados en consulta externa en un mismo periodo.	$EPRIH = \frac{RP}{RU} \times 100$ Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.
1					
2					
3					
4					
5					
6					

Ficha de observación de medición del indicador eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios					
Investigador:			Huarote Zegarra Raúl Eduardo		
Proceso observado:			Rendimiento		
Post-Test					
N° de Obs.	Producto	Fecha	RP: Recursos Planificados en consulta externa en un mismo periodo.	RU: Recursos Utilizados en consulta externa en un mismo periodo.	$EPRIH = \frac{RP}{RU} \times 100$ Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.
1					
2					
3					
4					
5					
6					

## Anexo 4: Certificado de validación del instrumento de recolección de datos

### Validación del Experto N°1

#### CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO

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

ALUMNO: Huarote Zegarra Raúl Eduardo.

VARIABLE: Gestión de reservas hospitalarias

N°	Indicadores	Claridad <sup>1</sup>		Pertinencia <sup>2</sup>		Relevancia <sup>3</sup>		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Índice de atención médico programada en consulta externa.	✓		✓		✓		
2	Índice de reserva de cama en consulta externa	✓		✓		✓		
3	Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.	✓		✓		✓		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): \_\_\_\_\_

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

Apellidos y nombre s del juez evaluador: VERÓNICA CALDERÓN RODRÍGUEZ   DNI: 08826830   ...14 de ...10 del 2020

Especialista: Metodólogo    Temático [ ]

Grado: Maestro    Doctor [ ]

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

<sup>2</sup> Pertinencia: Si el ítem pertenece a la dimensión.

<sup>3</sup> 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

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

ALUMNO: Huarote Zegarra Raúl Eduardo.

VARIABLE: Gestión de reservas hospitalarias

N°	Indicadores	Claridad <sup>1</sup>		Pertinencia <sup>2</sup>		Relevancia <sup>3</sup>		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
1	Índice de atención médico programada en consulta externa.	X		X		X		
2	Índice de reserva de cama en consulta externa	X		X		X		
3	Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): HAY SUFICIENCIA

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

14 de octubre del 2020

Apellidos y nombre s del juez evaluador: Dr. Ing. Edward José Flores Masías   DNI: 09536323

Especialista: Metodólogo [ ]   Temático [ X ]

Grado: Maestro [ ]   Doctor [ X ]



Firma del Experto Informante

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

<sup>2</sup> Pertinencia: Si el ítem pertenece a la dimensión.

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

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

## Validación del Experto N°3

### CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENIDO DEL INSTRUMENTO

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

ALUMNO: Huarote Zegarra Raúl Eduardo.

VARIABLE: Gestión de reservas hospitalarias

N°	Indicadores	Claridad <sup>1</sup>		Pertinencia <sup>2</sup>		Relevancia <sup>3</sup>		Sugerencias
		Si	No	Si	No	Si	No	
	<b>ACTIVIDADES</b>							
1	Índice de atención medico programada en consulta externa.	X		X		X		
2	Índice de reserva de cama en consulta externa	X		X		X		
3	Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.	X		X		X		

Observaciones (precisar si hay suficiencia): \_\_\_\_\_

Opinión de aplicabilidad:   Aplicable    Aplicable después de corregir    No aplicable

23 de octubre del 2020

Apellidos y nombre s del juez evaluador: SAAVEDRA JIMENEZ ROBERT ROY

DNI: 40832175

Especialista: Metodólogo    Temático

Grado: Maestro    Doctor



\_\_\_\_\_  
Firma del Experto Informante

<sup>1</sup> **Claridad:** Se entiende sin dificultad alguna el enunciado del ítem, es conciso, exacto y directo

<sup>2</sup> **Pertinencia:** Si el ítem pertenece a la dimensión.

<sup>3</sup> **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

### Anexo 5: Base de datos de la aplicación piloto

		Indicador 1		Indicador 2		Indicador 3	
		I1PreTest	I1PostTest	I2PreTest	I2PostTest	I3PreTest	I3PostTest
1	Ficha1	0,71	0,94	0,80	0,87	0,64	0,95
2	Ficha2	0,71	0,98	0,76	0,89	0,74	0,97
3	Ficha3	0,79	0,96	0,77	0,87	0,80	0,98
4	Ficha4	0,72	0,94	0,79	0,93	0,72	0,95
5	Ficha5	0,71	0,92	0,75	0,88	0,76	0,96
6	Ficha6	0,73	0,96	0,77	0,90	0,78	0,95
7	Ficha7	0,78	0,94	0,80	0,93	0,68	0,95
8	Ficha8	0,78	0,94	0,78	0,90	0,80	0,95
9	Ficha9	0,76	0,98	0,77	0,89	0,76	0,96
10	Ficha10	0,76	0,94	0,78	0,90	0,78	0,96
11	Ficha11	0,77	0,92	0,77	0,88	0,68	0,93
12	Ficha12	0,7	0,96	0,78	0,89	0,72	0,94
13	Ficha13	0,76	0,92	0,78	0,90	0,72	0,95
14	Ficha14	0,7	0,98	0,76	0,89	0,76	0,96
15	Ficha15	0,75	0,92	0,74	0,87	0,64	0,87
16	Ficha16	0,75	0,94	0,79	0,93	0,72	0,98
17	Ficha17	0,76	0,96	0,78	0,91	0,74	0,88
18	Ficha18	0,74	0,96	0,76	0,89	0,70	0,95
19	Ficha19	0,7	0,99	0,78	0,90	0,74	0,96
20	Ficha20	0,74	0,94	0,74	0,87	0,78	0,95
21	Ficha21	0,77	0,97	0,80	0,93	0,72	0,97
22	Ficha22	0,71	0,98	0,76	0,88	0,74	0,96
23	Ficha23	0,76	0,96	0,80	0,93	0,64	0,96
24	Ficha24	0,71	0,98	0,79	0,93	0,68	0,96
25	Ficha25	0,74	0,94	0,77	0,89	0,76	0,96

		Indicador 1		Indicador 2		Indicador 3	
		I1PreTest	I1PostTest	I2PreTest	I2PostTest	I3PreTest	I3PostTest
26	Ficha26	0,71	0,94	0,8	0,87	0,64	0,95
27	Ficha27	0,71	0,98	0,76	0,89	0,74	0,97
28	Ficha28	0,79	0,96	0,77	0,87	0,7	0,98
29	Ficha29	0,72	0,94	0,79	0,93	0,72	0,95
30	Ficha30	0,71	0,92	0,75	0,88	0,76	0,96
31	Ficha31	0,73	0,96	0,77	0,9	0,78	0,95
32	Ficha32	0,78	0,94	0,8	0,93	0,68	0,95
33	Ficha33	0,78	0,94	0,78	0,9	0,7	0,95
34	Ficha34	0,76	0,98	0,77	0,89	0,76	0,96
35	Ficha35	0,76	0,94	0,78	0,9	0,78	0,96
36	Ficha36	0,77	0,92	0,77	0,88	0,78	0,93
37	Ficha37	0,7	0,96	0,78	0,89	0,72	0,94
38	Ficha38	0,76	0,92	0,78	0,9	0,72	0,95
39	Ficha39	0,7	0,98	0,76	0,89	0,76	0,96
40	Ficha40	0,75	0,92	0,74	0,87	0,64	0,87
41	Ficha41	0,75	0,94	0,79	0,93	0,72	0,98
42	Ficha42	0,76	0,96	0,78	0,91	0,74	0,88
43	Ficha43	0,74	0,96	0,76	0,89	0,7	0,95
44	Ficha44	0,7	0,99	0,78	0,9	0,74	0,96
45	Ficha45	0,74	0,94	0,74	0,87	0,78	0,95
46	Ficha46	0,77	0,97	0,8	0,93	0,78	0,97
47	Ficha47	0,71	0,98	0,76	0,88	0,62	0,96
48	Ficha48	0,76	0,96	0,8	0,93	0,64	0,96
49	Ficha49	0,71	0,98	0,79	0,93	0,68	0,96
50	Ficha50	0,74	0,94	0,77	0,89	0,76	0,96
51	Ficha51	0,71	0,94	0,8	0,87	0,64	0,95

		Indicador 1		Indicador 2		Indicador 3	
		I1PreTest	I1PostTest	I2PreTest	I2PostTest	I3PreTest	I3PostTest
52	Ficha52	0,71	0,98	0,76	0,89	0,74	0,97
53	Ficha53	0,79	0,96	0,77	0,87	0,7	0,98
54	Ficha54	0,72	0,94	0,79	0,93	0,72	0,95
55	Ficha55	0,71	0,92	0,75	0,88	0,76	0,96
56	Ficha56	0,73	0,96	0,77	0,9	0,78	0,95
57	Ficha57	0,78	0,94	0,8	0,93	0,68	0,95
58	Ficha58	0,7	0,94	0,78	0,9	0,7	0,95
59	Ficha59	0,76	0,98	0,77	0,89	0,76	0,96
60	Ficha60	0,76	0,94	0,78	0,9	0,78	0,96
61	Ficha61	0,77	0,92	0,77	0,88	0,78	0,93
62	Ficha62	0,7	0,96	0,78	0,89	0,72	0,94
63	Ficha63	0,76	0,92	0,78	0,9	0,72	0,95
64	Ficha64	0,7	0,98	0,76	0,89	0,76	0,96
65	Ficha65	0,75	0,92	0,74	0,87	0,64	0,87
66	Ficha66	0,75	0,94	0,79	0,93	0,72	0,98
67	Ficha67	0,76	0,96	0,78	0,91	0,74	0,88
68	Ficha68	0,74	0,96	0,76	0,89	0,7	0,95
69	Ficha69	0,7	0,99	0,78	0,9	0,74	0,96
70	Ficha70	0,74	0,94	0,74	0,87	0,78	0,95

## Anexo 6: Matriz de operacionalización de variables

### Matriz de operacionalización de variable dependiente "Gestión De Reservas"

Indicador	Formula	Unidad de Medida
	$PCMP = \frac{NCMP}{NCMR} \times 100$	
Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa.	<p>PCMP: Porcentaje de consulta médica programada en consulta externa            NCMP: N° de consultas médicas programadas en consulta externa en un periodo.            NCMR: N° de consultas médicas realizadas en consulta externa en un mismo periodo.</p>	Porcentaje
	$POC = \frac{RCS}{RCO} \times 100$	
Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa.	<p>IRC: Porcentaje ocupacional de camas en consulta externa            RCS: N° de reserva de camas solicitadas en consulta externa en un periodo.            RCO: N° de camas ocupadas en consulta externa en un mismo periodo</p>	Porcentaje
	$EPRIH = \frac{\text{Recursos planificadas}}{\text{Recursos utilizados}} \times 100$	
Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.	<p>EPRIH: Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.</p>	Porcentaje

Fuente: Elaboración propia

## Anexo 7: Consolidado de validación de juicio de experto

### *Consolidado de validación de juicio de experto*

DNI	Grado académico Nombres	Apellidos y	Institución donde labora	Calificación
09536323	Dr. Flores Masías	Edward José	Director de postgrado de la UNFV	Aplicable
08826830	Mg. Vergara Calderón	Rodolfo	Universidad Cesar Vallejo	Aplicable
40832175	Mg. Saavedra Jiménez	Robert Roy	Universidad Cesar Vallejo	Aplicable

Fuente: Elaboración propia

## Anexo 8: Análisis de confiabilidad a través al alpha de cronbach

### *Análisis de confiabilidad a través del Alpha de Cronbach*

Indicadores	N	Análisis de confiabilidad Alpha de Cronbach PreTest-PosTest	de Aplicación Piloto	N° Elementos
IAMP = Porcentaje de consultas médicas programada en consulta externa.	70	0,887	0,8311	2
IRC = Porcentaje ocupacional de cama en consulta externa.	70	0,836	0,8532	2
EPRIH = Eficiencia de pedido de recursos de insumos hospitalarios de consulta externa.	70	0,89	0.8178	2

Fuente: Elaboración propia, Con respaldo del programa SPSS en su versión 24.



## UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

### Declaratoria de autenticidad del asesor

Yo, Joel Martin Visurraga Agüero, docente de la Escuela de Posgrado de la Universidad César Vallejo filial Lima Norte asesor de la tesis titulada: "DEEP LEARNING PARA LA MEJORA EN LA GESTIÓN DE RESERVAS HOSPITALARIAS EN EL HOSPITAL MARINO MOLINA SCIPPA ESSALUD DE COMAS, LIMA-2020" del estudiante HUAROTE ZEGARRA, RAUL EDUARDO, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 22% 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, 9 de enero del 2021

Apellidos y Nombres del Asesor: Joel Martin Visurraga Agüero	
DNI: 10192315	Firma: 
ORCID: 0000-0002-0024-668X	