



ESCUELA UNIVERSITARIA DE POSGRADO

**MODELO DE INTELIGENCIA PREDICTIVA PARA PRONÓSTICO DEL ESTADO
DEL CICLO DE VIDA DE LOS SERVICIOS DE ATENCIÓN MÉDICA EN
ENTIDADES PRIVADAS DEL SECTOR SALUD**

Línea de investigación:

Sistemas inteligentes, robótica, domótica

Tesis para optar el grado académico de Doctor en Ingeniería de Sistemas

Autor

Herrera Miranda, Juan Carlos

Asesor

Mayhuasca Guerra, Jorge Victor

ORCID: 0000-0002-6465-4738

Jurado

Manrique Suarez, Luis Humberto

Rodríguez Rodríguez, Ciro

Quispe Prado, Wilber

Lima - Perú

2024



Document Information

Analyzed document	1A_HERRERA_MIRANDA_JUAN_CARLOS_DOCTORADO_2021.docx (D132050707)
Submitted	2022-03-30 16:26:00 UTC+02:00
Submitted by	Johnny
Submitter email	jastete@unfv.edu.pe
Similarity	1%
Analysis address	jastete.unfv@analysis.arkund.com

Sources included in the report

W	URL: https://developer.ibm.com/es/articles/ba-predictive-analytics1/ Fetched: 2020-07-20 17:35:05
SA	Trabajo de Titulación_ Fernando Alvarez_.pdf Document Trabajo de Titulación_ Fernando Alvarez_.pdf (D104459916)
W	URL: https://www.lehtiluukku.fi/esikatselu/arvopaperi/2-2021/270813.html Fetched: 2022-03-30 16:26:37
W	URL: https://www.elgaronline.com/view/9781783473144/reference.xhtml Fetched: 2022-01-13 22:26:00
W	URL: https://www.researchgate.net/publication/327513587_HEALTH-RELATED_QUALITY_OF_LIFE_ANXIETY_DEPRESSION_AND_SPIRITUAL_WELLBEING_IN_PATIENTS_CHRONIC_OBSTRUCTIVE_PULMONARY_DISEASE_DE_CLINICA_PSICOLOGICA Fetched: 2021-03-16 10:13:56
SA	2943-Rodríguez Mallma Mirko Jerber - Valdivia Zevallos Henry.pdf Document 2943-Rodríguez Mallma Mirko Jerber - Valdivia Zevallos Henry.pdf (D33813667)
SA	_Martínez Aguirre - _Un modelo para el pronóstico de demanda de productos alimenticios en un restaurante institucional.docx_.docx Document _Martínez Aguirre - _Un modelo para el pronóstico de demanda de productos alimenticios en un restaurante institucional.docx_.docx (D19777403)

Entire Document

ESCUELA UNIVERSITARIA DE POSGRADO

"MODELO DE INTELIGENCIA PREDICTIVA PARA PRONÓSTICO DEL ESTADO DEL CICLO DE VIDA DE LOS SERVICIOS DE ATENCIÓN MÉDICA EN ENTIDADES PRIVADAS DEL SECTOR SALUD"

Línea de Investigación: TESIS PARA OBTAR EL GRADO ACADEMICO DE: DOCTOR EN INGENIERÍA DE SISTEMAS

Autor: GRADUANDO: JUAN CARLOS HERRERA MIRANDA Asesor: Asesor(a) DR. MAYHUASCA GUERRA, JORGE (<https://orcid.org/0000-0002-6465-4738>)

LIMA-PERÚ 2022

RESUMEN El presente trabajo de investigación tiene como fin el generar un modelo de inteligencia predictiva para el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica en entidades privadas del sector salud, se analizó el caso específico de la clínica Ricardo Palma, este modelo mejora el proceso de información del estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica en entidades privadas del sector salud, tal como se vio en los resultados que obtuvimos obtenidos En análisis de los servicios de la clínica Ricardo Palma, analizado con Redes neuronales, retropropagación, arboles de decisión y regresión lineal, el modelo del árbol de decisión, tipo Coarse Tree, se obtuvo un modelo predictivo óptimo con un valor RMSE 30.237, este modelo predictivo del árbol de decisión explica un 85% de la calidad de los servicios de salud. Además, en la matriz de confusión se obtuvo una precisión igual a 0.808612440191388, el cual confirma el performance del modelo del árbol de decisión. El modelo de red neuronal con 10 capas ocultas usando la función de transferencia Sigmoidea tuvo un performance de 6080.83 en la época 9. Esto permite la predicción de la calidad del ciclo de vida de los servicios de la clínica Ricardo Palma con una mejor eficiencia. Por último, el modelo multivariado de regresión lineal en la que se analizaron cuatro modelos, de los cuales el óptimo fue el modelo predictivo Regression Stepwise Linear con un RMSE igual a 11.553 que permite predecir el ciclo de vida de los servicios médicos de la clínica Ricardo palma. Se han obtenido tres pseudocódigos uno por modelo predictivo, el cual permite la predicción para eventos futuros con un buen performance. Palabras clave: Modelo predictivo, redes Neuronales, Árbol de decisión, Regresión Lineal.

ABSTRACT The purpose of this research work is to generate a predictive intelligence model for the prognosis of the state of the life cycle of health care services in private entities of the health sector, as seen in the specific case of the Ricardo Palma clinic was analyzed, this model improves the information process on the life cycle status of health care services in private entities of the health sector, as seen in the results we obtained In analysis of the Ricardo Palma clinic services, analyzed with backpropagation neural networks, decision trees and linear regression, the decision tree model, Coarse Tree type, an optimal predictive model was obtained with an RMSE 30,237 value, this model Decision tree predictive explains 85% of the quality of health services. Furthermore, in the confusion matrix a precision of 0.808612440191388 was obtained, which confirms the performance of the decision tree model. The neural network model with 10 hidden layers using the Sigmoid transfer function had a performance of 6080.83 at epoch 9. This allows the prediction of the quality of the life cycle of the Ricardo Palma clinic services with better efficiency. Finally, the multivariate linear regression model, of which four models were analyzed, of which the optimal one was the Regression Stepwise Linear predictive model with an RMSE equal to 11,553 that allows predicting the life cycle of the Ricardo Palma medical services. Three pseudocodes have been obtained, one per predictive model, which allows prediction for future events with good performance. Keywords: Predictive model, Neural networks, Decision tree, Linear Regression.



ESCUELA UNIVERSITARIA DE POSGRADO

MODELO DE INTELIGENCIA PREDICTIVA PARA PRONÓSTICO DEL ESTADO DEL
CICLO DE VIDA DE LOS SERVICIOS DE ATENCIÓN MÉDICA EN ENTIDADES
PRIVADAS DEL SECTOR SALUD

Línea de Investigación:

Sistemas inteligentes, robótica, domótica

Tesis para optar el grado académico de Doctor en Ingeniería de Sistemas

Autor:

Herrera Miranda, Juan Carlos

Asesor :

Mayhuasca Guerra, Jorge Victor

ORCID: 0000-0002-6465-4738

Jurado:

Manrique Suarez, Luis Humberto

Rodríguez Rodríguez, Ciro

Quispe Prado, Wilber

Lima - Perú

2024

DEDICATORIA

A mis padres, Jenny (QEPD) y Moisés, por acompañarme en cada paso que doy en la búsqueda de ser mejor persona y profesional.

A mi esposa Julieta Margot, por todo su apoyo incondicional.

A mis hijos, espero les sirva de ejemplo de que todo se puede lograr.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por haberme dado la fortaleza necesaria para culminar este trabajo.

A mis asesores Dr. Freddy Lizardo Kaseng Solis y al Dr. Jorge Mayhuasca guerra por su apoyo en la culminación de este trabajo.

ÍNDICE

RESUMEN	x
ABSTRACT.....	xi
INTRODUCCIÓN	1
1.1. Planteamiento del problema.....	2
1.2. Descripción del problema	3
1.3. Formulación del problema	4
<i>1.3.1. Problema general.....</i>	<i>4</i>
<i>1.3.2. Problemas específicos.....</i>	<i>4</i>
1.4. Antecedentes	4
1.5. Justificación de la investigación	10
1.6. Limitaciones de la investigación.....	11
1.7. Objetivos.....	12
<i>1.7.1. Objetivo general.....</i>	<i>12</i>
<i>1.7.2. Objetivos Específicos.....</i>	<i>12</i>
1.8. Hipótesis	12
<i>1.8.1. Hipótesis General.....</i>	<i>12</i>
<i>1.8.2. Hipótesis Específicas.....</i>	<i>12</i>
II. MARCO TEÓRICO	14
2.1. Teoría General de los Sistemas	14
2.2. Modelo predictivo.....	17
2.3. Proyección de variables	19
2.4. Técnicas para desarrollar una proyección de Ventas	20
2.5. Análisis de Series de Tiempo	21

2.6. Modelo de Red Neuronal.....	22
2.7. Un aprendizaje continuo: Convergencia y solución	23
2.8. Árboles de decisión.....	25
2.9. Proyección de variables	27
2.10. series de tiempo.....	27
2.11. Regresión multivariada	30
2.12. Marco tecnológico	36
2.13. Sistemas de información (SI).....	38
2.14. Marco Filosófico.....	41
2.15. Hacia La “Segunda” Cibernética”	48
2.16. Paradigma Supra tecnológico – Organísmico – Ecosistémico.....	49
2.17. Inteligencia artificial	49
2.18. Marco Conceptual.....	52
III. METODO	57
3.1. Tipo de investigación	57
3.2. Población y muestra.....	57
3.2.1. Población	57
3.2.2. Muestra	58
3.3. Operacionalización de variables	59
3.4. Instrumentos.....	61
3.5. Procedimientos.....	66
3.6. Análisis de datos	66
IV. RESULTADOS	67
4.1. Análisis estadístico Descriptivo	67
4.2. Análisis del modelo Predictivo de árbol de Decisión	73

4.3. Modelo Predictivo de la red Neuronal	79
4.4. Modelo predictivo Análisis de Regresión	86
V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS	90
VI. CONCLUSIONES	92
VII. RECOMENDACIONES	94
VIII. REFERENCIAS	95
IX. ANEXOS	101
Anexo A. Matriz de consistencia	101
Anexo B. Código Matlab	103
Anexo C. Análisis Estadístico	109

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Análisis de varianza para un modelo de Regresión múltiple con p variables independientes	33
Tabla 2 Datos del universo o población en estudio.....	59
Tabla 3 Operacionalización de variables	59
Tabla 4 Pacientes externos por distrito y edad.....	67
Tabla 5 Trimestre por género	68
Tabla 6 Servicios médicos por trimestre	69
Tabla 7 Servicios médicos por género	70
Tabla 8 Validación del modelo de árbol de decisión.....	77
Tabla 9 Resultado del modelo predictivo Stepwise Linear Regresión	88

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Modelo de retro propagación.....	24
Figura 2 Algoritmo BackPropagation	24
Figura 3 Multicapa Algoritmo de Retro propagación	25
Figura 4 Modelo de análisis.....	25
Figura 5 Árboles de Decisión	26
Figura 6 Algoritmo.....	27
Figura 7 Gráficas de Series de Tiempo de Servicios Médicos Ricardo Palma	28
Figura 8 Gráfica de Series de Tiempo Servicios Médicos Ricardo Palma	28
Figura 9 Series de Tiempo Clínica Ricardo Palma	30
Figura 10 Inteligencia de Analítica Predictiva.....	61
Figura 11 Nodo circular de una Neurona artificial	62
Figura 12 Ficha técnica de requerimientos	63
Figura 13 Análisis de Series de Tiempo.....	65
Figura 14 Estructura del modelo.....	65
Figura 15 Gráfico de series de tiempo por ciclo de servicios	71
Figura 16 Gráfica lineal de media.....	71
Figura 17 Gráfico de intervalos	72
Figura 18 Gráfica ICs Simultáneos.....	72
Figura 19 Intervalos	73
Figura 20 Árbol de decisión.....	73
Figura 21 Modelo de predicción	74
Figura 22 Modelo de predicción	74
Figura 23 Modelo de predicción	75

Figura 24 Modelo de predicción árbol de decisión.....	75
Figura 25 Modelo de predicción árbol de decisión Estado de ciclo de vida.....	76
Figura 26 Modelo de predicción árbol de decisión pacientes atendidos	76
Figura 27 Modelo de predicción Árbol de decisión tiempo de espera	77
Figura 28 Modelo predictivo Red Neuronal	79
Figura 29 Validación y test	80
Figura 30 Modelo de Red Neuronal arquitectura de la red.....	81
Figura 31 Modelo de Red Neuronal entrenamiento.....	82
Figura 32 Desempeño de la Red Neuronal	83
Figura 33 Valor mínimo de la Red Neuronal	84
Figura 34 Histograma de error de la Red Neuronal.....	85
Figura 35 Modelo Regresión Lineal	86
Figura 36 Ingreso de datos al software	87
Figura 37 Modelo Predictivo de regresión lineal.....	89
Figura 38 Modelo predictivo	91

RESUMEN

La presente tesis desarrollada tuvo como **objetivo** el generar un modelo de inteligencia predictiva para el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica en entidades privadas del sector salud, se analizó el caso específico de la clínica Ricardo Palma, **Método:** la investigación fue aplicada pues se diseñó este modelo que mejora el proceso de información del estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica, el modelo implemento algoritmos de redes neuronales de retro propagación, arboles de decisión y regresión lineal, se obtuvo los resultados con el modelo del árbol de decisión, tipo Coarse Tree, un modelo predictivo óptimo con un valor RMSE 30.237 lo cual confirma el performance del modelo del árbol de decisión. El modelo de red neuronal con 10 capas ocultas usando la función de transferencia Sigmoidea tuvo un performance de 6080.83 en la época 6. Esto permite la predicción de la calidad del ciclo de vida de los servicios de la clínica Ricardo Palma con una mejor eficiencia. Por último, el modelo multivariado de regresión lineal en la que se analizaron cuatro modelos, de los cuales el óptimo fue el modelo predictivo Regression Stepwise Linear con un RMSE igual a 11.553 que permite predecir el ciclo de vida de los servicios médicos de la clínica Ricardo palma, con lo se concluye que los modelos implementados mejorarán el proceso de obtener información, lo cual permite la predicción para eventos futuros con un buen performance.

Palabras clave: Modelo predictivo, redes Neuronales, Árbol de decisión, Regresión Lineal.

ABSTRACT

The objective of this thesis developed was to generate a predictive intelligence model for the prognosis of the state of the life cycle of medical care services in private entities of the health sector. The specific case of the Ricardo Palma clinic was analyzed. The research was applied because this model was designed to improve the information process of the status of the life cycle of health care services, the model implemented algorithms of back propagation neural networks, decision trees and linear regression, the results were obtained with the model of the decision tree, type Coarse Tree, an optimal predictive model with an RMSE value 30,237 which confirms the performance of the decision tree model. The neural network model with 10 hidden layers using the Sigmoid transfer function had a performance of 6080.83 in epoch 6. This allows the prediction of the quality of the life cycle of the services of the Ricardo Palma clinic with better efficiency. Finally, the multivariate linear regression model in which four models were analyzed, of which the optimal one was the Regression Stepwise Linear predictive model with an RMSE equal to 11,553 that allows predicting the life cycle of the medical services of the Ricardo clinic. palma, which concludes that the implemented models will improve the process of obtaining information, which allows prediction for future events with good performance.

Keywords: Predictive model, Neural networks, Decision tree, Lineal

I. INTRODUCCIÓN

En el contexto actual, donde la eficiencia y la calidad de los servicios de atención médica son cruciales, el desarrollo de modelos de inteligencia predictiva cobra una importancia fundamental. Estos modelos tienen el potencial de anticipar y analizar el estado del ciclo de vida de los servicios de salud en entidades privadas, permitiendo a los tomadores de decisiones implementar estrategias proactivas y optimizar la prestación de estos servicios.

El presente trabajo propone un modelo de inteligencia predictiva que permite pronosticar el estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica en entidades privadas del sector salud. Este modelo se basa en el análisis de variables clave, como la demanda de los servicios, los recursos disponibles, los patrones de utilización y los indicadores de calidad, entre otros.

Mediante la aplicación de técnicas avanzadas de aprendizaje automático y análisis de datos, el modelo busca identificar patrones, tendencias y puntos críticos en el ciclo de vida de los servicios de salud. Esta información permitirá a las entidades privadas del sector anticipar desafíos, tomar decisiones informadas y desarrollar estrategias efectivas para la gestión y mejora continua de sus servicios.

La relevancia de este trabajo radica en su potencial para mejorar la eficiencia, la calidad y la sostenibilidad de los servicios de atención médica en el sector privado. Al contar con un modelo predictivo confiable, las entidades podrán optimizar la asignación de recursos, mejorar la experiencia de los pacientes y adelantarse a los cambios en la demanda de servicios, contribuyendo así a un sistema de salud más robusto y resiliente.

1.1. Planteamiento del problema

Actualmente los procesos operativos que ocurren en las diversas instituciones producen una gran cantidad de información va en expansión. Podemos recorrer estos datos empleando técnicas de análisis de datos empleando los mismos para realizar predicciones, sin ello no sabríamos que es lo que pasa o pasara en el futuro. Para estudiar esta gran cantidad de datos es necesario enfocarse en el conocimiento de la analítica de datos, la cual puede ser descriptiva o predictiva. Mientras la analítica descriptiva permite saber qué sucedió en el pasado, la analítica predictiva se enfoca en lo que pasará después.

Con la Inteligencia Empresarial podemos entender los datos pasados, para poder tomar decisiones basadas en estadísticas obtenidas de análisis de datos históricos. Por ejemplo: ¿Cuántos clientes han desertado en las últimas seis semanas?, ¿Cuánto dinero se perdió debido a fraudes en los últimos seis meses?, las empresas emplean estas técnicas para poder predecir el comportamiento de las mismas a futuro mediante al análisis d ellos datos.

Por ejemplo, un error significativo en la predicción de las atenciones en el sector salud podría dejar a una clínica sin los insumos necesarios para su intervención y esto puede generar problemas críticos como la muerte de un paciente.

Se pueden predecir muchas variables utilizando diferentes técnicas de estimación.
(Sapag, 2013)

Los modelos de predicción causal asumen que el efecto de las variables que afectan el comportamiento del mercado permanece constante, luego construyen modelos que vinculan ese comportamiento con las variables que se cree que son responsables de los cambios.
(Dervitsiotis, 2007)

Entonces existe un problema a resolver que es el de buscar el modelo y la técnica adecuada que tenga mayor precisión en la estimación futura de las variables estratégicas de

marketing y ventas del sector de planificación en clínicas privadas de tal forma que genera confianza en la toma de decisiones.

1.2. Descripción del problema

La entidad QS-CRP, una entidad privada de salud con más de 24 años de historia atesora una vasta cantidad de información transaccional almacenada desde 1993. A pesar de contar con este valioso recurso, la empresa no ha logrado extraer información realmente útil para la toma de decisiones estratégicas. Las razones son diversas, incluyendo la falta de conocimiento profundo del negocio en el sector salud por parte de los consultores contratados.

Ante la necesidad de tomar decisiones más asertivas, la gerencia de QS-CRP ha decidido aprovechar al máximo el potencial de sus datos. Se han solicitado más de 100 indicadores a la oficina de tecnologías de información, lo que ha impulsado la implementación de una estrategia integral para la recopilación, transformación y preparación de una base de datos robusta.

Un desafío complejo: Organizar un universo de datos. La entidad de salud brinda más de cien especialidades, lo que genera un flujo constante de datos a través de tres canales principales: consulta externa, emergencias y hospitalización. El primer informe solicitado por la gerencia internacional busca analizar la variación de la cantidad de atenciones en estos tres canales, tanto a nivel mensual como acumulado anual, en comparación con el año anterior.

Más allá de la simple comparación: Comprender las tendencias y predecir el futuro. Si bien la información solicitada es un punto de partida, su alcance es limitado. Para una verdadera comprensión del comportamiento de los servicios brindados, se requiere un análisis más profundo que permita identificar tendencias, predecir el futuro y tomar decisiones estratégicas que optimicen los recursos y mejoren la calidad de la atención médica.

Resumiendo, la QS-CRP se encuentra en una encrucijada. Posee una riqueza de datos importante, pero aún no ha logrado transformarla en conocimiento accionable. La

implementación de un sistema de inteligencia analítica basado en un profundo conocimiento del negocio es crucial para desbloquear el potencial de esta información y llevar a la entidad al siguiente nivel de éxito.

1.3. Formulación del problema

1.3.1. Problema general

¿Diseñando un Modelo de Inteligencia Predictiva se mejora el proceso de obtener información del estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica en entidades privadas del sector salud?

1.3.2. Problemas específicos

¿Diseñando un Modelo de redes neuronales de Inteligencia Predictiva se optimiza los tiempos de respuesta del estado del ciclo de vida de los servicios en entidades privadas del sector salud?

¿Diseñando un Modelo de árboles de decisión de Inteligencia Predictiva incrementa los datos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en entidades privadas del sector salud?

¿Diseñando un Modelo de regresión multivariada de Inteligencia Predictiva mejora el proceso de la información del estado del ciclo de vida de los servicios en entidades privadas del sector salud?

1.4. Antecedentes

A nivel internacional

Antonio et al. (2002) desarrollaron un modelo de predicción utilizando redes neuronales recurrentes con discretización del tiempo (RNR), entrenadas mediante el algoritmo FKED. Los hallazgos indicaron que el algoritmo FKED supera al descenso por gradiente como método de entrenamiento en línea para las RNR, especialmente en tareas que requieren capturar dependencias a largo plazo. Los investigadores evaluaron dos diseños de redes neuronales

recurrentes (RNR): uno capacitado con la técnica FKED y otro con descenso por gradiente. Descubrieron que el modelo FKED presentaba una mayor rapidez de aprendizaje y una mejor capacidad de generalización, con un valor p inferior a 0,001 en las pruebas estadísticas realizadas. En pocas palabras, el estudio de Antonio y su equipo (2002) señala que el algoritmo FKED se presenta como una opción efectiva para el entrenamiento de redes neuronales recurrentes, en comparación con el descenso por el gradiente, especialmente en situaciones que implican el manejo de relaciones a largo plazo.

Sanchís et al. (2018) propusieron un modelo predictivo del cáncer de próstata que incorpora el índice de salud prostática (PHI) como biomarcador. El estudio analizó a 197 hombres a los que se les realizó una biopsia de próstata y se les midió el antígeno prostático específico total (PSA). Desarrollaron dos modelos predictivos utilizando análisis discriminante y curvas ROC. El modelo que incluyó el PHI (PHI-PSA) mostró una mejor capacidad de discriminación y calibración para predecir el cáncer de próstata, en comparación al modelo que solo usó PSA. Las curvas ROC revelaron que el modelo PHI-PSA podía identificar el cáncer de próstata con mayor precisión, con un beneficio significativo en el rango de probabilidad de 15% a 35%, lo que podría reducir el número de biopsias innecesarias. En conclusión, la investigación sugiere que la incorporación del PHI a los modelos predictivos de cáncer de próstata puede mejorar la exactitud en la estratificación del riesgo y la toma de decisiones sobre la realización de biopsias de próstata.

González et al. (2016) examinaron la prevalencia de ansiedad y depresión en pacientes españoles con enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC) estable y desarrollaron un modelo predictivo para identificar a aquellos con mayor riesgo de estas comorbilidades. El estudio incluyó a 204 pacientes con EPOC estable. Los resultados revelaron que el 36% de los pacientes padecían comorbilidad psiquiátrica, pero en el 76% de los casos este diagnóstico no había sido identificado previamente. Entre los pacientes con comorbilidad psiquiátrica, el 19%

presentaba un trastorno de ansiedad pura, el 9.8% depresión aislada y el 7.3% un trastorno mixto de ansiedad y depresión.

Los autores utilizaron un análisis multivariante para desarrollar un modelo predictivo de ansiedad y depresión en pacientes con EPOC. El modelo mostró un buen rendimiento, con un valor de p inferior a 0.001 en la curva ROC. En resumen, el estudio destaca la alta prevalencia de comorbilidad psiquiátrica no diagnosticada en pacientes con EPOC estable y proporciona un modelo predictivo útil para identificar a aquellos con mayor riesgo de ansiedad y depresión.

Stoner (2013) resalta el papel fundamental de la información en las funciones administrativas: planificación, organización, dirección y control. Los directivos de todos los niveles dependen de la información para tomar decisiones y revertir tendencias negativas que afecten la rentabilidad. La capacidad de compartir información relevante en el momento oportuno a las personas adecuadas es una ventaja crucial para las empresas. Las organizaciones que adoptan la inteligencia artificial (IA) no solo están optimizando áreas como ventas, marketing y operaciones, sino que también están descubriendo y desarrollando nuevos modelos de negocio digitales.

Un informe de 2017 de The Economist Intelligence Unit sobre IA en el mundo real, indica que el 75% de más de 200 ejecutivos implementarían soluciones de IA en sus empresas, reduciendo así la carga de trabajo y mejorando la eficiencia.

La IA se ha convertido en un componente clave en las principales iniciativas de transformación digital. Una encuesta de 2016 de Narrative Science revela que el 58% de los ejecutivos de negocios ya están utilizando análisis predictivo dentro de sus organizaciones, y el 61% de ellos están aprovechando la IA para identificar oportunidades que de otro modo se perderían.

Sin embargo, el 44% de las organizaciones encuestadas expresaron su preocupación por el rezago en la implementación de IA, lo que podría hacerlas vulnerables a la competencia.

En resumen, la información y la IA son herramientas esenciales para las empresas que buscan mejorar su desempeño, tomar decisiones acertadas y adaptarse a las demandas del mercado actual.

Si las estadísticas anteriores no te impulsan a reflexionar y actuar con rapidez, estas predicciones deberían hacerlo (Hilera y Martínez, 1995):

En 2018, el 75% de los equipos de desarrollo integrarán IA en sus aplicaciones o servicios. (IDC, 2017).

Para 2019, el 40% de las iniciativas de transformación digital (y el 100% de las iniciativas de IoT) se basarán en capacidades de IA. (IDC, 2017)

En 2020, el 30% de las empresas utilizarán IA para optimizar al menos uno de sus principales procesos de ventas. (IDC, 2017).

Para 2020, el mercado de inteligencia artificial superará los 40.000 millones de dólares. (IDC, 2017).

En 2025, el mercado de inteligencia artificial superará los 100.000 millones de dólares. (IDC, 2017).

La clave para las organizaciones es identificar sus fallos y oportunidades antes que la competencia. El gran desafío es cómo lograrlo.

Para los directivos y estrategas, la analítica predictiva puede ser una herramienta invaluable para resolver sus problemas más complejos. Este modelo les permite descubrir patrones en el pasado que pueden indicar lo que depara el futuro.

En resumen, la IA y la analítica predictiva ofrecen un enorme potencial para las organizaciones que buscan mantenerse a la vanguardia y tomar decisiones estratégicas informadas.

Gerlee (2016) explica que los modelos de series de tiempo basados en métodos estadísticos se enfocan en medir valores de una variable en intervalos regulares de tiempo. El objetivo es realizar predicciones futuras basándose en el comportamiento histórico de la variable. En contraste, existen métodos no tradicionales para realizar estas predicciones, como las redes neuronales. Estas redes pueden aprender y adaptarse a partir de su entrenamiento y experiencia, similar al funcionamiento del cerebro humano. A través de este proceso, las redes neuronales generalizan soluciones a partir de los datos de entrada, permitiendo realizar predicciones más precisas y complejas.

En resumen, los modelos de series de tiempo tradicionales se basan en métodos estadísticos para analizar y predecir el comportamiento de variables a lo largo del tiempo. Por otro lado, las redes neuronales ofrecen un enfoque no tradicional que imita el aprendizaje del cerebro humano, permitiendo realizar predicciones más sofisticadas y adaptables. (Hilera y Martínez, 1995)

A nivel nacional

Diaz (2014) en su tesis "Análisis, Pronóstico de la Demanda y Necesidades de Personal en un Call Center de Emergencias Sanitarias", abordan el reto de predecir la demanda de servicios en un call center de emergencias sanitarias. El estudio destaca que la demanda de estos servicios aumenta debido al crecimiento y envejecimiento de la población, lo que hace que este ámbito sea de especial relevancia en la actualidad. Para pronosticar la demanda, los autores proponen un modelo de descomposición armónica multiplicativa con análisis espectral. Este modelo se compara con otras metodologías existentes, como el modelo clásico de descomposición estacional X-11, el modelo de alisado de triple parámetro de Winters y el modelo de ARIMA con análisis de intervención de meses estivales. Los resultados del estudio sugieren que el modelo de descomposición armónica multiplicativa con análisis espectral

ofrece un mejor rendimiento en la predicción de la demanda de servicios en el call center de emergencias sanitarias.

Los autores proporcionan una herramienta valiosa para la gestión eficiente de los recursos humanos y materiales en un call center de emergencias sanitarias, permitiendo anticipar la demanda de servicios y optimizar la atención a los pacientes.

Zavaleta (2010) en su tesis "Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales", propone un modelo para predecir la demanda de productos farmacéuticos con el objetivo de optimizar la gestión de la cadena de suministro dentro de una empresa.

El estudio destaca la importancia de contar con una visión precisa de la demanda para la planificación de la producción, el inventario, la distribución y las compras, utiliza redes neuronales para predecir la demanda de productos farmacéuticos y anticipar posibles disminuciones en las ventas. El modelo propuesto emplea el algoritmo de retropropagación y logra un error de predicción de solo 3.57%. La implementación del sistema se desarrolló en el software MATLAB.

Los resultados de la investigación sugieren que el sistema de pronóstico basado en redes neuronales puede ser una herramienta valiosa para las empresas farmacéuticas, permitiéndoles optimizar sus procesos de producción, distribución y ventas, y reducir costos asociados a inventarios excesivos o insuficientes.

El autor aporta una contribución significativa al desarrollo de sistemas de pronóstico de la demanda en el sector farmacéutico, utilizando redes neuronales como una herramienta efectiva para mejorar la eficiencia y rentabilidad de las empresas.

En su estudio titulado "Pronóstico de Ventas: Comparación de la Predicción Basada en Redes Neuronales y el Método Estadístico", Nojek et al. (2003) exploran la aplicación de redes neuronales para la predicción de ventas, comparando su rendimiento con métodos estadísticos

clásicos. El objetivo principal de la investigación es evaluar la efectividad de las redes neuronales en la predicción de ventas y determinar los entornos más adecuados para su aplicación. Para llevar a cabo este estudio, los autores utilizaron el software J.D. Edwards y Suplire Relationship Management (SRM) como plataforma de análisis. Se compararon los resultados obtenidos con las redes neuronales con los de doce métodos estadísticos diferentes.

La investigación se centró en el uso de la arquitectura de retropropagación en las redes neuronales, ya que este modelo ha demostrado ser particularmente útil en tareas de clasificación y reconocimiento de patrones, como la predicción de ventas. Los resultados del estudio sugieren que las redes neuronales pueden ofrecer un rendimiento superior a los métodos estadísticos tradicionales en la predicción de ventas, especialmente en entornos con datos complejos o no lineales. proporciona evidencia empírica del potencial de las redes neuronales como una herramienta poderosa para la predicción de ventas, ofreciendo una alternativa viable a los métodos estadísticos clásicos. (Hilera y Martínez, 1995)

1.5. Justificación de la investigación

Esta investigación propone un modelo innovador de inteligencia analítica predictiva, adaptado a la data histórica de los servicios brindados por la entidad privada de salud QS-CRP. Este modelo permitirá realizar un diagnóstico preciso del estado situacional del ciclo de vida de los servicios de salud, y a partir del análisis del historial, pronosticar la demanda futura de servicios por especialidad.

El modelo propuesto va más allá del diagnóstico tradicional, brindando la capacidad de anticipar las necesidades futuras de la entidad en materia de servicios de salud. Esta información crucial permitirá una planificación estratégica efectiva, optimizando la asignación de recursos y mejorando la calidad de la atención médica.

El modelo proveerá un pronóstico preciso de la demanda futura: Basado en el análisis del historial y tendencias, el modelo podrá predecir con precisión la demanda futura de servicios por especialidad, permitiendo a la entidad prepararse de manera adecuada.

Herramienta para la toma de decisiones estratégicas: La información generada por el modelo será un insumo fundamental para la toma de decisiones estratégicas, optimizando la asignación de recursos, la planificación de inversiones y la gestión de la oferta de servicios.

Este modelo representa un avance en el ámbito de la inteligencia analítica aplicada a la salud, aportando a la ciencia y tecnología un nuevo enfoque para la gestión de servicios de salud. Su implementación permitirá a las entidades de salud tomar decisiones más informadas, mejorar la eficiencia y optimizar la calidad de la atención médica.

La presente investigación presenta un modelo predictivo innovador con un gran potencial para transformar la gestión de servicios de salud en QS-CRP y en el sector en general.

1.6. Limitaciones de la investigación

1.6.1. Espacial

La presente investigación, se hará en la ciudad Lima, teniendo en cuenta los centros de atención medica privados.

1.6.2. Social

- Ministerio de Salud.
- Dirección de salud
- Clínicas particulares
- Laboratorios clínicos
- Médicos de diversas especialidades
- Visitadores médicos
- Usuarios del servicio médico.

1.7. Objetivos

1.7.1. Objetivo general

Diseñar un Modelo de Inteligencia Predictiva para el proceso de obtener información del estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica en entidades privadas del sector salud.

1.7.2. Objetivos Específicos

- Diseñar un Modelo de red neuronal de retro propagación de Inteligencia Predictiva para optimizar los tiempos de respuesta en obtener información del estado del ciclo de vida de los servicios en entidades privadas del sector salud.

- Diseñar un Modelo de árbol de decisión de Inteligencia Predictiva para incrementar los datos de información del estado del ciclo de vida en los servicios de salud en entidades privadas del sector salud.

- Diseñar un Modelo de regresión multivariada de Inteligencia Predictiva para el proceso de obtención de información del estado del ciclo de vida de los servicios en entidades privadas del sector salud.

1.8. Hipótesis

1.8.1. Hipótesis general

Si se aplica el Modelo de Inteligencia Predictiva entonces se mejora positivamente los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios de salud en entidades privadas del sector salud.

1.8.2. Hipótesis específicas

- Si se aplica el Modelo de redes neuronales de Inteligencia Predictiva entonces se optimiza los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud en entidades privadas del sector salud.

- Si se aplica el Modelo de árboles de decisión en Inteligencia Predictiva entonces se incrementa la precisión de los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud que se brindan en entidades privadas del sector salud.

- Si se aplica el Modelo de regresión multivariada en Inteligencia Predictiva entonces se mejora los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud en entidades privadas del sector salud.

II. MARCO TEÓRICO

2.1. Teoría General de los Sistemas

Von-Bertalanffy (1989) enfatiza la importancia de la Teoría General de Sistemas, señalando que no basta con estudiar elementos o procesos aislados. Es fundamental comprender cómo estos se integran dinámicamente para generar resultados y comportamientos. Esta visión holística es crucial, especialmente cuando se trata de áreas de conocimiento que han evolucionado de forma independiente, sin una comunicación fluida entre ellas.

En otras palabras, la Teoría General de Sistemas nos permite ir más allá del análisis individual de las partes y enfocarnos en cómo estas interactúan para crear un todo coherente. Esto es particularmente relevante en disciplinas que han trabajado de forma aislada, ya que la teoría proporciona un marco común para integrar sus conocimientos.

Los principios de los sistemas generales, aplicables a disciplinas como la física, la biología o la sociología, son evidentes. Al analizar un sistema, identificamos modelos, principios y leyes que lo gobiernan, independientemente de su naturaleza, sus componentes o las fuerzas que actúan sobre él. A pesar de su diversidad y orígenes independientes, estos conceptos, estructuras e incluso reglas se repiten en diferentes campos.

Esta observación sugiere que, aunque no siempre sea evidente, el universo, en todas sus partes, está organizado de manera sistemática. La ciencia, en su búsqueda por comprender el universo, se ha acercado a la idea de una teoría general de la organización. La Teoría General de Sistemas, con su capacidad para definir conceptos con precisión y realizar análisis cuantitativos, aporta un marco valioso para esta empresa.

Sin embargo, cabe destacar que Bertalanffy utiliza una terminología específica al referirse a la estructura de los sistemas, evitando términos genéricos.

2.1.1. El nuevo enfoque de la Teoría General de Sistemas

El concepto de sistema prevalece hoy y se expande con la mayoría de las ramas del conocimiento científico, parte de la declaración de la teoría general de los sistemas de contacto de (Von-Bertalanffy, 1989):

El concepto de sistema se ha vuelto omnipresente en el mundo científico actual, expandiéndose a través de diversas ramas del conocimiento. Esta expansión se basa en la Teoría General de Sistemas (TGS) propuesta por Von-Bertalanffy (1989) en su obra "Teoría General de Sistemas: Fundamentos para el Estudio de la Composición y Funcionamiento de los Sistemas Complejos".

Von define un sistema como un conjunto de componentes interconectados, donde las características de los elementos individuales se organizan a través de interacciones, síntesis, mecanización, concentración, capacidad, propósito y otras propiedades. La TGS busca aplicar estas características a diversos fenómenos, proporcionando un marco general para comprender la complejidad de los sistemas.

Las propiedades fundamentales de los sistemas, según Von-Bertalanffy (1989) incluyen:

Globalización y totalidad: Los sistemas no son la suma de sus partes, sino que poseen una entidad propia que emerge de las interacciones entre sus elementos.

- a) Síntesis: Los sistemas combinan elementos individuales en un todo coherente, dando lugar a nuevas propiedades y comportamientos.
- b) Mecanización: Los sistemas siguen patrones y reglas que determinan su funcionamiento.
- c) Concentración: Los sistemas tienden a concentrar energía, materia e información.
- d) Capacidad: Los sistemas tienen la capacidad de almacenar y procesar información.
- e) Propósito: Los sistemas suelen tener un objetivo o propósito que guía su

funcionamiento.

Para comprender a fondo la definición de sistema, es necesario entender la estructura del sistema. La estructura del sistema se refiere al espacio físico y a las relaciones que se establecen entre los elementos del sistema, permitiendo su existencia y funcionamiento. La estructura define los límites del sistema y es fundamental para comprender su comportamiento.

La controversia entre sistemas abiertos y cerrados ha sido superada gracias a la TGS. La TGS reconoce que los sistemas no son entidades aisladas, sino que interactúan con su entorno, intercambiando energía, materia e información. Esta apertura permite a los sistemas adaptarse y evolucionar.

El concepto de sistema se complementa con el concepto de organización del sistema. La organización del sistema se refiere a la distribución de las funciones interdependientes dentro del sistema, optimizando las tareas y logrando los objetivos generales. La organización del sistema puede incluir subsistemas, donde las unidades individuales cumplen funciones específicas dentro del sistema general.

En resumen, la Teoría General de Sistemas de Von-Bertalanffy (1989) proporciona un marco conceptual fundamental para comprender la complejidad de los sistemas en diversas áreas del conocimiento. La TGS ha permitido superar las limitaciones de enfoques reduccionistas y ha abierto nuevas vías para el estudio de sistemas complejos, incluyendo los sistemas inteligentes (SMART).

La organización del sistema Johansen (2015) es la distribución de las funciones interdependientes de acuerdo con los requisitos de los procesos desarrollados por el sistema, hacia la optimización de las tareas y para lograr los artículos generales de pimienta, la comprensión de los factores del sistema, no todos los componentes del sistema en los que algunos casos pueden o sean unidades individuales, pero en forma de subsistemas en piezas y

organizaciones estructuradas cumplen con las funciones y objetivos relacionados con los objetivos del sistema general.

2.2. Modelo predictivo

Un modelo predictivo Finlay (2014) el aprendizaje automático se basa en la creación de modelos predictivos capaces de identificar relaciones entre variables. Estos modelos se entrenan utilizando datos de entrada y salida, o resultados deseados, para establecer una función matemática que correlacione ambos conjuntos.

Existen dos tipos principales de aprendizaje automático:

a) Aprendizaje supervisado: En este enfoque, el modelo recibe datos de entrada junto con la salida correspondiente, como si se le proporcionara la respuesta correcta a cada problema. El modelo aprende a relacionar las entradas con las salidas deseadas, permitiéndole realizar predicciones precisas para nuevos datos. Ejemplos de algoritmos de aprendizaje supervisado incluyen redes neuronales de retropropagación, máquinas de vectores de soporte y árboles de decisión.

b) Aprendizaje no supervisado: En este enfoque, el modelo solo recibe datos de entrada, sin información sobre la salida esperada. Su tarea es descubrir patrones y relaciones entre los datos de entrada sin una guía explícita. La agrupación en clústeres es un ejemplo común de aprendizaje no supervisado, donde el modelo agrupa los datos en función de sus similitudes.

El aprendizaje automático es una herramienta poderosa para analizar y predecir patrones en conjuntos de datos complejos. Al utilizar técnicas de aprendizaje supervisado y no supervisado, podemos crear modelos que nos ayuden a comprender mejor el mundo que nos rodea y tomar decisiones más informadas.

2.2.1. Técnicas de modelado predictivo

Como empresa, agregamos datos en una escala exponencial. IBM informa que el 90% de los datos existentes se han recopilado en los últimos dos años. Afortunadamente, existen muchas predicciones técnicas: Lakshmivarahan et al. (2017) (incluidas redes neuronales, conjuntos, máquinas de soporte y criterios de correlación) que son útiles para ayudar a traducir datos que constituyen sesgos, conocimientos y valores. Esto se hace utilizando modelos de aprendizaje que están ocultos en grandes cantidades de datos históricos. Cuando termine, el resultado es un modelo predictivo. Cuando el modelo es válido Finlay (2014) se considera que puede generalizar los conocimientos adquiridos y aplicarlos a una nueva situación. Dado que las técnicas de modelado predictivo pueden aprender del pasado para predecir el futuro, son aplicables a diversos temas, como sistemas recomendados, detección de fraude y abuso, así como prevención de accidentes y enfermedades.

Se espera que la disponibilidad de “Big Data” y la efectividad de los esfuerzos de transformación amplíen la aplicabilidad de los datos basados en datos de diferentes industrias. Mientras tanto, las matemáticas inteligentes están ayudando a más y más empresas a darse cuenta del potencial oculto en sus datos. Empresas e individuos de todo el mundo utilizan el análisis predictivo (Finlay, 2014), para extraer valor de los datos históricos obtenidos de personas y sensores. Los datos personales incluyen transacciones con clientes (por ejemplo, compras en línea) o la destrucción de datos de redes sociales. Por otro lado, los datos de los sensores provienen de una ola de dispositivos que se utilizan para monitorear carreteras, puentes, edificios, maquinaria, redes, la atmósfera y el clima. En este artículo, nos centraremos en las técnicas de modelado predictivo. Estos son algoritmos matemáticos que se utilizan para "aprender" los patrones ocultos de todos estos datos. Una vez que se construye un modelo predictivo válido, se considera que el conocimiento obtenido de los datos históricos se puede generalizar para predecir el futuro. De esta manera, por ejemplo, se puede utilizar para predecir

el riesgo o la interrupción del cliente, en el caso de datos humanos, o fallas en las máquinas, en el caso de datos de sensores. Los modelos como estos calculan los resultados o los riesgos mediante la realización de funciones de regresión. Los modelos predictivos también se pueden utilizar para realizar una función de clasificación cuando el resultado es una clase o una clase. Independientemente del tipo de modelo, una cosa es cierta (Sanchís-Bonet et al., 2018a): las predicciones del modelo han dado forma a nuestras experiencias dondequiera que hagamos lo que hagamos.

2.3. Proyección de variables

Las expectativas (Zhang et al., 2019a) indican que son muy importantes para cualquier organización empresarial y para cualquier decisión de gestión importante. Con el pronóstico dado, se lleva a cabo una planificación comercial a largo plazo, indica use pronósticos para tomar decisiones periódicas sobre la selección de procesos, planificación de capacidad y planificación de instalaciones, así como decisiones continuas sobre planificación de producción, programación e inventario.

Para lograr la predicción (Rojas et al., 2017), una buena estrategia es utilizar dos o tres métodos y observarlos desde un punto de vista tradicional.

2.3.1. Tipos de proyección

Las técnicas de proyección de los autores Nojek et al. (2003) indican que es posible agrupar cuatro tipos: Cualitativa, análisis de series de tiempo, relaciones causales, y de simulación.

a. Las técnicas cualitativas: Son subjetivas o de juicio y están basadas en cálculos y opiniones. El más utilizado es la técnica Delphi que consiste en pedir la probabilidad de ocurrencia de un determinado evento futuro a expertos. De ahí se derivan otros métodos que son estudiados en la teoría del modelo prospectivo.

b. El análisis de las series de tiempo: Lo que se trata de realizar es este análisis es predecir valores futuros de ellos datos mediante los valores pasados, es decir observar el comportamiento de los datos a través del tiempo.

c. La proyección causal: Se analizó mediante regresión lineal, asumiendo que la demanda está relacionada con uno o más factores ambientales subyacentes. Las simulaciones de visualización permiten probar una serie de suposiciones con respecto a las condiciones de visualización.

d. La simulación: Se realiza mediante la implementación de modelos que tiene las características de la situación real, realizando ajustes en sus parámetros pudiendo así verificar cómo funcionan los escenarios.

2.4. Técnicas para desarrollar una proyección de ventas

Como empresa, agregamos datos en una escala exponencial. IBM informa que el 90% de los datos existentes se han recopilado en los últimos dos años. Afortunadamente, existen muchas predicciones técnicas Lakshmiarahan (2017) (incluidas redes neuronales, conjuntos, máquinas de soporte y criterios de correlación) que son útiles para ayudar a traducir datos que constituyen sesgos, conocimientos y valores. Esto se hace utilizando modelos de aprendizaje que están ocultos en grandes cantidades de datos históricos. Cuando termine, el resultado es un modelo predictivo.

Se considera que puede generalizar los conocimientos adquiridos y aplicarlos a una nueva situación. Dado que las técnicas de modelado predictivo pueden aprender del pasado para predecir el futuro, son aplicables a diversos temas, como sistemas recomendados, detección de fraude y abuso, así como prevención de accidentes y enfermedades. Se espera que la disponibilidad de "Big Data" y la efectividad de los esfuerzos de transformación amplíen la aplicabilidad de los datos basados en datos de diferentes industrias.

Mientras tanto, las matemáticas inteligentes están ayudando a más y más empresas a darse cuenta del potencial oculto en sus datos. El análisis predictivo (Finlay, 2014) es empleado por organizaciones e individuos de todo el mundo para extraer valor de los datos históricos obtenidos de personas y sensores.

Los datos personales incluyen transacciones con clientes (por ejemplo, compras en línea) o la destrucción de datos de redes sociales. Por otro lado, los datos de los sensores provienen de una ola de dispositivos que se utilizan para monitorear carreteras, puentes, edificios, maquinaria, redes, la atmósfera y el clima. En este artículo, nos centraremos en las técnicas de modelado predictivo. Estos son algoritmos matemáticos que se utilizan para "aprender" los patrones ocultos de todos estos datos.

Una vez que se construye un modelo predictivo válido, se considera que el conocimiento adquirido a partir de datos históricos se puede generalizar para predecir el futuro. De esta manera, por ejemplo, se puede utilizar para predecir el riesgo o la interrupción del cliente, en el caso de datos humanos, o fallas en las máquinas, en el caso de datos de sensores. Los modelos como estos calculan los resultados o los riesgos mediante la realización de funciones de regresión. Los modelos predictivos también se pueden utilizar para realizar una función de clasificación cuando el resultado es una clase o una clase. Independientemente del tipo de modelo, una cosa es cierta Sanchís-Bonet et al. (2018) las predicciones del modelo han moldeado nuestras experiencias dondequiera que hagamos lo que hagamos. Estas recomendaciones de productos y servicios se basan en nuestros hábitos. Estos ayudan a diseñar e implementar precauciones para salvar vidas, cuando corremos el riesgo de contraer una enfermedad en particular. (p.154)

2.5. Análisis de Series de Tiempo

Se puede emplear los datos almacenados históricos de las organizaciones con el fin de descubrir tendencias de tipo estacional, cíclico y aleatorio o errático Eine- Erweiterung (2015)

“Es un método eficaz para productos con una demanda razonablemente estable. Utilizando una media móvil, primero determinamos si hay un factor estacional. empleando un sistema de regresión lineal simple, determinamos una línea de tendencia.” El elemento de aleatoriedad estaría presente si pudiéramos rastrear el comportamiento de ventas irregular a eventos aleatorios no recurrentes.

2.5.1. Análisis de Regresión

Esto implica encontrar una relación entre los datos históricos (la variable dependiente) y una o más variables independientes. Esta técnica resulta útil cuando existen durante un periodo prolongado muchos datos históricos almacenados. Empleando este método pronosticar nuevos datos es ineficaz. (Wentura y Pospeschill, 2015)

2.5.2. Prueba de Mercado

Las proyecciones que se realizan son útiles para hacer proyecciones de las ventas en nuevos productos o servicios en nuevos lugares, se emplean para mejorar el desempeño de las organizaciones, empleando información historia es posible crear modelos que realicen pronósticos de venta en nuevas ubicaciones.

2.6. Modelo de Red Neuronal

2.6.1. Algoritmo Backpropagation

En el libro de Flasiński (2016) se menciona que las operaciones de la red neuronal de Backpropagation se pueden dividir en dos pasos :

- 1) Feedforward y Backpropagation.

Descifrando el cerebro artificial: Propagación hacia adelante y hacia atrás

a) Propagación hacia adelante: La información fluye a través de la red, desde la capa de entrada hasta la capa de salida. En cada capa, las neuronas procesan la información recibida y generan una nueva señal que se envía a la siguiente capa.

b) Evaluación del error: La salida final de la red se compara con la salida deseada,

- calculando un error que representa la diferencia entre ambas.
- c) Propagación hacia atrás:** El error se propaga hacia atrás a través de la red, capa por capa. Cada neurona recibe una señal de error que indica su contribución al error total.
 - d) Ajuste de pesos:** Las neuronas utilizan la señal de error para ajustar sus pesos, fortaleciendo o debilitando las conexiones entre ellas. Este proceso se repite hasta que la red minimiza el error general.
 - e) Optimizando la red neuronal:** La búsqueda del mínimo el algoritmo de Backpropagation utiliza una técnica llamada regla delta o gradiente descendente para encontrar los valores de peso que minimizan la función de error. Esta función representa la discrepancia entre la salida de la red y la salida deseada

2.7. Un aprendizaje continuo: Convergencia y solución

El proceso de entrenamiento continúa hasta que la red converge, es decir, hasta que los pesos alcanzan valores que minimizan el error general. En este punto, la red ha aprendido a realizar la tarea deseada de manera efectiva. (Mou y Principles, 2018)

El comportamiento de la red es análogo a un humano que muestra un conjunto de datos y se le pide que los clasifique en clases predefinidas. Como un humano, se le ocurrirán "teorías" sobre cómo las muestras encajan en las clases. Estos se comparan con las salidas correctas para ver cuán precisas son las conjeturas de la red. Los cambios radicales en la última teoría están indicados por grandes cambios en los pesos, y los pequeños cambios pueden verse como ajustes menores a la teoría.

También hay problemas con respecto a la generalización de una red neuronal. Los temas a considerar son los problemas asociados con los datos de capacitación insuficiente y sobre capacitación. El entrenamiento (Koprinkova-Hristova et al., 2015) insuficiente puede ocurrir cuando la red neuronal no es lo suficientemente compleja como para detectar un patrón en un conjunto de datos complicado.

La siguiente figura muestra la topología de la red neuronal Backpropagation que incluye una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. Cabe señalar que las redes neuronales de propagación hacia atrás pueden tener más de una capa oculta.

Figura 1

Modelo de retro propagación

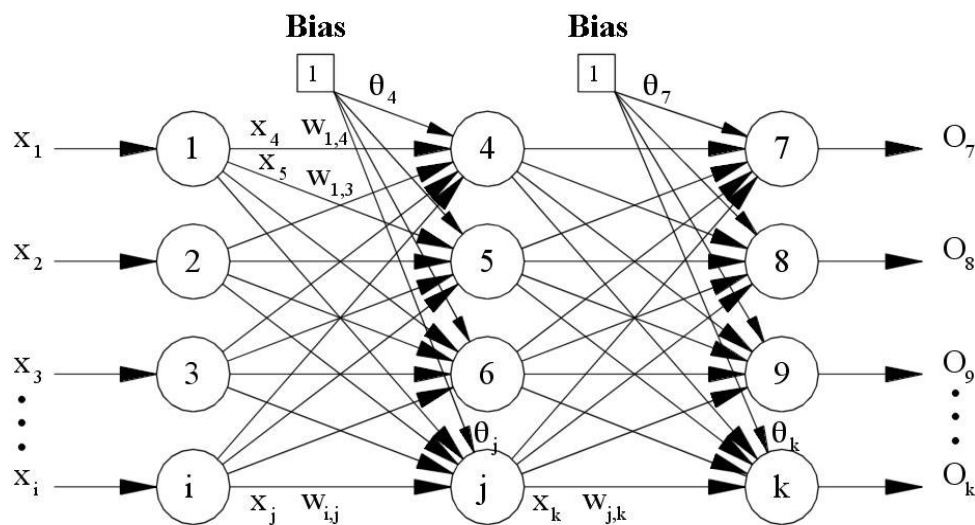


Figura 2

Algoritmo BackPropagation

```

Asignar todas las entradas y salidas de red.
Inicialice todos los pesos con números aleatorios pequeños, generalmente entre -1 y 1
Repetir
  Para cada patrón en el conjunto de entrenamiento
    Presentar el patrón a la red.
    // Propagó la entrada hacia adelante a través de la red:
    Para cada capa en la red
      Para cada nodo en la capa
        1. Calcule la suma de peso de las entradas al nodo.
        2. Agregue el umbral a la suma.
        3. Calcule la activación del nodo.
        Fin
    // Propagar los errores hacia atrás a través de la red.
    Para cada nodo en la capa de salida
      Calcular la señal de error
      Fin
    Para todas las capas ocultas
      Para cada nodo en la capa
        1. Calcule el error de señal del nodo.
        2. Actualizar el peso de cada nodo en la red.
        Fin
    Fin / Calcular error global
    Calcular la función de error
    Fin
While ((número máximo de iteraciones <de lo especificado) y (La función de error es) que la
especificada)

```

Figura 3

Multicapa Algoritmo de Retro propagación

Multicapa: Algoritmo de Retro propagación

Inicialización aleatoria de W^m y b^m ; $\forall m$

Desde épocas=1 a N_{epocas} *repetir*

Desde q=1 a Q *repetir*

1.- Propagar hacia adelante

$a^m = f^m(W^m a^{m-1} + b^m)$; $\forall m$

2.- Propagar hacia atrás

$e_q = t_q - a_q^M$

$S^M = -2F^M(n^M)e_q$

$S^{m-1} = F^{m-1}(n^{m-1})(W^m)^T s^m$; $\forall m \in [M, \dots, 2]$

3.- Actualizar $\forall m$

$W^m = W^m - \alpha \cdot s^m (a^{m-1})^T$

$b^m = b^m - \alpha \cdot s^m$

Fin

Fin

2.8. Árboles de decisión

Un árbol de decisión para Chikalov (2011) es: una forma gráfica y analítica de representar sucesos que surgen como resultado de una decisión tomada, dan soporte a la toma dediciones en forma acertada, es una forma de organizar las posibles decisiones y visualmente observar el problema y sus alternativas de solución según Chikalov (2011):

Figura 4

Modelo de análisis

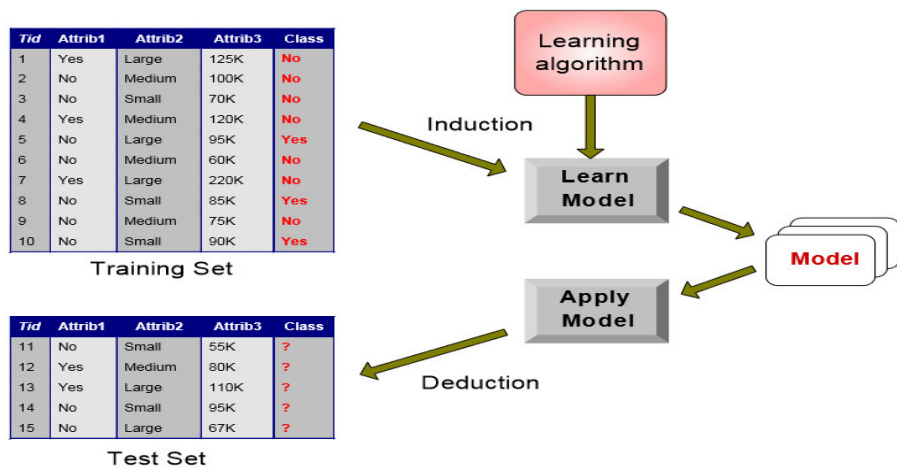
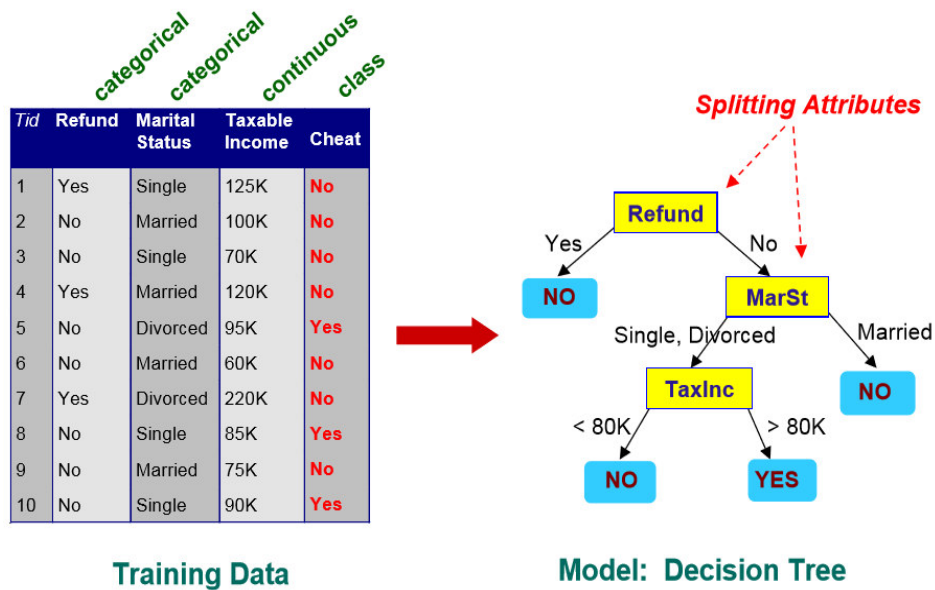


Figura 5

Árboles de Decisión



El aspecto de construcción de modelo (o árbol) de los algoritmos de clasificación de árbol de decisión según Koprinkova-Hristova et al. (2015): se compone de 2 tareas principales: inducción de árbol y poda de árbol. La inducción de árbol es la tarea de tomar un conjunto de instancias preclasificadas como entrada, decidir qué atributos son los mejores para dividir, dividir el conjunto de datos y recurrir en los conjuntos de datos divididos resultantes hasta que todas las instancias de entrenamiento estén categorizadas.

Al construir nuestro árbol, el objetivo es dividir los atributos que crean los nodos secundarios más puros posibles, lo que mantendría al mínimo el número de las divisiones que deberían realizarse para clasificar todas las instancias en nuestro conjunto de datos. Esta pureza se mide generalmente por una de varias medidas de selección de atributos diferentes.

Figura 6

Algoritmo

```

Algoritmo:

INPUT: S, where S=set of classified instances

OUTPUT: Decisión Tree

Requiere:  $S = S \neq \phi$  , num_attributes > 0

1. Procedure BuildTree
2. repeat
3. maxGain  $\leftarrow$  0
4. Split A  $\leftarrow$  nulo
5. e  $\leftarrow$  Entropy(Attributes)
6. for all Attributes a in S do
7. gain  $\leftarrow$  InformationGain(a,e)
8. if gain > maxGain then
9. maxGain  $\leftarrow$  gain
10. Split A  $\leftarrow$  a
11. End if
12. End for
13. Partitions (S,split A)
14. Until all partitions processed
15. En procedure

```

2.9. Proyección de variables

La previsión o previsión es fundamental para cualquier organización empresarial y para cualquier decisión de gestión importante. La anticipación es la base de la planificación empresarial a largo plazo.

Para hacer una predicción, una buena estrategia es utilizar dos o tres métodos y mirarlos desde un punto de vista de sentido común. ¿Los cambios macroeconómicos afectarán las perspectivas? ¿Hay cambios en el comportamiento del consumo industrial y privado? ¿Falta algún accesorio necesario? La revisión constante y las actualizaciones basadas en nuevos datos son esenciales para una previsión exitosa. (Kozak 2019, p.13)

2.10. series de tiempo

En una serie de tiempo el comportamiento de datos consta de varios componentes. Anderson et al. (2011) afirma que la suposición habitual es que cuatro componentes distintos, como la tendencia, la ciclicidad, la estacionalidad y la anomalía, se combinan para proporcionar valores específicos de series de tiempo. • Dirección: composición permanente:

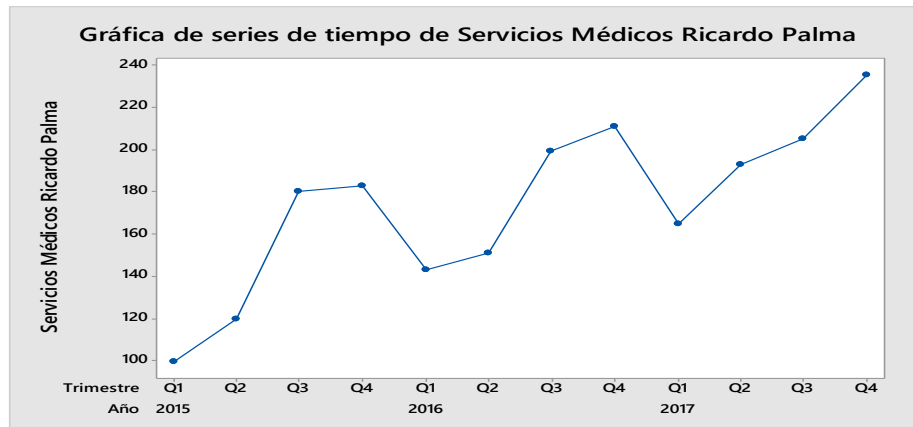
A. Cíclico: ingrediente de acción prolongada

Estacionalidad: un componente a corto plazo

B. Irregular: un componente a muy corto plazo

Figura 7

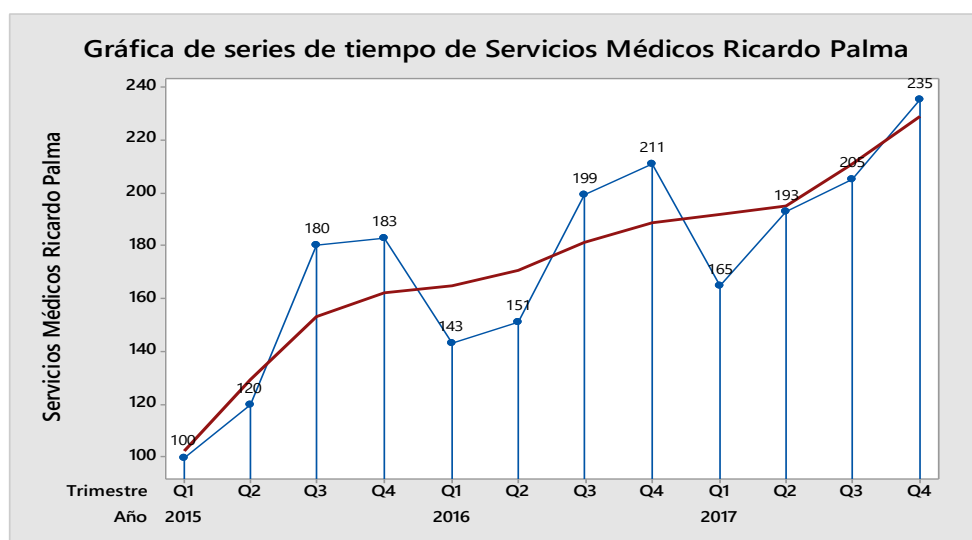
Gráficas de Series de Tiempo de Servicios Médicos Ricardo Palma



Aunque la serie temporal puede tener una tendencia durante un largo período de tiempo, no todos los valores futuros de la serie temporal estarán exactamente por encima de la línea de tendencia.

Figura 8

Gráfica de Series de Tiempo Servicios Médicos Ricardo Palma



Para suavizar la serie se considera: suavización exponencial, promedios móviles ponderados y promedios móviles. (Anderson et al., 2011)

Estos métodos se aplican a series de tiempo estables sin componentes cíclicos estacionales. Aunque la serie temporal puede tener una tendencia durante un largo período de tiempo, no todos los valores futuros de la serie temporal estarán exactamente por encima de la línea de tendencia. Las series de tiempo suelen mostrar una serie de puntos que se encuentran por encima y por debajo de la línea de tendencia alternativamente.

El método de los promedios móviles simples de orden K tiene la siguiente estructura matemática, según (Camacho y Bordons, 2007) el cual se representa por:

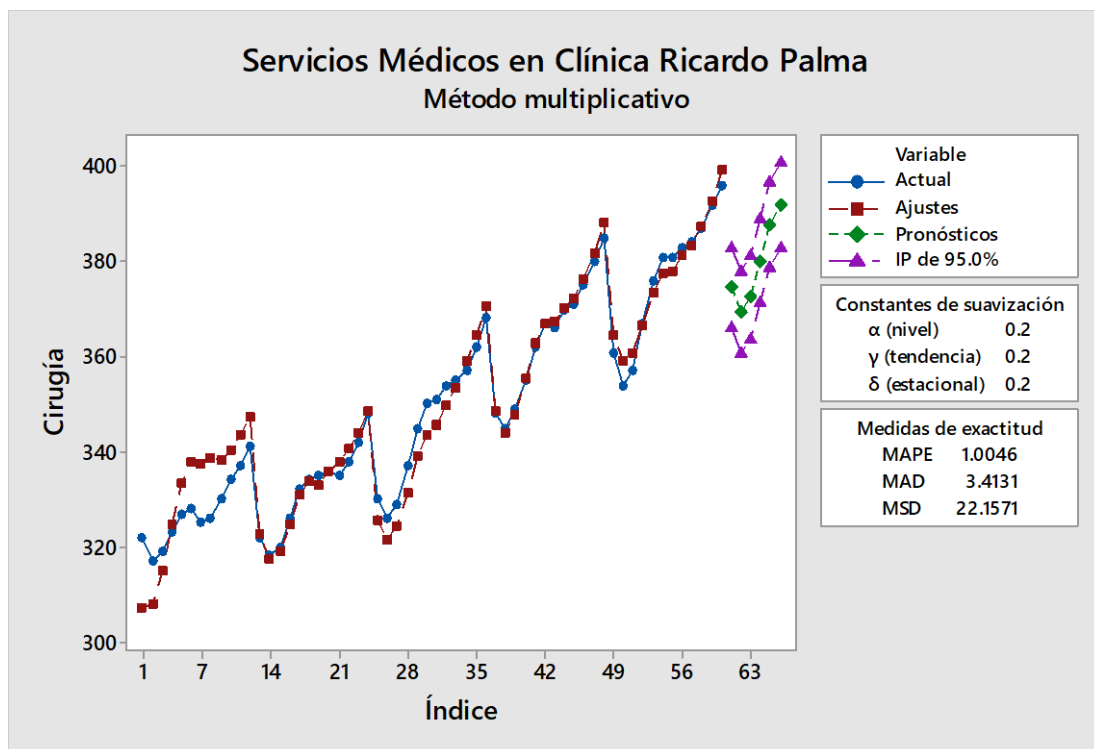
$$F_{t+1} = \frac{1}{k} [Y_t + Y_{t-1} + Y_{t-2} + Y_{t-3} + \dots + Y_{t-k+1}]$$

Y_t = Observación en el periodo t; F_t = Pronóstico para el periodo t

El método de promedio móvil utiliza el promedio de los últimos k valores de datos en una serie de tiempo como pronóstico para el próximo período de tiempo. El término migración indica que, aunque hay una nueva observación disponible para la serie de tiempo, reemplazará a la observación anterior en la ecuación anterior y se calcula una nueva media. Como resultado, la media cambiará o se desplazará a medida que aparezcan nuevas observaciones.

Figura 9

Series de Tiempo Clínica Ricardo Palma



2.11. Regresión multivariada

Analizar mucha regresión es un estudio sobre cómo depende una variable y se asocia con dos o más variables independientes. En general, usaremos P para mostrar el número de variables independientes. (Wentura y Pospeschill, 2015)

2.11.1. Modelo de regresión y ecuación de regresión

La forma en que la variable dependiente, y , se relaciona con las variables independientes $x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_p$ y un término de error se llama modelo de regresión múltiple. (Gerlee, 2016)

2.11.2. Modelo de regresión múltiple

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon$$

En el modelo de regresión múltiple $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_p$ son los parámetros, y ε es una variable aleatoria.

2.11.3. Ecuación de regresión múltiple

Sea $E(y)$ la media o valor esperado de y el cual define la ecuación de regresión múltiple de la forma:

$$E(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p$$

2.11.4. Ecuación de regresión múltiple estimada

Las variables $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ no se conocen, entonces se usan sus estimadores puntuales $b_0, b_1, b_2, \dots, b_p$ para calcular la ecuación de regresión determinada por:

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_p x_p$$

Donde: $b_0, b_1, b_2, \dots, b_p$ son las estimaciones de $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ y \hat{y} = Valor estimado de la variable dependiente.

2.11.5. Supuestos del modelo

Ese modelo tiene la siguiente forma:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon$$

Primero se supone: $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon$:

1. El error ε es una variable aleatoria cuyo valor medio o esperado es cero; esto es, $E(\varepsilon)=0$. Implicación: para los valores dados de $x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_p$ el valor esperado o media de y es:

$$E(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p$$

2. La varianza de ε se representa por σ^2 y es igual para todos los valores de las variables independientes $x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_p$. Implicación: la varianza de y es igual a σ^2 y es igual para todos los valores de $x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_p$.
3. Los valores de ε son independientes: Implicación: el tamaño del error, para un grupo de valores, no se relaciona con el tamaño del error para cualquier otro conjunto de

valores.

4. El error ε es una variable aleatoria con distribución normal, que refleja la diferencia entre el valor de y , y el valor esperado de y , de acuerdo con $\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p$

Implicación: Como $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ son constantes, la variable dependiente y también es variable aleatoria con distribución normal, para los valores de $x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_p$.

2.11.6. Pruebas de significancia

La prueba F (Anderson et al., 2011) determina si existe una relación entre la variable dependiente y el conjunto de todas las variables independientes. En estas condiciones, estamos hablando de un experimento de trascendencia global.

Si la prueba F indica significancia general, entonces se aplica una prueba t para determinar si cada variable independiente es significativa. Se realiza una prueba t separada para cada variable independiente en el modelo; Cada prueba t se denomina prueba de significación única.

2.11.7. Prueba f para significancia general

Planteamiento de hipótesis

$$\begin{cases} H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_p = 0 \\ H_1 : \text{Uno o más de los parámetros no es igual a cero} \end{cases}$$

Estadístico de Prueba

$$F = \frac{MSR}{MSE}$$

$$\text{donde } MSR = \frac{SSR}{p} ; MSE = \frac{SSE}{n - p - 1}$$

Regla de rechazo:

Con el estadístico de prueba: Rechazar H_0 si $F > F_\alpha$

Con el valor de p (p_value): Rechazar H_0 si el valor de $p < \alpha$

donde F_α se basa en la distribución F con p (n° de variables independientes) grados de libertad en el numerador y $n-p-1$ grados de libertad en el denominador.

Resumiendo, tenemos

Tabla 1

nálisis de varianza para un modelo de Regresión múltiple con p variables independientes

Fuente de variación	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Cuadrado medio	F de Fisher
Regresión	SSR	P	$MSR = \frac{SSR}{p}$	$F = \frac{MSR}{MSE}$
Error	SSE	n-p-1	$MSE = \frac{SSE}{n-p-1}$	
TOTAL	SST	n-1		

2.11.8. Prueba t

Si la prueba F ha mostrado que la relación de regresión múltiple tiene significancia, se puede hacer una prueba t para determinar la significancia de cada uno de los parámetros individuales. La prueba t de significancia es la siguiente:

2.11.8.1. Prueba t de significancia individual

Planteamiento de hipótesis para cualquier parámetro β_i

$$\begin{cases} H_0 : \beta_i = 0 \\ H_1 : \beta_i \neq 0 \end{cases}$$

Estadístico de prueba: $t = \frac{b_i}{s_{b_i}}$

Regla de rechazo:

Con el estadístico de prueba: Rechazar H_0 si $t < -t_{\frac{\alpha}{2}}$ ó $t > t_{\frac{\alpha}{2}}$

Con el valor de p: Rechazar H_0 si el valor de $p < \alpha$

Donde $t_{\frac{\alpha}{2}}$ se basa en una distribución t con n-p-1 grados de libertad.

En general el modelo lineal general de k variables la definimos por:

2.11.8.2. Hipótesis

Supongamos que existe una relación lineal entre una variable Y y k-1 variables explicativas $X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$ y un término de perturbación u . Si se tiene una muestra de n observaciones de Y y X podemos escribir (Finlay, 2014).

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i \quad ; i = 1, 2, \dots, n$$

Haciendo variar a $i=1, 2, 3$, se tiene:

$$\begin{cases} Y_1 = \beta_1 + \beta_2 X_{21} + \beta_3 X_{31} + \dots + \beta_k X_{k1} + u_1 \\ Y_2 = \beta_1 + \beta_2 X_{22} + \beta_3 X_{32} + \dots + \beta_k X_{k2} + u_2 \\ Y_3 = \beta_1 + \beta_2 X_{23} + \beta_3 X_{33} + \dots + \beta_k X_{k3} + u_3 \\ \vdots \\ Y_n = \beta_1 + \beta_2 X_{2n} + \beta_3 X_{3n} + \dots + \beta_k X_{kn} + u_n \end{cases}$$

Que en forma matricial se expresa por:

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_{21} & X_{31} & \dots & X_{k1} \\ 1 & X_{22} & X_{32} & \dots & X_{k2} \\ 1 & X_{23} & X_{33} & \dots & X_{k3} \\ \vdots & & & & \\ 1 & X_{2n} & X_{3n} & \dots & X_{kn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \vdots \\ \beta_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ \vdots \\ u_n \end{bmatrix}$$

En forma matricial se expresa de la forma:

$$Y = X \cdot \beta + u$$

2.11.8.3. Estimadores mínimos cuadráticos:

Para calcular los valores de $\beta = \{\beta_1; \beta_2; \beta_3; \dots; \beta_n\}$ entonces se puede escribir la

ecuación de la forma:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \cdot \boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}$$

Donde \mathbf{e} representa al vector columna de los n residuos $(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})$.

Para hallar el valor de $\boldsymbol{\beta}$ que minimiza la suma de cuadrados de los residuos y se

obtiene:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \cdot \boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}$$

Considerando:

$$X_2 = \begin{bmatrix} X_{21} \\ X_{22} \\ X_{22} \\ \vdots \\ X_{2n} \end{bmatrix}^T \quad X_4 = \begin{bmatrix} X_{41} \\ X_{42} \\ X_{42} \\ \vdots \\ X_{4n} \end{bmatrix}^T \quad \dots \quad X_k = \begin{bmatrix} X_{k1} \\ X_{k2} \\ X_{k2} \\ \vdots \\ X_{kn} \end{bmatrix}^T$$

Obtenemos las ecuaciones normales para dos variables:

$$\begin{cases} \sum Y = n\beta_1 + \beta_2 \sum X_2 \\ \sum X_2 Y = \beta_1 \sum X_2 + \beta_2 \sum X_2^2 \end{cases}$$

Las ecuaciones normales para tres variables son:

$$\begin{cases} \sum Y = n\beta_1 + \beta_2 \sum X_2 + \beta_3 \sum X_3 \\ \sum X_2 Y = \beta_1 \sum X_2 + \beta_2 \sum X_2^2 + \beta_3 \sum X_2 X_3 \\ \sum X_3 Y = \beta_1 \sum X_3 + \beta_2 \sum X_2 X_3 + \beta_3 \sum X_3^2 \end{cases}$$

Una fórmula más simple para encontrar la ecuación de regresión lineal múltiple para dos variables independientes es:

$$\begin{cases} nb_0 + b_1 \sum_{j=1}^n x_{1j} + b_2 \sum_{j=1}^n x_{2j} = \sum_{j=1}^n y_j \\ b_0 \sum_{j=1}^n x_{1j} + b_1 \sum_{j=1}^n x_{1j}^2 + b_2 \sum_{j=1}^n x_{1j}x_{2j} = \sum_{j=1}^n x_{1j}y_j \\ b_0 \sum_{j=1}^n x_{2j} + b_1 \sum_{j=1}^n x_{1j}x_{2j} + b_2 \sum_{j=1}^n x_{2j}^2 = \sum_{j=1}^n x_{2j}y_j \end{cases}$$

En general las estimaciones $b_0, b_1, b_2, b_3 \dots b_k$ de los coeficientes de regresión se obtienen resolviendo el conjunto siguiente de ecuaciones normales:

2.12. Marco tecnológico

2.12.1. Tecnología de Información y Comunicación

Las TIC se pueden utilizar simplemente para automatizar procesos preexistentes, pero los procesos al menos se simplificarán para aprovechar las nuevas capacidades creadas por la tecnología y, en algunos casos, cuando corresponda, los procesos deben rediseñarse significativamente. Por tanto, los efectos sobre los procesos regulatorios son notorios y pueden ser profundos. Se espera que los cambios aporten beneficios importantes, pero a menudo estos beneficios solo se materializarán a medio plazo. En general, el impacto a corto plazo en la organización y su rentabilidad se considera negativo, se realizan inversiones, los gastos son excepcionales y se rompen los hábitos existentes. Inevitablemente, un gran impacto en el personal. Es posible que muchas personas no estén calificadas ni preparadas mentalmente para el cambio debido a su formación y experiencia. Los frentes de negocios que requieren una reforma radical suelen ser precisamente aquellos en los que los empleados han abordado operaciones de bajo rendimiento, por lo que el impacto del cambio es mayor. Con la introducción de nuevas tecnologías de la información y la comunicación, los modelos de negocio y las habilidades que necesitan pueden ser muy diferentes de los que tenían antes. Las habilidades informáticas y de comunicación son esenciales. Algunas operaciones se han

realizado en lotes que pueden ser dirigidos para ejecución inmediata, bajo demanda, en respuesta a las necesidades del cliente. También puede haber impactos en el horario comercial, como la capacidad de extender la atención al cliente más allá del horario comercial normal. Estas tecnologías también brindan la capacidad de desarrollar el trabajo en las instalaciones del cliente o en el hogar del trabajador (trabajo remoto), manteniendo el contacto e intercambiando la información necesaria con la empresa sede del cliente en todo momento. La estructura organizativa también se ve afectada por las TIC. Existe una tendencia creciente a valorar los procesos comerciales y a considerar la jerarquía de administradores y supervisores como menos importante. Las unidades organizativas que funcionan como pequeños imperios suelen ser ineficaces debido a su resistencia al cambio. Con la expansión de la tecnología informática y de la comunicación, estas unidades tienden a ser reemplazadas por combinaciones más flexibles, no vinculadas por líneas funcionales, como marketing o manufactura, sino a lo largo de la cadena comercial agregando valor a las materias primas para crear el producto final.

2.12.2. Tecnologías de información (TI)

El éxito de una organización solo depende de cómo administrar sus recursos materiales (trabajo, capital, energía, etc.), pero cómo se beneficia de sus "activos invisibles" (recetas, conocimientos de mercado, imágenes institucionales o marcas, lealtad del usuario o cliente, etc.) y el desarrollo exacto de las siguientes personas dependen de la información de la línea de la información que fluye completamente entre organizaciones y entornos circundantes, un lado y entre diferentes dependencias de la organización, por el otro.

Los nuevos factores para la calidad del servicio y la competitividad dependen de la información.

Se ha encontrado que los factores de calidad del servicio y la competitividad en las organizaciones cambian.

La competitividad no gasta que estos servicios y productos se les proporcionan costos más bajos, pero, cada vez más, depende de la manera de dar solución a las necesidades de los clientes.

El asunto de determinar estos valores requiere un mecanismo refinado para obtener información del entorno u organización de la organización.

Se trata de determinar que desea el medio ambiente y / o el mercado, por un lado, por un lado, y también determine dónde se puede lograr el conocimiento o la tecnología necesarios para satisfacer las necesidades necesarias.

Por otro lado, no se trata solo de tener información sobre el medio ambiente, sino también con los eventos, ya que el tiempo es una nueva fuente de ventaja competitiva.

2.12.3. El papel de las tecnologías de la información

La planificación, el diseño e implementación de una organización son procesos no triviales porque deben tener en cuenta la relación con otros sistemas que configuran la infraestructura de la organización y deben garantizar la coherencia de la unidad de la estrategia competitiva, por lo que la Junta de Administración se llamó a desempeñar un papel central En esta planificación, diseño y actividades de implementación.

Alguien en la estructura organizativa de la Organización será responsable de desarrollar oportunidades para cambiar y mantener una actitud importante hacia sus puntos de vista sobre las necesidades de SI.

Sin embargo, es importante tener la perspectiva de una organización.

2.13. Sistemas de información (S.I.)

Los sistemas de información son conjuntos de elementos interrelacionados que capturan, procesan, almacenan y distribuyen información para apoyar la toma de decisiones en una organización. Estos sistemas permiten manejar grandes volúmenes de datos de manera eficiente y brindan un marco estructurado para organizar y utilizar la información de manera

efectiva. La introducción a los sistemas de información proporciona una visión general de su importancia en el entorno empresarial, destacando su papel en la mejora de la productividad, toma de decisiones más informadas y optimización de los procesos internos. Además, se exploran los conceptos fundamentales de los sistemas de información, como la entrada, proceso, salida y retroalimentación, así como los diferentes tipos de sistemas existentes. Los sistemas de información son de vital importancia para las organizaciones en la actualidad. Permiten la recopilación, almacenamiento, procesamiento y análisis de datos, lo que facilita la toma de decisiones basadas en información confiable y oportuna. Estos sistemas son fundamentales para mejorar la eficiencia y eficacia de los procesos organizativos, optimizando la gestión de recursos, reduciendo costos y aumentando la productividad. Además, los sistemas de información facilitan la comunicación y colaboración entre los integrantes de una organización, permitiendo una mayor coordinación y agilidad en las tareas diarias. Asimismo, a través de los sistemas de información es posible mejorar la calidad del servicio al cliente, al proporcionar información precisa y personalizada de manera rápida. En resumen, los sistemas de información son esenciales para la competitividad y el éxito de las organizaciones en el entorno actual.

2.13.1. Algoritmo

La palabra al-Khwarizmi se deriva del nombre del matemático persa Abu Abdullah Muhammad ibn Musa al-Khwarizmi, quien vivió entre los siglos VIII y IX, y cuyo trabajo fue la preservación y difusión del conocimiento de Grecia e India de un grado antiguo.

. Sus libros son fáciles de entender, por lo que su principal valor no está en crear nuevas teorías o nuevas corrientes de pensamiento, sino en simplificar las matemáticas a un nivel lo suficientemente bajo como para que se puedan entender.

Por eso, aunque no sea el creador del primer algoritmo, el concepto lleva, aunque no es su nombre, sino su seudónimo.

2.13.2. Inteligencia predictiva

Predicciones inteligentes Krafur y Black, (1992) las "Predicciones inteligentes" representan un progreso significativo en la comunidad de investigación médica. Este enfoque permite el diseño de sistemas capaces de asignar datos de manera inteligente y realizar predicciones con alta precisión, incluso en conjuntos de datos complejos y a gran escala.

Las predicciones inteligentes tienen un gran potencial en el campo de la salud, especialmente en el área de "predicciones de alta precisión". Estos sistemas pueden predecir con precisión observaciones de salud futuras, proporcionando información valiosa para la toma de decisiones médicas.

Explicación a través de la máquina y el aprendizaje profundo: las predicciones inteligentes no solo brindan resultados precisos, sino que también ofrecen explicaciones detalladas a través del aprendizaje automático y profundo. Esta transparencia permite a los profesionales de la salud comprender mejor las bases de las predicciones y tomar decisiones más informadas. (Islem et al., 2018)

Impacto en el desarrollo de nuevos tratamientos y tecnologías:

La capacidad de predecir con precisión eventos de salud tiene un gran potencial para el desarrollo de nuevos procedimientos de tratamiento y tecnologías. Al comprender mejor la evolución de las enfermedades y los procesos de envejecimiento, se pueden diseñar intervenciones más efectivas y personalizadas.

Este texto presenta una visión emocionante del futuro de la salud, donde la inteligencia predictiva juega un papel fundamental en la mejora de la atención médica y el bienestar de los pacientes (Zhang et al., 2019b). El objetivo principal es promover la adopción generalizada de modelos predictivos en el ámbito médico, aprovechando el poder de los datos para mejorar la salud humana. Esta iniciativa requiere un enfoque colaborativo que involucre a investigadores, profesionales de la salud y pacientes.

Los modelos predictivos tienen el potencial de transformar nuestra comprensión de las enfermedades, desde sus causas subyacentes hasta su progresión y respuesta al tratamiento. Esta información crucial puede conducir a intervenciones más personalizadas y efectivas, mejorando la calidad de vida de los pacientes. (Grüne y Pinturas, 2017). La medicina de precisión se puede aplicar a una amplia gama de enfermedades, incluyendo enfermedades cerebrales, cáncer de próstata, cáncer de útero, pérdida de memoria, enfermedades agudas, trastornos del desarrollo neurológico y más. En cada caso, los modelos predictivos pueden ayudar a los médicos a predecir el curso de la enfermedad y tomar decisiones informadas sobre el tratamiento.

Los modelos predictivos en medicina de precisión se basan en una gran cantidad de datos de diversas fuentes, incluyendo historial médico, resultados de laboratorio, imágenes médicas y datos genómicos. Estos datos se analizan utilizando algoritmos complejos para identificar patrones y asociaciones que pueden ayudar a predecir el futuro de un paciente.

La medicina de precisión tiene el potencial de revolucionar la atención médica, haciéndola más efectiva y personalizada. Al comprender mejor las características individuales de cada paciente, los médicos pueden desarrollar planes de tratamiento más específicos y efectivos, mejorando los resultados y la calidad de vida de los pacientes. (Finlay, 2014)

2.14. Marco Filosófico

2.14.1. Hacia una epistemología del capital intelectual.

De esta manera, CI capital intelectual en adelante, se considerará un representante del terminal, en el sentido físico, lo que resultará en padres, sociedad, con estructura interna (organización específica) es un conjunto representativo interno de este CI.

Aunque este método elimina una serie de hipótesis obligatorias, como la objetividad, su límite principal es el acceso a la estructura interna o cómo los procesos de relación se hacen significativos y significativos, no para una persona, sino para la red.

Por lo tanto, CI se "calculará" según el activo o en la computadora del representante para crear esta estructura, algo muy cercano a la visión de la sociedad, las actividades se han mostrado menos efectivas en su aplicación.

Conocimiento, esto no puede ser una pregunta o propiedad del objeto porque se indica principalmente un proceso; No se puede localizar independientemente de la red que lo cree.

El conocimiento proporciona una cuenta razonable, implica que es imposible describir a un padre para crear conocimiento como representante interno de la estructura del conocimiento.

Por este motivo, se deben dar algunas condiciones especiales, entonces el cálculo, esto depende del observador que los describe y la red que se describe, pero en el arte narrativo, entiende lo siguiente como una configuración, creó una cultura cultural, el resultado de una relación organizativa, siempre y cuando la venta de transformaciones, lo que significa que las redes muy importantes crean valor a la organización.

La teoría de las relaciones aumenta las transacciones entre diferentes redes que permiten equivalentes al territorio relacionado con el concepto de valor, se muestran al objeto, como una configuración en la relación y no en las relaciones exactas.

Por esta razón, podemos hablar sobre las medidas de IQ, porque la manifestación estructural de las relaciones que la cultura determina estas configuraciones en comparación con los territorios, las agencias y pertenece a la idea del valor.

En este sentido, el objeto del conocimiento desaparece, se "acumuló" como una estrategia de relación de la producción de configuraciones de valor permisible, con el nivel de semi-dinámica dinámica, transacciones con otras redes.

Sobre esta base, debe evaluarse como una estructura de relación de red de esa manera, para diferentes contextos, el valor de IC es la consistencia de la configuración, donde el soporte de la organización de la organización permite la conservación.

2.14.2. *Pensamiento sistémico*

El pensamiento inteligente es una integración, tanto para analizar situaciones y conclusiones generadas a partir de ahí, proponiendo soluciones en las que se consideran diferentes factores y relaciones.

Las consecuencias de la perspectiva de este sistema, el fenómeno y la recepción son que permite que la organización ya no sea más larga de lo que tiene un acabado predeterminado (por alguien), porque el sistema tradicional plantea, pero el equipo que la función anterior puede tener diferentes objetivos dependiendo de cómo las personas involucradas en su destino lo ven, por lo que surgirá la diversidad de la comprensión.

Por lo tanto, el enfoque del sistema contemporáneo, que se aplica a la investigación sobre las organizaciones que han aumentado el Inter, Multi y Transdisciplinary lo ayudará a analizar sus negocios de manera indispensable de identificar y comprender con estos el problema de la claridad y la profundidad, es más importante, su causa principal.

De manera similar, ver la organización es una entidad integrada, incluidas las dependencias mutuas mediante una estructura que se abre en un determinado entorno, puede detectar con la amplitud requerida de ambos problemas y el proceso cambia como elemento., Es decir, en los recursos y humanos.

2.14.3. *Visión sistémica de la vida*

Para comprender la complejidad de los seres vivos, debemos ampliar nuestra perspectiva más allá de la física y adentrarnos en la teoría de sistemas. Esta teoría no es una fórmula rígida, sino una herramienta conceptual que nos permite analizar sistemas integrados con propiedades únicas que emergen de la interacción entre sus componentes.

Los seres vivos, desde las bacterias microscópicas hasta los organismos más complejos como los humanos, son ejemplos de sistemas vivos. Cada uno de ellos representa un todo

integrado, donde las partes interactúan y se interdependen para mantener la integridad del sistema.

Esta visión holística se aplica también a las células, tejidos, órganos y, en su máxima expresión, al cerebro humano. Cada uno de estos niveles de organización biológica representa un sistema vivo con características emergentes que no podrían existir en sus componentes individuales.

La teoría de sistemas también nos permite comprender la organización de sistemas sociales como las familias y comunidades, así como los ecosistemas, donde interactúan una gran variedad de elementos vivos y no vivos. En todos estos casos, la interdependencia y la interacción entre las partes son esenciales para el funcionamiento del sistema en su conjunto.

La teoría de sistemas nos recuerda que la naturaleza es dinámica y que las estructuras que observamos son manifestaciones de procesos continuos. Los sistemas vivos se encuentran en constante cambio y adaptación, lo que refleja la naturaleza fundamental de la vida.

La teoría de sistemas nos proporciona un marco conceptual para comprender la complejidad de los seres vivos y su relación con el entorno. Al reconocer la interdependencia y la naturaleza dinámica de los sistemas, podemos apreciar la profunda interconexión que existe en el mundo natural.

2.14.4. Paradigma de la tecnología y evolución

Los modelos más adecuados para estudiar el desarrollo científico y cultural son los modelos tecnológicos. Los cambios Zhang et al. (2019a) debido a la tecnología son tan obvios y omnipresentes que nos brindan un conjunto muy diverso de imágenes para representar la cultura contemporánea. La tecnología es tanto un modelo como una herramienta para dar forma, crear y revertir el cambio ambiental. El hombre ha acelerado enormemente la evolución al cambiar el centro de la evolución de su cuerpo al entorno de su propio vehículo de una forma u otra. Esto significa que la evolución humana fue más técnica que biológica. Como dijo

Marshall McCullan “Durante los tres mil años de la era de la mecánica, hemos expandido nuestros cuerpos en el espacio: hoy, después de casi un siglo de tecnología electrónica, los hemos abierto. Hemos expandido todo su sistema nervioso. A medida que nuestra tecnología electrónica crece y se expande, nos alejamos de las Máquinas y nos adentramos en un mundo de información, conexiones, patrones y relaciones. Las máquinas mecánicas multiplican el poder, los electrones multiplican la información y, en un futuro cercano, tal vez superen máquinas, superando nuestro entorno coercitivo.

2.14.5. Paradigma Mecánico.

Los modelos mecánicos corresponden a las máquinas de trabajo, lo que ayuda a aumentar las capacidades de la fuerza física, pasará desde el apalancamiento y las ruedas más simples hasta los motores y reactores de combustión interna.

Más específicamente, esta etapa corresponde a la primera revolución industrial, a partir de mediados del siglo XX y en la tecnología para desarrollar máquinas de trabajo más sutiles.

"Los motores naturales" (hombres y animales) han sido reemplazados por motores térmicos, construidos de forma falsa basados en el procesamiento de energía térmica.

La máquina es básicamente una extensión del brazo y las manos; Progreso, y esta energía extendida.

Es la era de la mecánica y la transmisión de energía: el modelo de la máquina es una metáfora para la regeneración.

Por otro lado, la cámara del método cartesiana ha llevado a la fragmentación del pensamiento general y las industrias académicas, con una disminución prolongada en la ciencia; La creencia de que todos los fenómenos complejos pueden entenderse reduciendo a las partes para formarlas.

Hasta finales del siglo pasado, el modelo de Newton de este universo ha dominado todos los pensamientos científicos.

Las ciencias naturales y sociales han aceptado todo el concepto físico clásico que describe la realidad y adaptando su propia teoría de acuerdo con este concepto.

El modelo de comunicación corresponde a la era de la máquina de la información, que comenzó alrededor de la Segunda Guerra Mundial y continúa hasta nuestros días.

Más precisamente, corresponde a la segunda revolución industrial, donde la tecnología desarrolló máquinas no destinadas a la producción de energía sino a la información, como los ordenadores.

Esta ciencia contemporánea fue creada y desarrollada por un científico estadounidense (Wiener, N.

la cibernética salvó no solo vidas, sino también el cuerpo y los bienes de los mayores peligros"; Esto significa que el término se refiere al arte del liderazgo.

En 1834, el académico francés Ampere, en su clasificación de las ciencias, consideró la cibernética de la política, como un medio de gobierno, junto con la teoría de la fuerza.

En el siglo XX, la especialización en ciencias limitó el conocimiento a campos pequeños e inconexos.

Para encontrar una forma de sortear esta limitación, a mediados de este siglo surgieron reuniones de investigadores de diferentes disciplinas y disciplinas, con el objetivo de lograr un entendimiento común y común: la colaboración científica.

Son estas fronteras de ciencia que presenta las mejores oportunidades para investigadores calificados, Por tanto, la cibernética es una ciencia integrada que tiene un contenido amplio y muchas aplicaciones.

2.14.6. Nociones Básicas del Paradigma Cibernético:

Enfatiza la interconexión de los sistemas y cómo el control se utiliza para mantener su estabilidad.

Va más allá de una simple acción de control, sino que lo ve como un proceso que ajusta los elementos del sistema dentro de ciertos límites para adaptarse al contexto.

- A. Modelo de homeostasis Cannon (1969): Describe la estabilidad del entorno fisiológico interno.
- B. Equilibrio y estabilización: Capacidad de los sistemas para resistir cambios externos.
- C. Retroalimentación: Uso de la salida de un sistema para ajustar su propio comportamiento.
- D. Retroalimentación positiva: Amplía las perturbaciones, pudiendo llevar a la destrucción del sistema (escalada simétrica).
- E. Retroalimentación negativa: Estabiliza los sistemas, como en las familias o en el mantenimiento de síntomas crónicos.
- F. Bucles de retroalimentación: Conexiones circulares entre elementos del sistema.
- G. Modelos lineales: No capturan la complejidad de sistemas como grupos de personas.
- H. Modelos no lineales: Permiten estudiar procesos a largo plazo en sistemas complejos, como la evolución o la creatividad.
- I. Cibernética: Estudio de los sistemas de control y comunicación en máquinas y organismos vivos.
- J. Aplicación de la cibernética: Proporciona nuevas perspectivas para estudiar el comportamiento de los organismos vivos.

Permite analizar el sistema nervioso como un sistema de comunicación y control.

Busca encontrar principios comunes entre máquinas automáticas y sistemas nerviosos humanos.

Desarrollar una teoría general del control y la comunicación aplicable a máquinas y organismos vivos.

La revisión de control como un proceso que va más allá de la simple acción de controlar, sino que busca comprender la interconexión de los sistemas y cómo se ajustan para mantener su estabilidad. Introduce conceptos clave como la homeostasis, el equilibrio, la retroalimentación y los bucles de retroalimentación, y destaca la importancia de la cibernética para estudiar el comportamiento de los sistemas complejos, tanto en máquinas como en organismos vivos.

2.15. Hacia La “Segunda” Cibernética

Cibernética de segundo orden y su relación con la epistemología:

Se plantea que las teorías de sistemas e información son herramientas útiles para comprender problemas epistemológicos tradicionales, aquellos relacionados con la naturaleza del conocimiento y la forma en que adquirimos información sobre el mundo.

La aplicación de la teoría de sistemas a la epistemología requiere incorporar la cibernética de segundo orden. Esto significa que el análisis debe incluir no solo el sistema que se estudia, sino también el sistema observador que lo analiza.

En otras palabras, la cibernética de segundo orden reconoce que el observador no es un ente pasivo, sino que participa activamente en el proceso de conocimiento. Sus propias características, limitaciones y sesgos influyen en la forma en que percibe e interpreta el sistema observado.

La cibernética de segundo orden es una perspectiva que considera el monitoreo de sistemas por parte de otros sistemas observadores.

Las teorías de sistemas e información pueden ser útiles para comprender problemas epistemológicos tradicionales.

La aplicación de la teoría de sistemas a la epistemología requiere incorporar la cibernética de segundo orden, reconociendo el papel activo del observador en el proceso de conocimiento. (Maturana, 1984).

2.16. Paradigma Supra tecnológico – Organísmico – Ecosistémico

El concepto de cibernética de segundo orden, una perspectiva más reciente que amplía el enfoque tradicional de los sistemas simples al considerar el monitoreo de estos sistemas por parte de otros sistemas observadores.

Se argumenta que las teorías de sistemas e información ofrecen herramientas valiosas para abordar problemas epistemológicos tradicionales, aquellos relacionados con la naturaleza del conocimiento y la forma en que adquirimos información sobre el mundo.

Sin embargo, para aplicar la teoría de sistemas a la epistemología de manera efectiva, es necesario incorporar el concepto de cibernética de segundo orden. Esto implica que el análisis debe incluir no solo el sistema que se estudia, sino también el sistema observador que lo analiza.

En otras palabras, la cibernética de segundo orden reconoce que el observador no es un ente pasivo, sino que participa activamente en el proceso de conocimiento. Sus propias características, limitaciones y sesgos influyen en la forma en que percibe e interpreta el sistema observado.

La cibernética de segundo orden introduce la noción de monitoreo de sistemas por parte de otros sistemas observadores.

Las teorías de sistemas e información pueden ser útiles para comprender problemas epistemológicos tradicionales.

La aplicación de la teoría de sistemas a la epistemología requiere incorporar la cibernética de segundo orden, reconociendo el papel activo del observador en el proceso de conocimiento.

2.17. Inteligencia artificial

Se publicó un artículo que ahora se ha hecho famoso por contener una experiencia de fantasía ya que el "cuarto chino", según el Searle, rechazó una fuerte tesis audaz, y más tarde

se extiende a los investigadores de investigadores en información artificial, Que son programas de lenguaje dañinos que son perjudiciales para la universidad de Yale Roger Schank y sus empleados han sido un claro caso de operaciones de cristal.

Los editores de revistas han atendido a mostrar artículos sobre el Searle antes de publicar a muchos investigadores sobre inteligencia artificial, lo que le permite publicarlo con muchas reacciones a sus argumentos.

Por esta razón, es una organización humana de personas y máquinas que son trabajos de construcción humana, se explica por qué la máquina es una metáfora central básica en la modernidad de la definición oficial de la definición oficial de la definición oficial de organización de consecuencias importantes en el Nivel moral.

Dicha teoría está inspirada en un trabajo anterior de Marvin Minsky, en el que esto propone la idea de los marcos del sistema.

Se propone, por otro lado, cuando hay una nueva situación, la selección de una estructura de memoria compleja, que llamo "marco", incluida una configuración que está integrada por experimentos anteriores en las modificaciones de TI se puede hacer fácilmente para ajustarlos a El caso actual.

Incluye un conjunto de posiciones relevantes y cada posición puede contener cierta información sobre el tipo de valor que puede tener, así como los valores que faltan cuando no hay otra información.

Searle dijo que "los partidarios del fuerte estado de la sabiduría artificial afirman que la computadora está programada correctamente, incluidas historias y programas de una manera determinada para explicar que la comprensión".

Una "posición de desvanecimiento" en este tema, probablemente digamos que dichos programas ilustran algunos ciertos aspectos de la comprensión humana y contribuyen a un cierto nivel para explicar sus actividades.

Por la misma razón, un programa de inteligencia artificial no entiende nada sobre las historias que recibe, ya sea chino, español o en otro idioma, porque en el caso de China, la computadora es yo, y en el caso de la computadora no solo las computadoras.

Extendiendo que el diseño de Searle se determina sin ninguna habitación con un programa o con una computadora, se especificará mediante un error esencial como un error importante.

En este ejemplo, está claro que no podemos asignar ninguna parte de la caja de atributos de "detención", sino solo todas las partes.

Este detalle ha sido explotado por la mayoría de las críticas sobre los argumentos: Searle es solo una parte del sistema que incluye chino y esto es muy comprensible para los chinos, pero todo el sistema lo entiende, la inspección sólida, puede estar muy limitada por la cantidad y la calidad de Scripts y otras herramientas de comprensión porque el sistema ha sido equipado.

Por supuesto, este supuesto niega depende mucho de esa comprensión que no suceda, pero es muy sospechoso que el Searle haya mostrado esto, por las razones descritas anteriormente.

Searle sigue diciendo que no ve, en principio, no hay ninguna razón por la que no podamos "poner la máquina para entender español o chino, porque en el sentido principal, nuestro cuerpo con nuestro cerebro es exactamente tales máquinas".

Pero No considere que se puedan proporcionar estas propiedades para una máquina activa que solo se identifica en los procesos informáticos realizados en los elementos de identificación oficiales.

"No porque sea un ejemplo de un programa de computadora que puedo entender en español y tener otras formas intencionales.

Es importante tener en cuenta que su discusión entre Searle y sus críticos es una discusión entre los soldados.

Searle no discute que la sabiduría artificial es imposible porque el pensamiento solo puede ser producido por una sustancia impedita, mientras que Descartes está programada.

No siga el principio de que una máquina artificial crea un pensamiento, pero la máquina debe construirse después de los principios, y puede estar con los mismos materiales, que se realizan las máquinas de pensamiento natural (establece el cerebro humano): "Si podemos duplicar el causa de la utilización de diferentes principios químicos de los usuarios del cuerpo humano, toda una cuestión empírica no puede aclarar en este momento el rechazo de la Searle se ha registrado , a continuación, en algo específico.

Pero podemos pensar, entender, etc., solo bajo una computadora con el programa correcto, ¿ejemplo de un programa puede ser una condición suficiente para entender?

2.18. Marco Conceptual

Algoritmo:

Un algoritmo es un conjunto ordenado de instrucciones o reglas que permiten realizar una tarea específica. En otras palabras, es un método sistemático y preciso para resolver problemas o alcanzar un objetivo determinado. Los algoritmos pueden ser utilizados en diversas áreas como la informática, las matemáticas, la física, la ingeniería, entre otras. Su importancia radica en su capacidad para simplificar y organizar la resolución de problemas complejos, ya que permiten descomponerlos en pasos más simples y fáciles de seguir. Además, los algoritmos son la base de la programación y el desarrollo de software, ya que son utilizados para diseñar y construir programas informáticos que realizan diversas tareas. (Perez y Gudiel, 2020)

Analista de sistemas:

El concepto de analista de sistemas es una figura clave en el mundo de la tecnología y la informática. Su principal función consiste en analizar, diseñar y mejorar los sistemas de información de una organización, con el objetivo de optimizar su funcionamiento y garantizar

su eficiencia. El analista de sistemas es responsable de identificar las necesidades y objetivos de la empresa, para luego transformarlos en soluciones concretas. Para ello, realiza un exhaustivo análisis de los procesos y requerimientos de la organización, tanto a nivel técnico como funcional. Además de analizar y diseñar sistemas, el analista también se encarga de implementar y evaluar las soluciones propuestas, asegurando su correcto funcionamiento y la satisfacción de los usuarios finales. Para ello, debe contar con sólidos conocimientos en programación, bases de datos, redes de computadoras y otras herramientas tecnológicas. El analista de sistemas es un profesional multidisciplinario que combina habilidades técnicas, analíticas y de comunicación para brindar soluciones efectivas y eficientes en el ámbito de los sistemas de información. Su labor es fundamental en la era digital, donde la tecnología desempeña un papel vital en el éxito de las organizaciones. (Cossio-Gil, 2021)

Conocimiento:

El concepto de conocimiento se refiere al conjunto de información, ideas, habilidades y creencias que una persona adquiere a lo largo de su vida. Es a través del conocimiento que somos capaces de entender el mundo que nos rodea, tomar decisiones informadas y desarrollarnos tanto a nivel personal como profesional. El conocimiento no solo se limita a información factual, sino que también incluye el entendimiento y la interpretación que cada individuo puede darle a esa información. Es un proceso dinámico y en constante evolución, ya que estamos continuamente aprendiendo y actualizando nuestro conocimiento. (Cossio-Gil, 2021)

Dato:

El concepto de dato se refiere a cualquier tipo de información o conjunto de valores que pueden ser procesados o almacenados por un sistema informático. Los datos pueden ser numéricos, texto, imágenes, videos, o cualquier otro tipo de contenido digital. (Rey y Correa, 2023)

Estado de Vida de los servicios clínicos:

El Estado de Vida de los servicios clínicos es un tema de vital importancia en el campo de la salud. Los servicios clínicos son aquellos que se brindan en hospitales, clínicas y centros de salud para diagnosticar, tratar y prevenir enfermedades. En este sentido, el estado de vida de estos servicios se refiere a su situación actual, su funcionamiento, su accesibilidad y su calidad en general. Es fundamental evaluar constantemente el estado de vida de los servicios clínicos para garantizar que estén operando de manera eficiente y puedan satisfacer las necesidades de la población. Esto implica llevar a cabo evaluaciones periódicas de la infraestructura, los equipos médicos, el personal de salud, los protocolos de atención y los recursos disponibles. (Quintero et al., 2021)

Información:

El concepto de información es fundamental en el ámbito de la tecnología y la comunicación. Se refiere al proceso de recopilar, organizar y transmitir datos de manera significativa y comprensible. La información nos permite adquirir conocimientos, tomar decisiones informadas y comunicarnos de manera efectiva. Además, nos ayuda a entender el mundo que nos rodea y a mantenernos actualizados en un mundo cada vez más interconectado. En resumen, la información es un recurso valioso que impulsa el progreso y nos permite avanzar como sociedad. (Abellán, 2022)

Modelo:

El modelo es una representación simplificada y abreviada de un objeto o sistema complejo que permite comprender su funcionamiento y realizar predicciones sobre su comportamiento. El modelo puede estar basado en teorías científicas, datos empíricos o suposiciones razonables. Al expandir el texto, es importante tener en cuenta que el objetivo es mantener una calidad y coherencia adecuadas en el contenido. (Dihigo, 2021)

Predicción:

Las predicciones son una herramienta importante para anticipar el futuro. Nos permiten tomar decisiones informadas y prepararnos para los posibles escenarios que puedan surgir. A través del análisis de datos y tendencias pasadas, los expertos pueden hacer predicciones sobre diversos aspectos de la vida, como la economía, la política, la tecnología y el medio ambiente. Sin embargo, es importante tener en cuenta que las predicciones no son infalibles y siempre existe un margen de error. A medida que avanzamos en el tiempo, algunas predicciones se cumplen, mientras que otras no. No obstante, las predicciones siguen siendo valiosas, ya que nos permiten tener una idea general de lo que podría suceder y nos ayudan a estar preparados para cualquier eventualidad. En resumen, las predicciones son una herramienta invaluable para entender el futuro y tomar decisiones estratégicas. (Dihigo, 2021, p.125)

Procesos:

Procesos son una serie de pasos específicos y organizados que se llevan a cabo con el fin de alcanzar un resultado deseado. Estos pueden incluir actividades como planificación, ejecución, monitoreo y control. Los procesos son fundamentales para el funcionamiento eficiente de cualquier organización, ya que permiten la realización de tareas de manera sistemática y ordenada. Asimismo, los procesos pueden ser mejorados continuamente a través de la identificación y eliminación de cuellos de botella o la implementación de nuevas tecnologías. En resumen, los procesos son una parte crucial de cualquier operación exitosa. (Estrella y Villavicencio, 2020)

Promedio Móvil:

El promedio móvil es una técnica utilizada en análisis de datos para suavizar las fluctuaciones y resaltar las tendencias a largo plazo. Consiste en calcular el valor promedio de una serie de datos en un período de tiempo determinado, y luego repetir ese proceso desplazando el período de tiempo una unidad hacia adelante. Esto crea una serie de valores promedio que pueden usarse para identificar patrones y hacer proyecciones. El promedio móvil

se utiliza en una variedad de industrias, incluyendo finanzas, economía, estadísticas y ciencias de la computación. Es una herramienta valiosa para comprender y predecir el comportamiento de los datos. (Aguilar y Aguilar, 2023)

Redes Neuronales:

Las redes neuronales son un modelo computacional inspirado en la forma en que el cerebro humano procesa información. Están compuestas por un conjunto de nodos interconectados, llamados neuronas artificiales, que trabajan en conjunto para realizar tareas específicas. Estas redes tienen la capacidad de aprender a partir de ejemplos y de adaptarse a través de la experiencia, lo que las hace muy útiles en aplicaciones de reconocimiento de patrones, procesamiento de imágenes y voz, análisis de datos, entre otros. En la introducción a las redes neuronales se presentarán los conceptos básicos de esta tecnología, explicando cómo funcionan, sus diferentes tipos y el potencial que tienen en el campo de la inteligencia artificial. (Medina, 2023)

III. METODO

3.1. Tipo de investigación

La investigación es aplicada de acuerdo con la orientación, ya que se enfoca en resolver un problema real aplicando un modelo inteligente predictivo.

Enfoque de la investigación

La investigación tiene un enfoque cuantitativo.

Nivel de la investigación

La investigación es predictiva, esta investigación se sitúa en el nivel IV de la clasificación de la investigación, caracterizándose por su naturaleza predictiva de tipo II. Se basa en estudios matemáticos rigurosos y busca identificar un futuro probable, ya sea un cambio de comportamiento o una transformación total del sistema en cuestión. El análisis de hipótesis y la aplicación de métodos estadísticos son pilares fundamentales de este tipo de investigación. (Gutiérrez y Orejuela, 2018)

Diseño

La investigación es prospectiva de acuerdo a la direccionalidad,

De acuerdo con el tipo de fuente de recolección de datos, la investigación es Retrolectiva.

La investigación es Longitudinal.

3.2. Población y muestra

3.2.1. Población

La población está conformada por todas las historias clínicas y atenciones realizadas a los pacientes de la entidad privada de salud QS-CRP(Clínica Ricardo Palma). El tamaño de la población es 12578 historias clínicas recopiladas desde el año de 2013 hasta abril del año de

2017. Por la naturaleza de la investigación se trabajará con 4950 historias clínicas la población del cual se deduce que es censal.

3.2.2. Muestra

En esta investigación, se emplea un método estadístico convencional basado en el teorema del límite central para determinar el tamaño de la muestra. Este método considera los componentes del estudio y se basa en una selección aleatoria estratificada.

$$n = \frac{N \cdot Z_{1-\frac{\alpha}{2}}^2 \cdot p \cdot q}{e^2(N - 1) + Z_{1-\frac{\alpha}{2}}^2 \cdot p \cdot q}$$

Siendo:

n = tamaño muestral requerido

Z = parámetro de la calidad del muestreo (usualmente Z=1.96) = 95% confianza.

e = error admisible de la estimación.

p = Proporción de la población con cierto atributo de éxito

q = Proporción de la población sin el atributo de fracaso.

N= población representativa de 12578 registros de atenciones realizadas.

El error admisible de estimación se considera en 5%, y un nivel de confianza de 95%, las probabilidades de éxito p =0.5 y de fracaso q =0.5

Obteniéndose el tamaño muestral de 4950 historias clínicas.

Tabla 2*Datos del universo o población en estudio*

Tamaño de la población	N	12 578
Nivel de significancia	A	0.05
Nivel de confianza	1- α	0.95
Valor Z de (1- α /2)	$Z_{(1-\alpha/2)}$	1.96
Casos favorables	P	0.5
Casos desfavorables	q=1-p	0.5
Error Precisión	E	0.05
Tamaño de la muestra	n=	4 950

3.3. Operacionalización de variables**Variables****V.I.:** Modelos de Inteligencia Predictiva**V.D.:** Procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud.**Tabla 3***Operacionalización de variables*

VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES	INSTRUMENTO	ESCALA
		Perceptrón Multicapa MLP		
	REDES NEURONALES		Proceso ETL (Extracción, Transformación, Cargado) que es la extracción, transformación y cargado de la data operacional en un Datamart.	
V.I. MODELO DE INTELIGENCIA PREDICTIVA	ÁRBOLES DE DECISIÓN	Fine Tree Medium Tree Coarse Tree Boosted Trees Linear Regression models Interactions Linear Robust Linear		Cualitativa-cuantitativa
	REGRESIÓN MULTIVARIADA	Stepwise Linear Porcentaje de apego al proceso de identificación inequívoca de pacientes		

<p>V.D. Los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud.</p>	<p>Monitoreo de medicamentos de alto riesgo en los que se cumple el protocolo de seguridad Tasa de incidencia de caída de pacientes hospitalizados Tasa de apego a la higiene de manos Tasa global de incidencias de infecciones asociadas a la atención sanitaria Tasa de atención en la emergencia atendidos en menos de 30 min por médico Porcentaje de exámenes de laboratorio con resultados críticos informados en menos de 10 min Tasa de reingreso a la emergencia dentro de las 48 horas de alta Modelo basado en datos mensuales</p>	<p>Validación de Modelos Pronósticos</p>	<p>de Cualitativa-cuantitativa</p>
<p>PREDICCIÓN CON LINEAR REGRESSION MODELS</p>			

Variables de la Hipótesis Secundarias

V.I. : Modelo de Red Neuronal

V.D.: Procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud

V.I. : Modelo de Árboles de Decisión

V.D.: Procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud

V.I. : Modelo de Regresión

V.D.: Procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud.

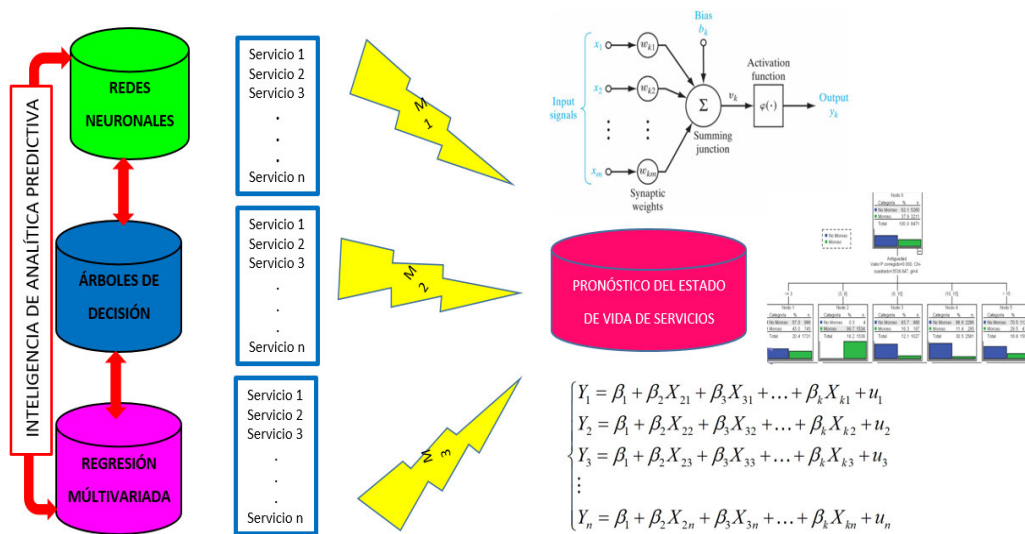
Variables de la Hipótesis principal

Modelo de la Inteligencia Predictiva

El modelo de Inteligencia predictiva es una representación de la realidad y está constituida por tres variables de entrada que son sus dimensiones y una variable de salida que es el pronóstico del estado de vida de los servicios. El modelo tiene una representación gráfica de la forma:

Figura 10

Inteligencia de Analítica Predictiva



3.4. Instrumentos

Los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud

Es un conjunto de actividades computacionales que ayudan a viabilizar datos e interpretar resultados como información para una mejor administración de la gestión operacional en el área de salud para este caso, en el ciclo de vida de los servicios de salud, apoyándose principalmente en datos del pasado y presente y del análisis de las tendencias.

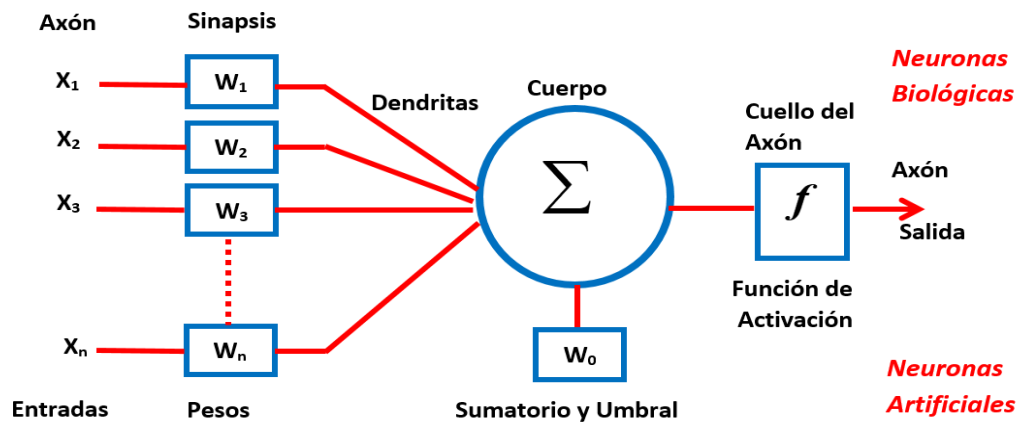
Variables de la hipótesis secundaria

A. Redes Neuronales

Las redes neuronales artificiales (RNA) son como una versión artificial de las complejas redes neuronales que componen nuestro cerebro. Al igual que en el cerebro, las RNA están formadas por nodos interconectados, cada uno representando una neurona artificial. Las conexiones entre estas neuronas artificiales, simbolizadas por flechas, permiten la transmisión de información, similar a la forma en que las neuronas biológicas se comunican entre sí.

Figura 11

Nodo circular de una Neuron artificial



B. Árboles de Decisión

Un árbol de decisión es una técnica poderosa que nos permite analizar decisiones secuenciales de manera estructurada y eficiente. Se basa en el uso de resultados y probabilidades asociadas a cada posible elección, permitiendo la creación de sistemas expertos, herramientas de búsqueda de información binaria y árboles de juegos.

C. Regresión multivariada

Una regresión multivariada es un modelo que contiene una variable respuesta y n variables predictoras, el cual informa la presencia de relaciones, pero no del mecanismo causal.



$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n$$

D. Instrumentos

Para recopilar la información se utilizó la ficha de indicadores en donde se define los indicadores que se van a recopilar, las dimensiones y los periodos de análisis.

Figura 12

Ficha técnica de requerimientos

 FICHA TÉCNICA DE REQUERIMIENTO DE KPI 									
EMPRESA: CLÍNICA RICARDO PALMA									
Indicador:	Atención de Pacientes Código AP								
Usuarios:	Gerencia de Plan Salud, Gerencia de Marketing, Gerencia Financiera, Gerencia de Salud, Responsables de los Servicios de la CRP.								
Funcionalidad:	Los usuarios necesitan ver en una interfaz en donde se visualice el comportamiento por especialidad de las atenciones realizadas a los pacientes distribuidas por día, mes, año.								
Beneficios:	Es información será para hacer un diagnóstico del estado actual del ciclo de vida de los servicios de las especialidades, además de ver su tendencia y/o su comportamiento futuro.								
Unidad de Medida:	<table border="1"> <tr> <td>Cantidad</td> <td>Frecuencia de Medición</td> <td>Diario</td> <td>Oportunidad de Medición</td> <td>12 de la noche</td> </tr> </table>	Cantidad	Frecuencia de Medición	Diario	Oportunidad de Medición	12 de la noche			
Cantidad	Frecuencia de Medición	Diario	Oportunidad de Medición	12 de la noche					
KPI	<input checked="" type="checkbox"/> KPI <input type="checkbox"/> Inductor Tipo de Indicador: <input checked="" type="checkbox"/> Estratégico <input type="checkbox"/> Ejecutivo <input type="checkbox"/> Operativo								
Fórmula:	Para obtener la cantidad de atenciones de paciente por día, mes y año; será una suma de los registros de cada paciente que se ha atendido en una fecha determinada.								
Método de Cálculo:	Sumatoria de los registros de atenciones realizadas a los diferentes pacientes que se atendieron en cualquiera de las especialidades								
Fuente de Datos:	<table border="1"> <tr> <td>Lista de B.D., Archivos, etc...</td> <td>Responsables</td> </tr> <tr> <td>Sistema de CHAVIN</td> <td>Oficina de Informática</td> </tr> <tr> <td>Sistema de Farmacia</td> <td>Consultora 3DEV</td> </tr> <tr> <td>ERP FLEXLINE</td> <td>Consultora Chilena</td> </tr> </table>	Lista de B.D., Archivos, etc...	Responsables	Sistema de CHAVIN	Oficina de Informática	Sistema de Farmacia	Consultora 3DEV	ERP FLEXLINE	Consultora Chilena
Lista de B.D., Archivos, etc...	Responsables								
Sistema de CHAVIN	Oficina de Informática								
Sistema de Farmacia	Consultora 3DEV								
ERP FLEXLINE	Consultora Chilena								
Tipo de Procesamiento:	<input checked="" type="checkbox"/> Automático <input type="checkbox"/> Manual Responsable: Centro de Consultoría BP&QL Group								
Nivel de Complejidad:	<input type="checkbox"/> 0 <input type="checkbox"/> 1/2 <input type="checkbox"/> 1 <input type="checkbox"/> 2 <input type="checkbox"/> 3 <input type="checkbox"/> 5 <input type="checkbox"/> 6 <input checked="" type="checkbox"/> 13 <input type="checkbox"/> 20 <input type="checkbox"/> 40 <input type="checkbox"/> 60 <input type="checkbox"/> ?								
Valor para el Negocio	<input type="checkbox"/> 0% <input type="checkbox"/> 10% <input type="checkbox"/> 20% <input type="checkbox"/> 30% <input type="checkbox"/> 40% <input type="checkbox"/> 50% <input type="checkbox"/> 60% <input type="checkbox"/> 70% <input type="checkbox"/> 80% <input checked="" type="checkbox"/> 90% <input type="checkbox"/> 100%								
Fecha de Aprobación	<table border="1"> <tr> <td>Fecha de Presentación</td> <td>Fecha de Producción</td> </tr> </table>	Fecha de Presentación	Fecha de Producción						
Fecha de Presentación	Fecha de Producción								
Criterios de Aceptación									
1. El tiempo de respuesta del procesamiento de los datos en tiempo real debe ser menor a 30 segundos.									
2. En una sola interfaz se debe visualizar las diferentes dimensiones de análisis.									
3. Las dimensiones de tiempo debes ser: año, mes y día.									
4. El analisis en tiempo real debe permitir bajar los niveles de jerarquía (año, mes y día)									
5. Los datos deben permitir hacer un analisis acumulativo de los meses por año.									

Nota. Ficha de requerimiento tomado de Clínica Ricardo Palma

Técnica de recolección de datos

Para recopilar la información se utilizará el proceso de ETL (Extracción, Transformación, Cargado) que es la extracción, transformación y cargado de la data operacional en un datamart.

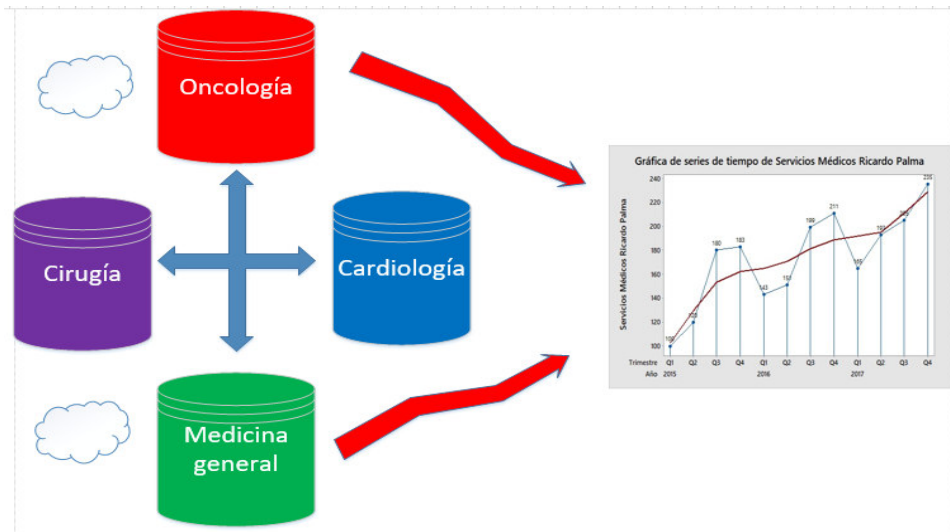
Se emplearon modelos estadísticos de proyección para predecir la cantidad de atenciones futuras en función de los datos históricos. Estos modelos permiten anticipar la demanda de servicios de salud, lo que resulta crucial para la planificación de recursos y la toma de decisiones estratégicas.

Combinando el pasado y el futuro: Una visión integral de la atención médica

La combinación de análisis descriptivo y predictivo proporciona una visión integral de la atención médica, permitiendo comprender las tendencias del pasado y anticipar las necesidades futuras. Esta información es fundamental para optimizar la gestión de los recursos, mejorar la eficiencia y ofrecer una atención médica de calidad a los pacientes. (Prakash y Prakash, 2018)

Figura 13

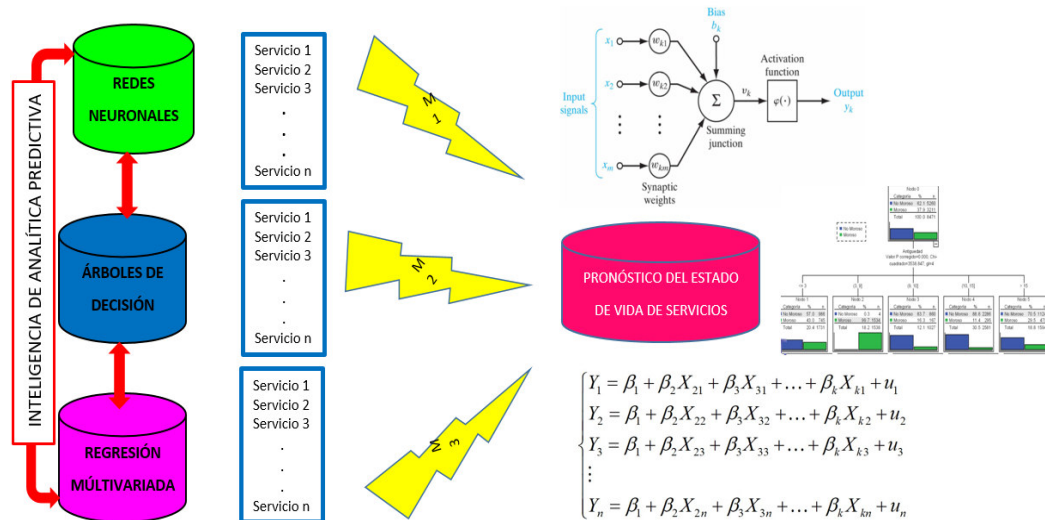
Análisis de Series de Tiempo



Nota. Centro de Registros Clínicos- *QS-CRP*

Figura 14

Estructura del modelo



3.5. Procedimientos

El diseño de la investigación es experimental en la que se tomó en cuenta la homogeneidad, aleatoriedad y representatividad de los componentes de la muestra, conformada por indicadores KPI del ciclo de vida de los servicios de Salud. El diseño realizó un pre prueba para corroborar como se encontraba el ciclo de vida de los servicios de salud, para luego implementar los modelos predictivos de redes neuronales, árboles de decisión y regresión multivariada y medir una pos prueba, del cual se comparó obteniendo eficacia en los indicadores KPI planteados en la investigación.

Su esquema es:

$$GE: O_1 \rightarrow O_2$$

Donde

GE: Grupo de estudio

O1: Medición antes de la aplicación de los modelos predictivos

X: Intervención de los modelos predictivos de redes neuronales, árboles de Decisión y Regresión multivariada.

O2: Medición después de la aplicación de los modelos predictivos

3.6. Análisis de datos

La prueba estadística para determinar las relaciones entre las variables fue la prueba T Student y un ANOVA para verificar las correlaciones entre las variables y verificar la significancia, y validez de la prueba de la Hipótesis planteada. Se analizaron las condiciones de normalidad de los indicadores, la homocedasticidad de la data, encontrándose en condiciones, el cual se validaron los resultados de la investigación. Ver anexo C.

IV. RESULTADOS

4.1. Análisis estadístico Descriptivo

Tabla 4

Pacientes externos por distrito y edad

Recuento	Grupo Etario					Total
	Adulto		Adultos	Jóvenes	Niños	
	Adolescentes	Mayor				
Breña	60	58	66	67	69	320
Chorrillos	77	72	78	63	85	375
Comas	72	70	62	50	69	323
Jesús María	59	58	64	57	67	305
La Molina	59	67	81	71	59	337
Lima	58	73	63	62	72	328
Lince	79	80	70	62	60	351
Miraflores	61	62	51	56	69	299
Pueblo Libre	65	70	59	76	54	324
San Borja	73	73	66	66	71	349
San Isidro	52	64	52	62	73	303
San Luis	67	65	68	60	54	314
Surco	68	72	65	54	59	318
Surquillo	73	67	69	68	67	344
Total	923	951	914	874	928	4590

En la tabla 4, observamos que los pacientes externos de acuerdo al grupo etario se han atendido 923 adolescentes, 951 adultos mayores, 914 adultos, 874 jóvenes y 928 niños en las diferentes especialidades, ascendiendo a una muestra de 4590 registros de pacientes externos.

Tabla 5*Trimestre por género*

		Género		Total
		Hombre	Mujer	
	Trimestre I	776	707	1483
Trimestre	Trimestre II	766	750	1516
	Trimestre III	820	771	1591
	Total	2362	2228	4590

En la tabla 5, observamos que la atención de los pacientes externos en el primer trimestre fue de 776 hombres y 707 mujeres, en el segundo trimestre fue de 766 hombre y 750 mujeres, en el tercer trimestre fueron de 820 hombres y 771 mujeres.

Tabla 6*Servicios médicos por trimestre*

	Trimestre			Total
	Trimestre I	Trimestre II	Trimestre III	
Alergias	75	83	78	236
Cardiología	80	72	66	218
Cirugía Oncológica	62	85	85	232
Cirugía Torax	64	73	71	208
Dermatología	73	74	66	213
Ecografía	67	62	72	201
Endocrinología	68	62	76	206
Gastroenterolog ía	74	67	65	206
Geriatría	67	68	58	193
Ginecología	63	70	82	215
Infectología	45	73	60	178
Laboratorio Clínico	66	75	66	207
Mastología	68	75	91	234
Nefrología	75	71	70	216
Neurocirugía	81	71	74	226
Neurología	70	69	72	211
Oftalmología	65	59	77	201
Pediatría	58	67	80	205
Psiquiatría	71	77	65	213
Radiología	64	56	71	191
Traumatología	63	51	65	179
Urología	64	56	81	201
Total	1483	1516	1591	4590

En la tabla 6, observamos que en pacientes externos se han atendido en 22 servicios médicos, de los cuales en el primer trimestre se prestaron 1483 servicios médicos, en el segundo trimestre 1516 servicios médicos y en el tercer trimestre 1591 servicios médicos atendidos.

Tabla 7*Servicios médicos por género*

		Género		Total
		Hombre	Mujer	
Servicios Médicos	Alergias	115	121	236
	Cardiología	114	104	218
	Cirugía Oncológica	118	114	232
	Cirugía Torax	109	99	208
	Dermatología	110	103	213
	Ecografía	110	91	201
	Endocrinología	98	108	206
	Gastroenterología	121	85	206
	Geriatría	100	93	193
	Ginecología	103	112	215
	Infectología	97	81	178
	Laboratorio Clínico	102	105	207
	Mastología	115	119	234
	Nefrología	123	93	216
	Neurocirugía	122	104	226
	Neurología	100	111	211
	Oftalmología	105	96	201
	Pediatría	95	110	205
	Psiquiatría	104	109	213
	Radiología	87	104	191
	Traumatología	100	79	179
	Urología	114	87	201
Total		2362	2228	4590

En la tabla 7, se observa que, de los 4590 registros de pacientes externos, se atendieron 22 servicios médicos, de los cuales 2362 fueron servicios médicos en hombres y 2228 servicios médicos de mujeres.

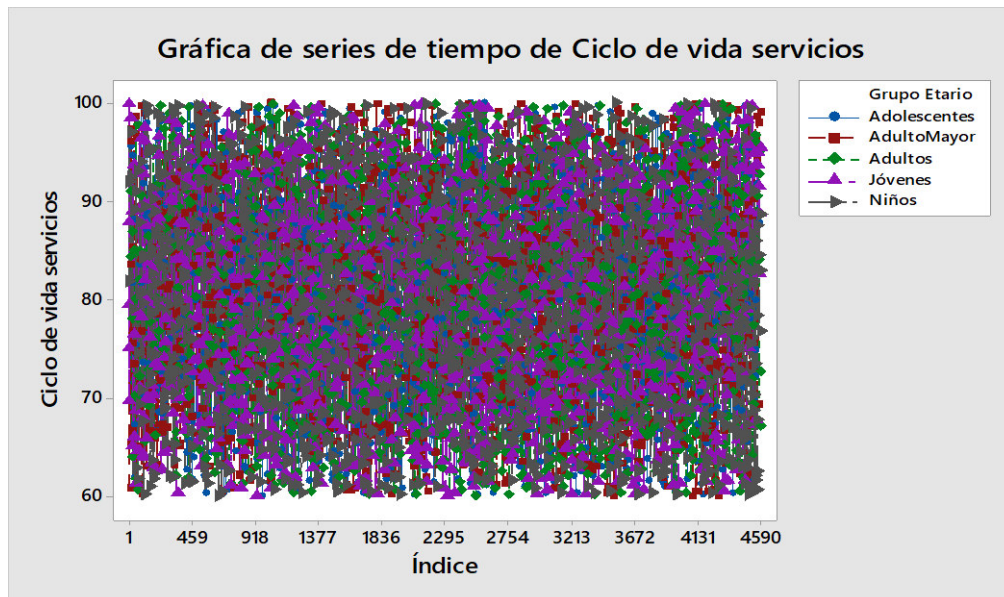
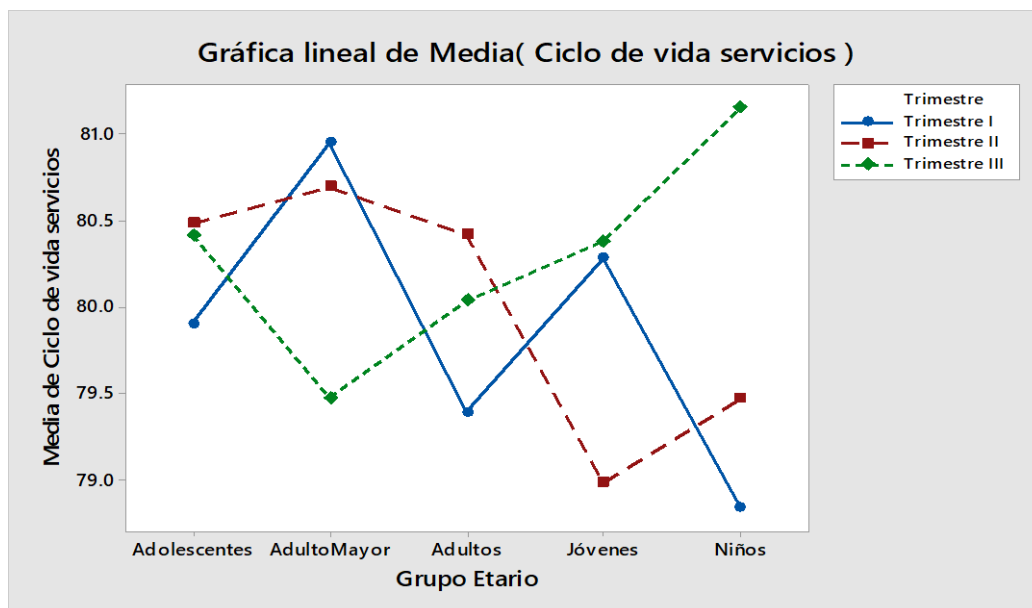
Figura 15*Gráfico de series de tiempo por ciclo de servicios***Figura 16***Gráfica lineal de media*

Figura 17

Gráfico de intervalos

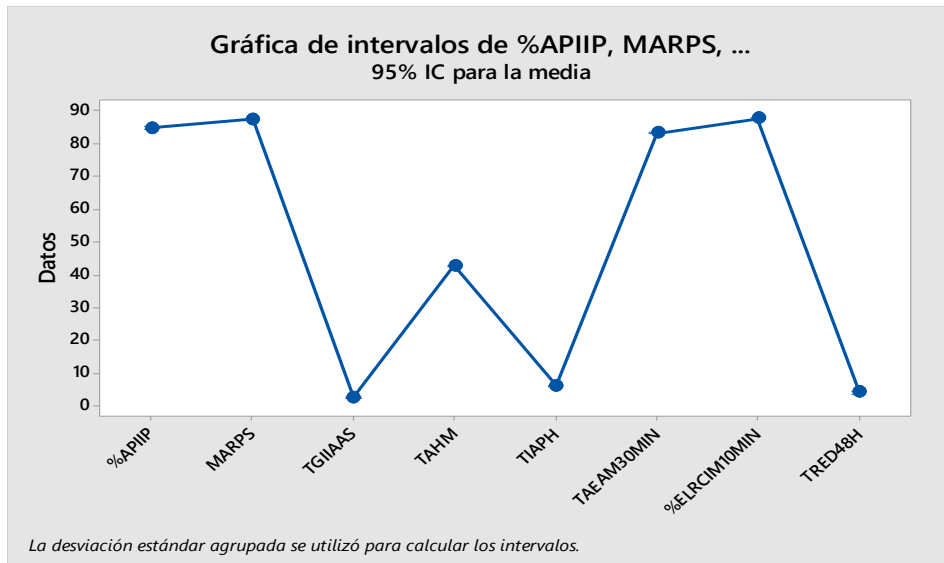


Figura 18

Gráfica ICs Simultáneos

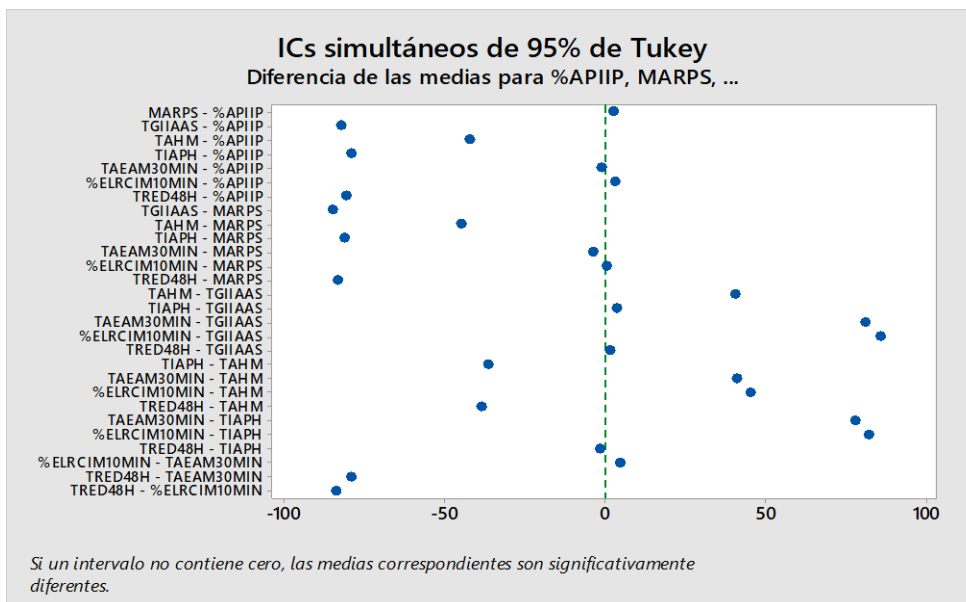
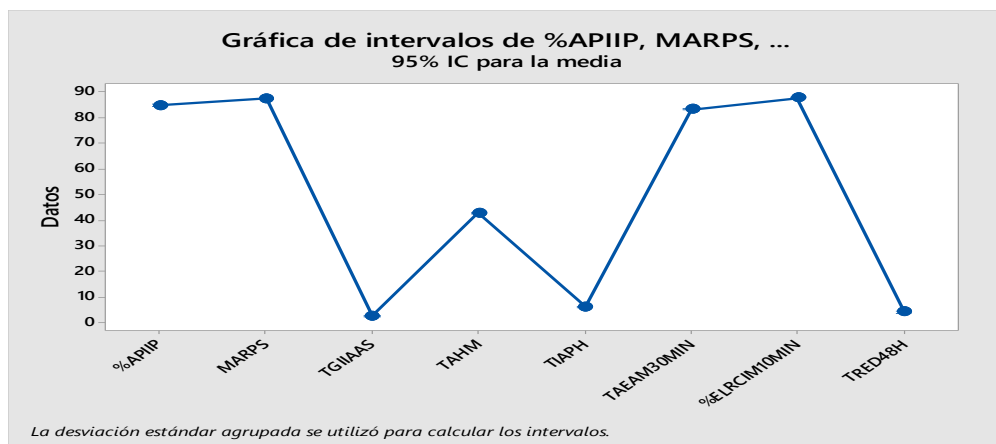


Figura 189*Intervalos*

Como podemos apreciar en el anexo 4, estadísticas del modelo descriptivo, el Pvalor obtenido es 0.001 menor $\alpha = 0.05$ por lo que rechazamos a la hipótesis nula y aceptamos la hipótesis alterna:

H_1 : Si se implementa el Modelo de Inteligencia Predictiva entonces se mejora el pronóstico del estado del ciclo de vida de los servicios de salud en entidades privadas del sector salud.

4.2. Análisis del modelo Predictivo de árbol de Decisión

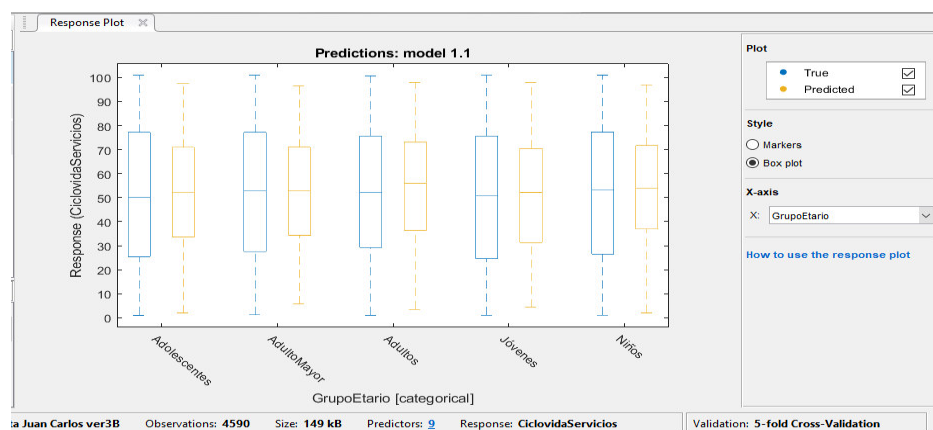
Figura 190*Árbol de decisión*

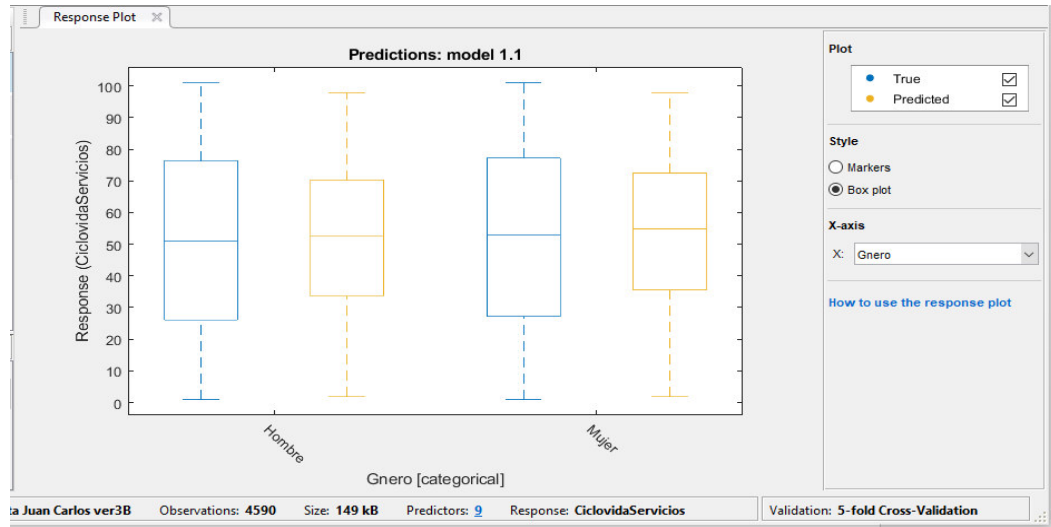
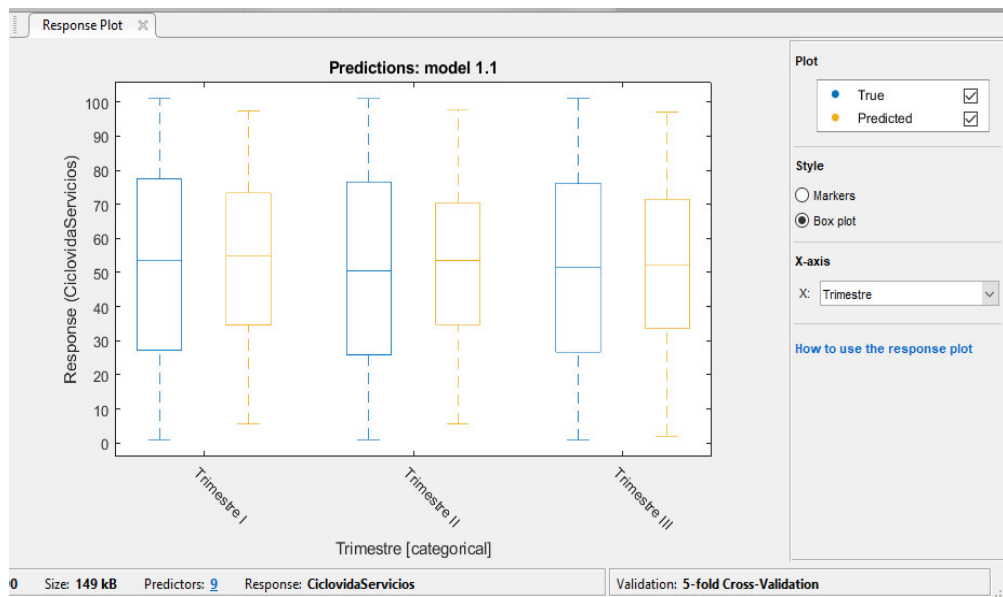
Figura 21*Modelo de predicción***Figura 22***Modelo de predicción*

Figura 23

Modelo de predicción

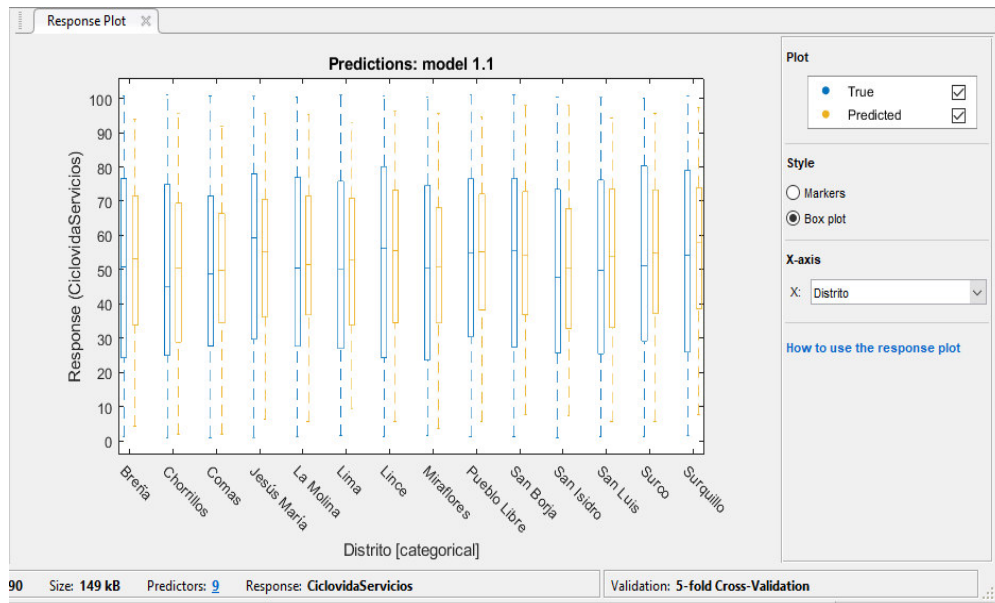


Figura 24

Modelo de predicción árbol de decisión

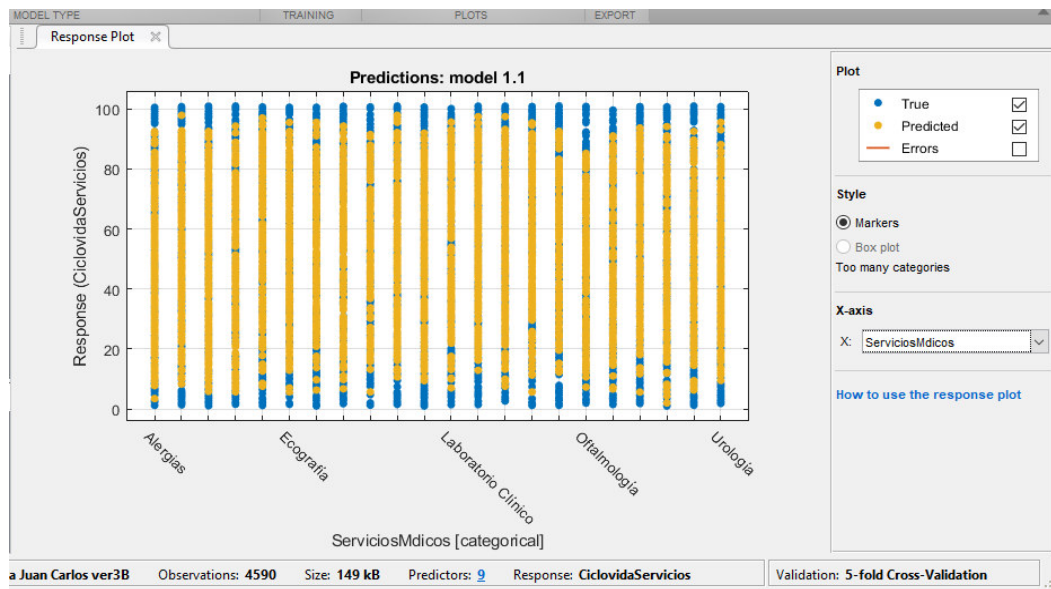


Figura 25

Modelo de predicción árbol de decisión Estado de ciclo de vida

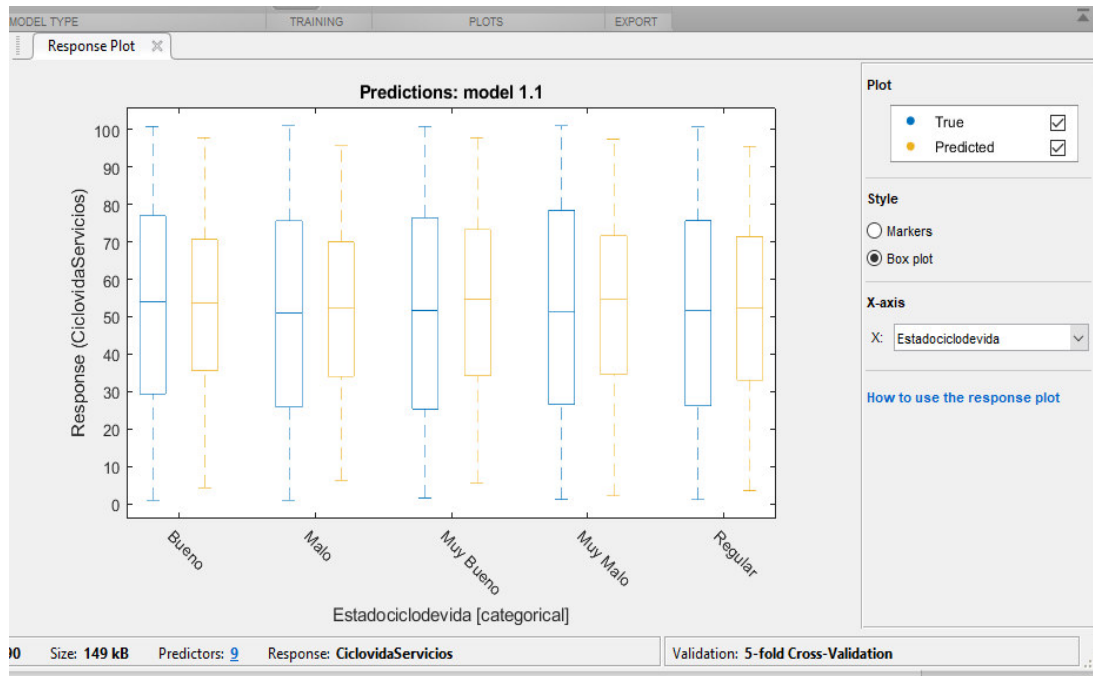


Figura 206

Modelo de predicción árbol de decisión pacientes atendidos

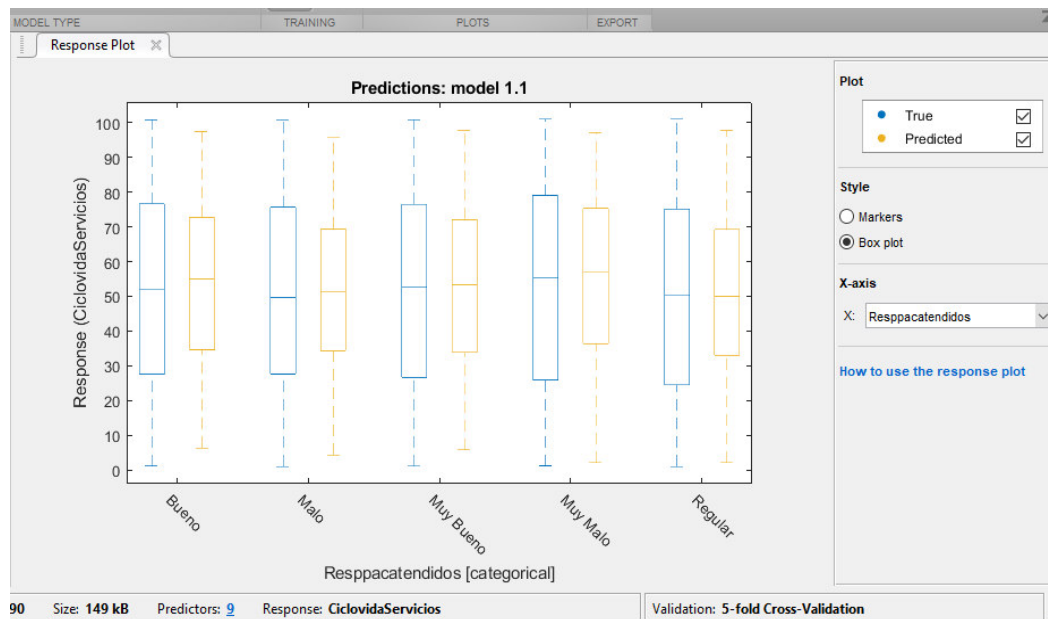
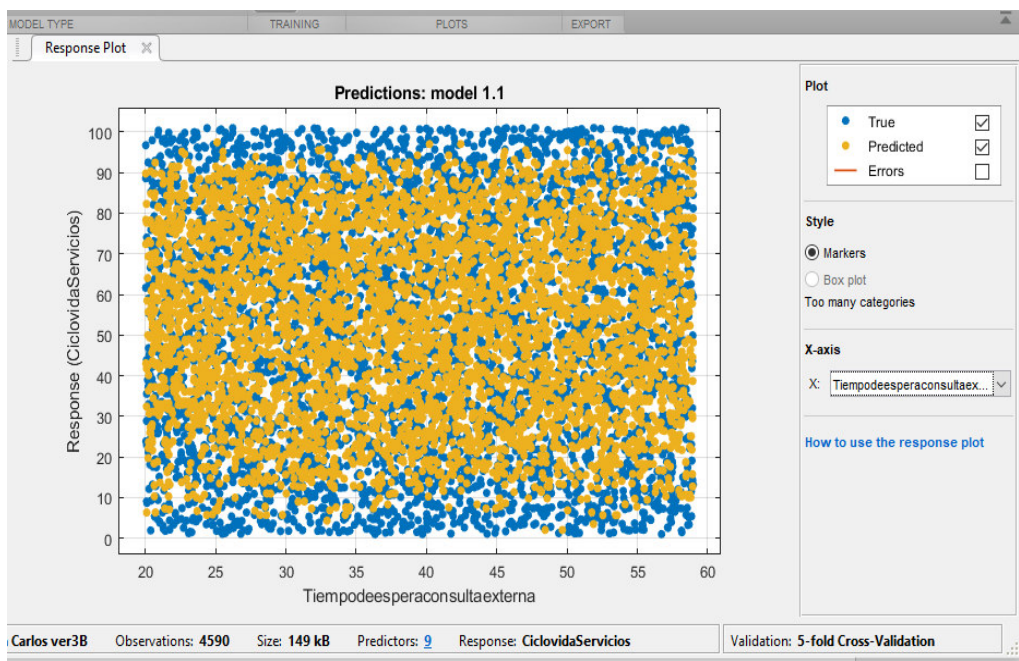


Figura 27

Modelo de predicción Árbol de decisión tiempo de espera



MAE=Error medio Absoluto

MSE= Error cuadrático medio

RMSE=Raíz del error cuadrático medio

R-Squared= coeficiente de determinación

Tabla 8

Validación del modelo de árbol *de decisión*

Modelos de árboles de decisión	Indicador RMSE	Indicador MSE	Indicador MAE	R-Squared
Fine Tree	36.158	1307.4	29.84	0.57
Medium Tree	32.523	1057.7	27.32	0.62
Coarse Tree	30.237	914.3	25.84	0.85

En la tabla 8 observamos tres modelos predictivos de árboles de decisión en la que el más óptimo es el modelo Coarse Tree con una raíz del error cuadrático medio RMSE igual a

30.237, un error cuadrático medio MSE igual a 914.3, un error medio absoluto MAE igual a 25.84 y un coeficiente de determinación R^2 igual a 0.85, lo que indica un buen performance del modelo. En segundo lugar el modelo predictivo Medium Tree tiene una raíz del error cuadrático medio RMSE igual a 32.523, un error cuadrático medio MSE igual a 1057.7, un error medio absoluto MAE igual a 27.32 y un coeficiente de determinación R^2 igual a 0.62 y en tercer lugar el modelo predictivo Fine Tree con una raíz del error cuadrático medio RMSE igual a 36.158, un error cuadrático medio MSE igual a 1307.4, un error medio absoluto MAE igual a 29.84 y un coeficiente de determinación R^2 igual a 0.57.

Por lo que vimos en el análisis aceptamos la hipótesis alterna y rechazamos la hipótesis nula.

Hs₁: Si se aplica el Modelo de árboles de decisión en Inteligencia Predictiva entonces se incrementa la precisión de los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud que se brindan en entidades privadas del sector salud.

4.3. Modelo Predictivo de la red Neuronal

Procedemos a generar las predicciones con este modelo:

Figura 28

Modelo predictivo Red Neuronal

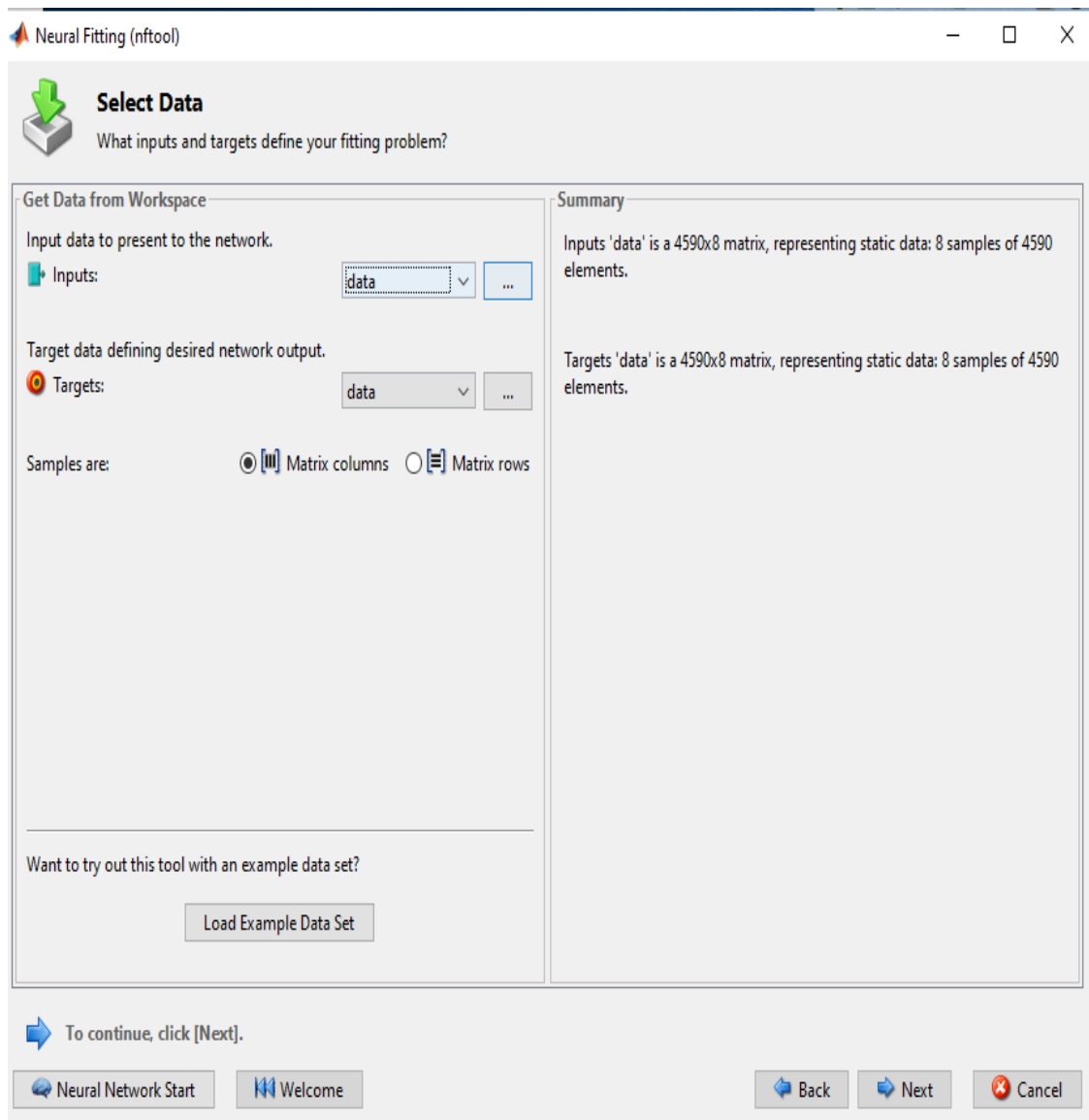
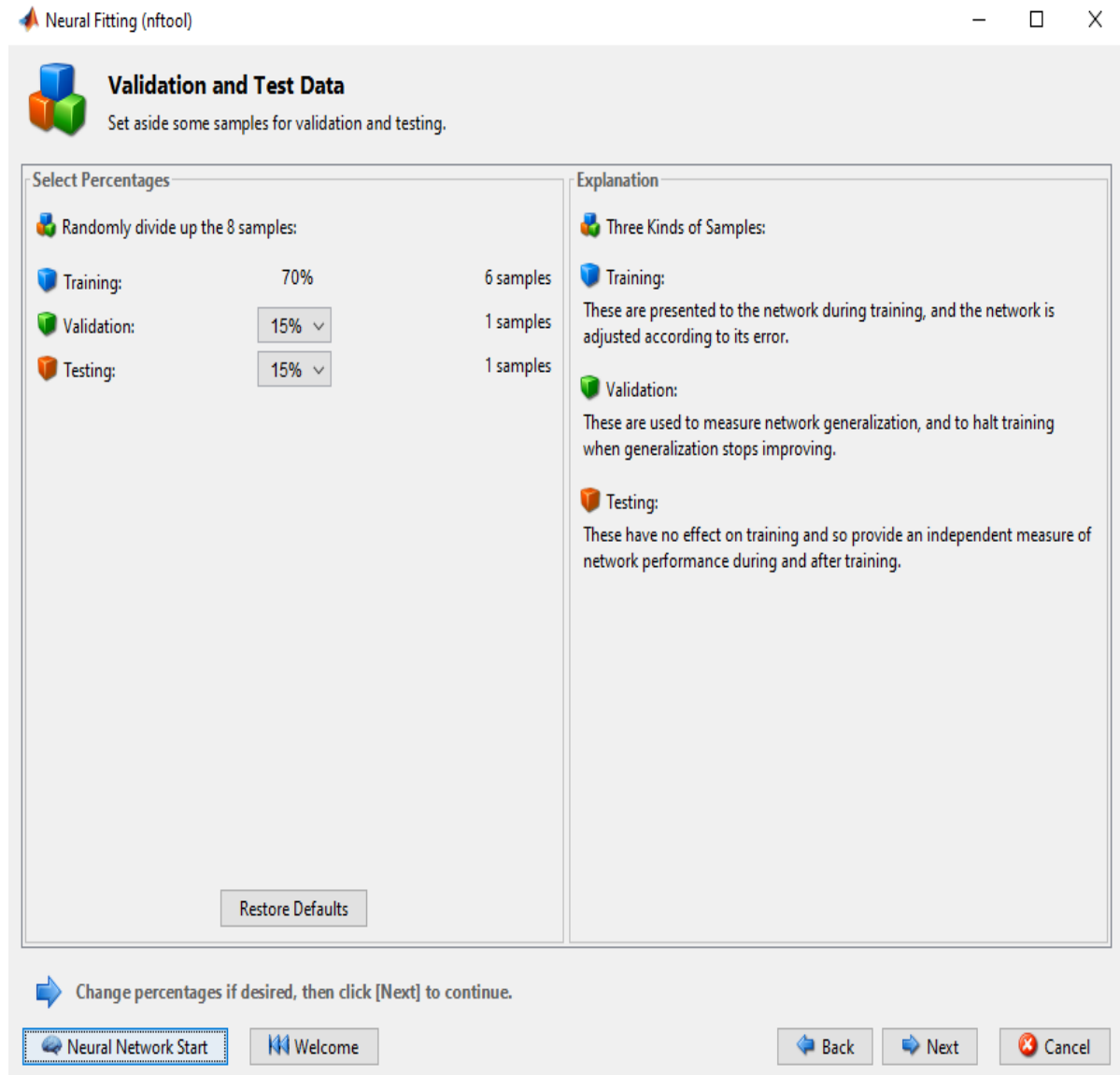
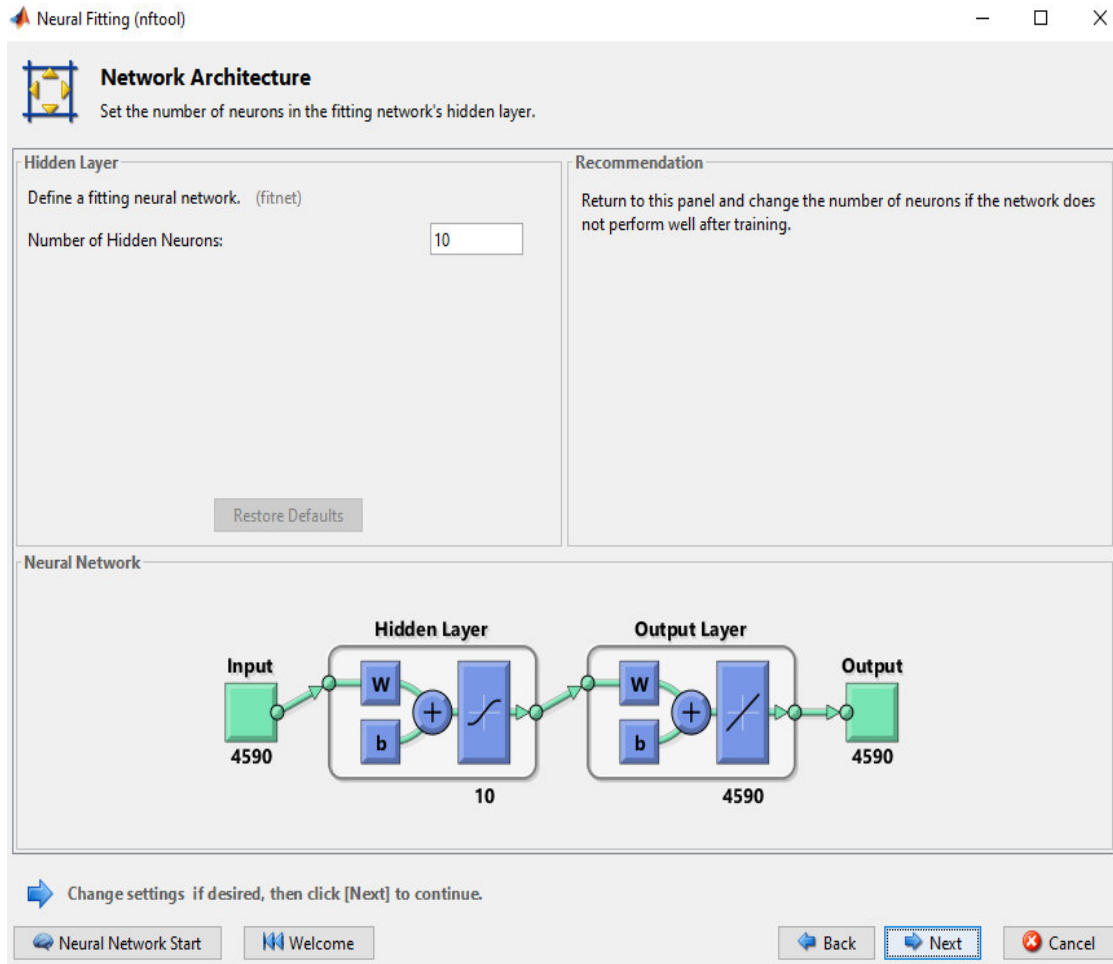


Figura 29*Validación y test*

En la figura 29, observamos un 70% de los 4590 registros han sido utilizados en el entrenamiento del modelo, así mismo un 15% para la validación y un 15% para el testeo

Figura 30

Modelo de Red Neuronal arquitectura de la red



El modelo de red Neuronal que se observa en la figura usó la función de activación Sigmoidal con 10 capas ocultas para evaluación del estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica cuyos resultados han tenido un buen performance.

Figura 31

Modelo de Red Neuronal entrenamiento

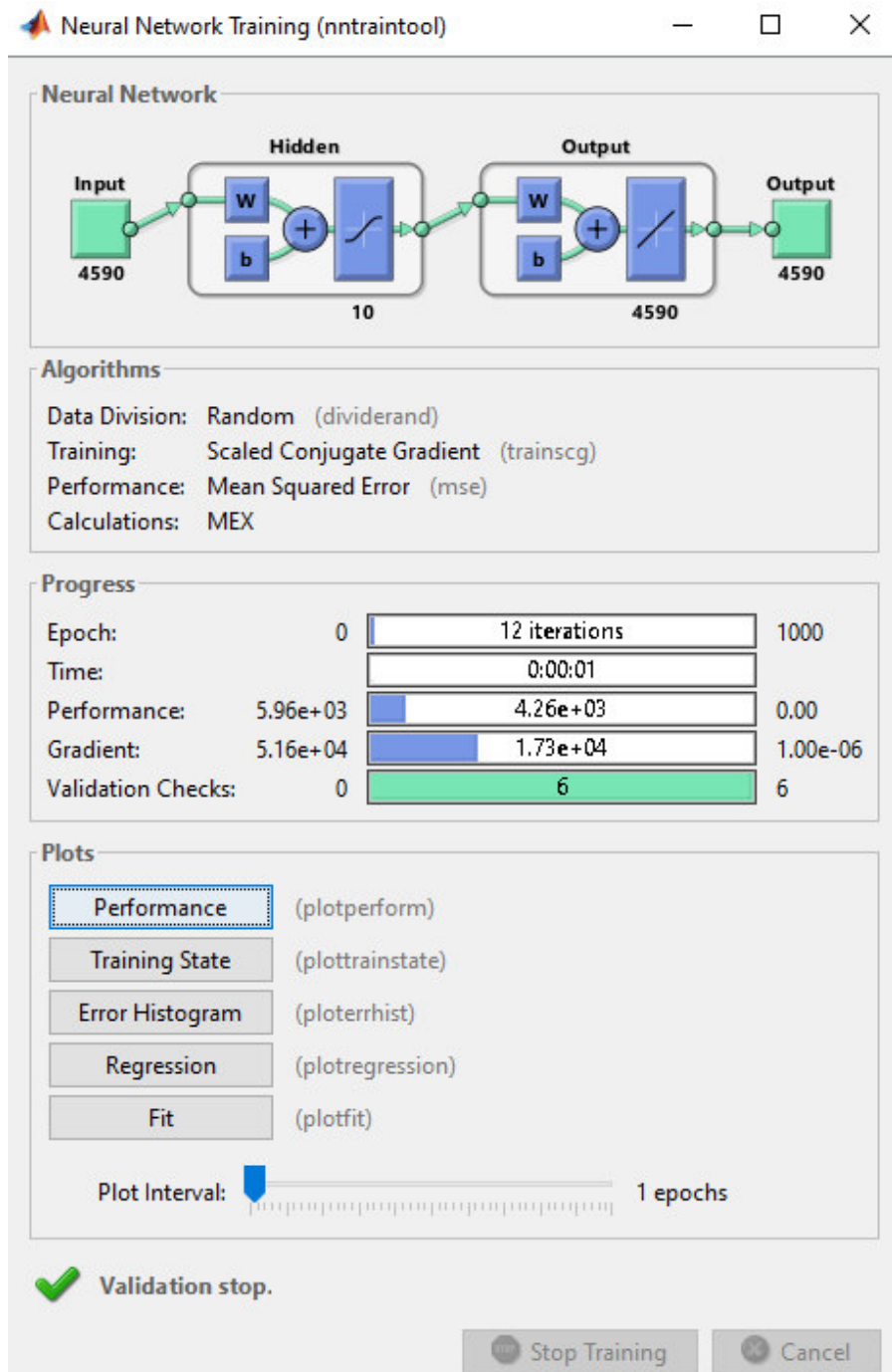
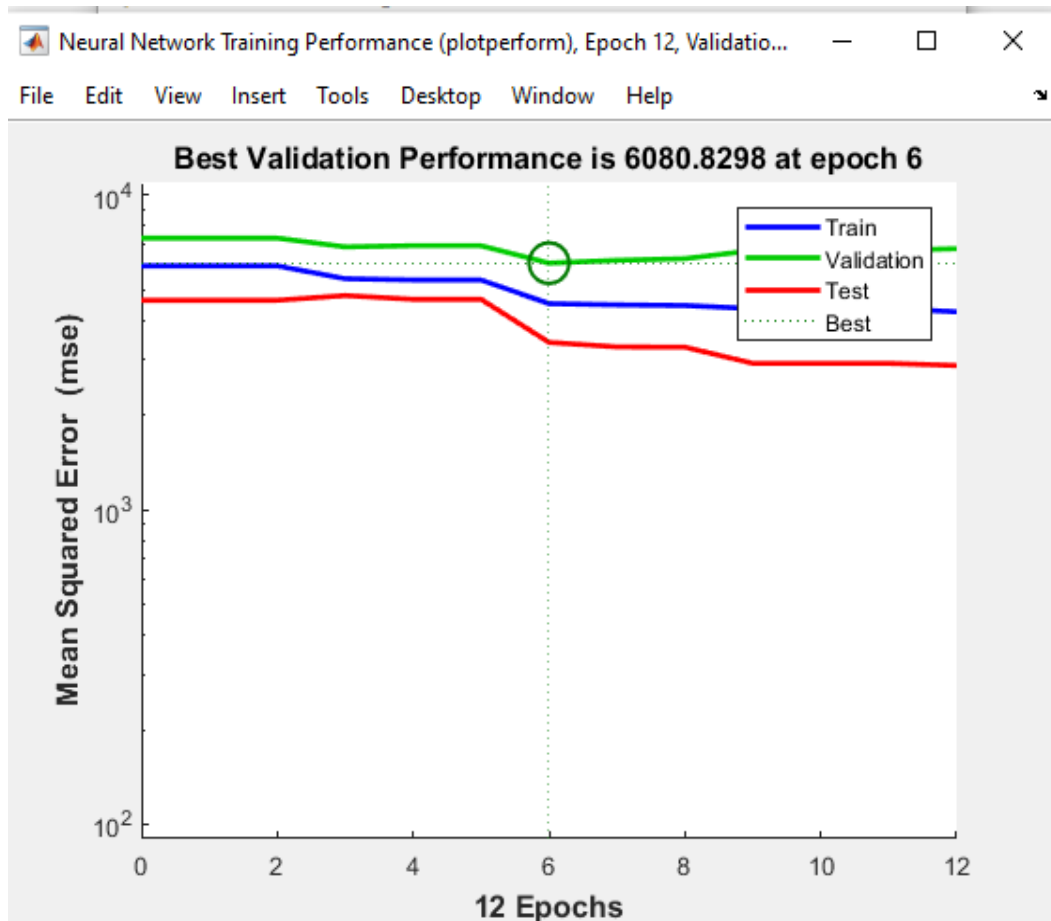


Figura 32

Desempeño de la Red Neuronal

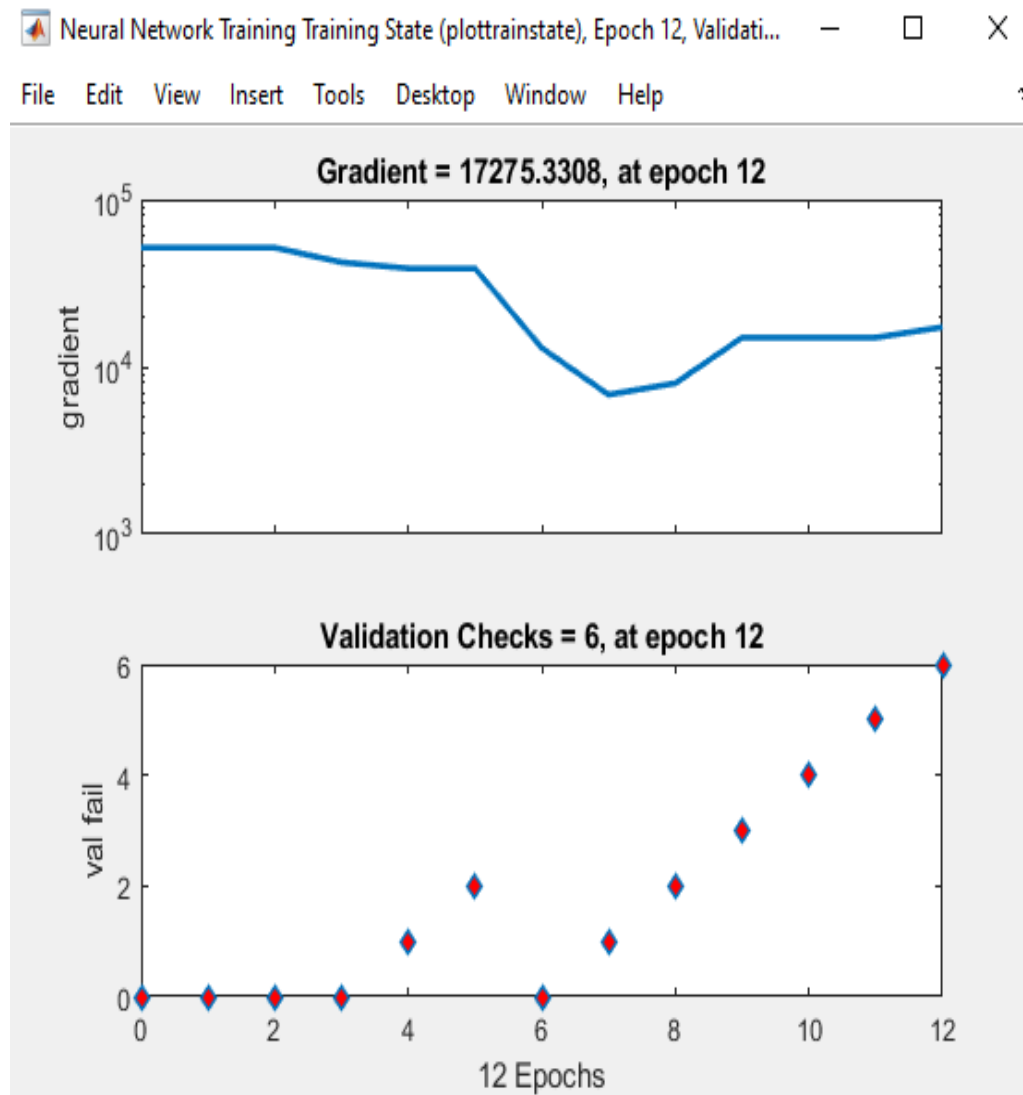


Best Validation Performance is 6080.83

El mejor rendimiento de validación es 54 en la época. En este gráfico observamos que el mejor rendimiento validado es de 6080.8298 a 6 épocas donde el entrenamiento y la validación el error de dispersión es mínimo, que comparándolo con el mejor valor (Best) da la confianza de tener un buen performance.

Figura 33

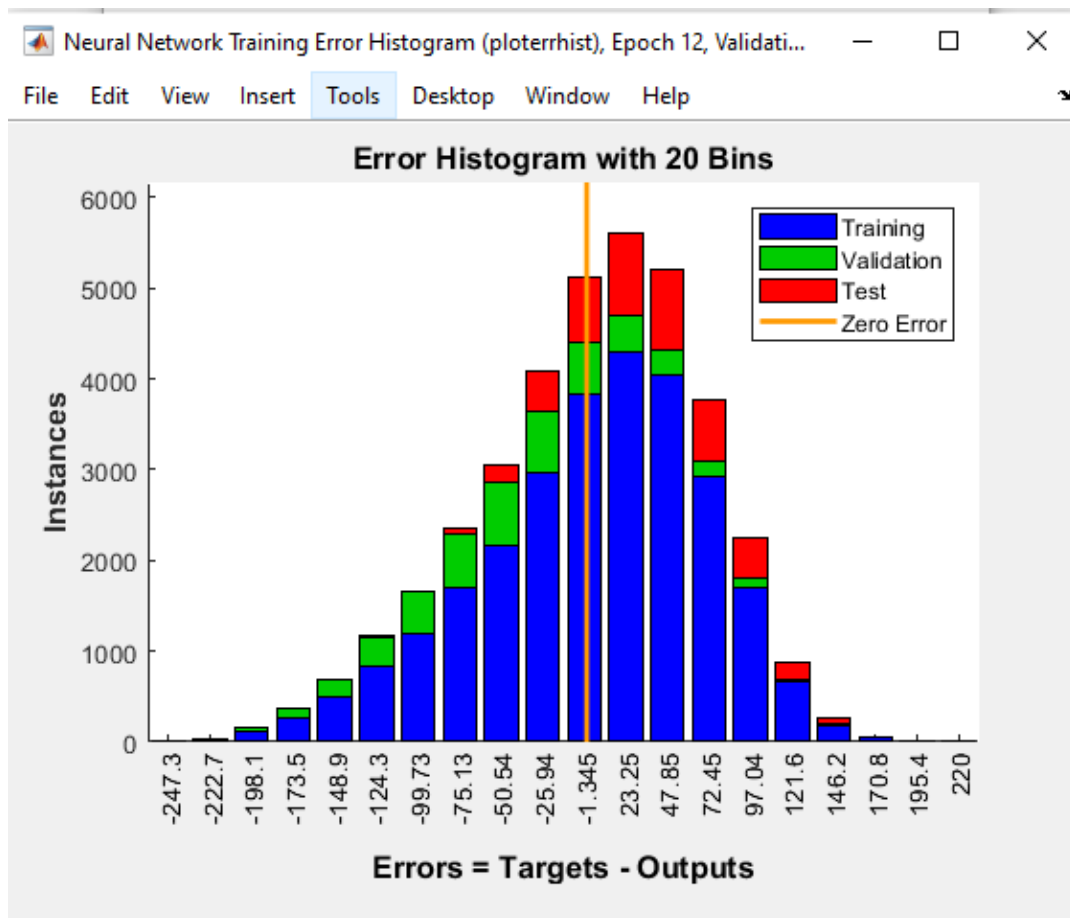
Valor mínimo de la Red Neuronal



En la figura 33 observamos un valor gradiente para 12 épocas de 17275.3308 con el cual alcanza su valor mínimo el modelo de red neuronal, que hace confiable la predicción del modelo.

Figura 34

Histograma de error de la Red Neuronal



En la figura 34, observamos que el entrenamiento comparado con la validación se encuentra en una tabla apilada con cero errores, el cual permite decir que su performance del modelo es adecuado.

Por lo que vimos en el análisis aceptamos la hipótesis alterna y rechazamos la hipótesis nula

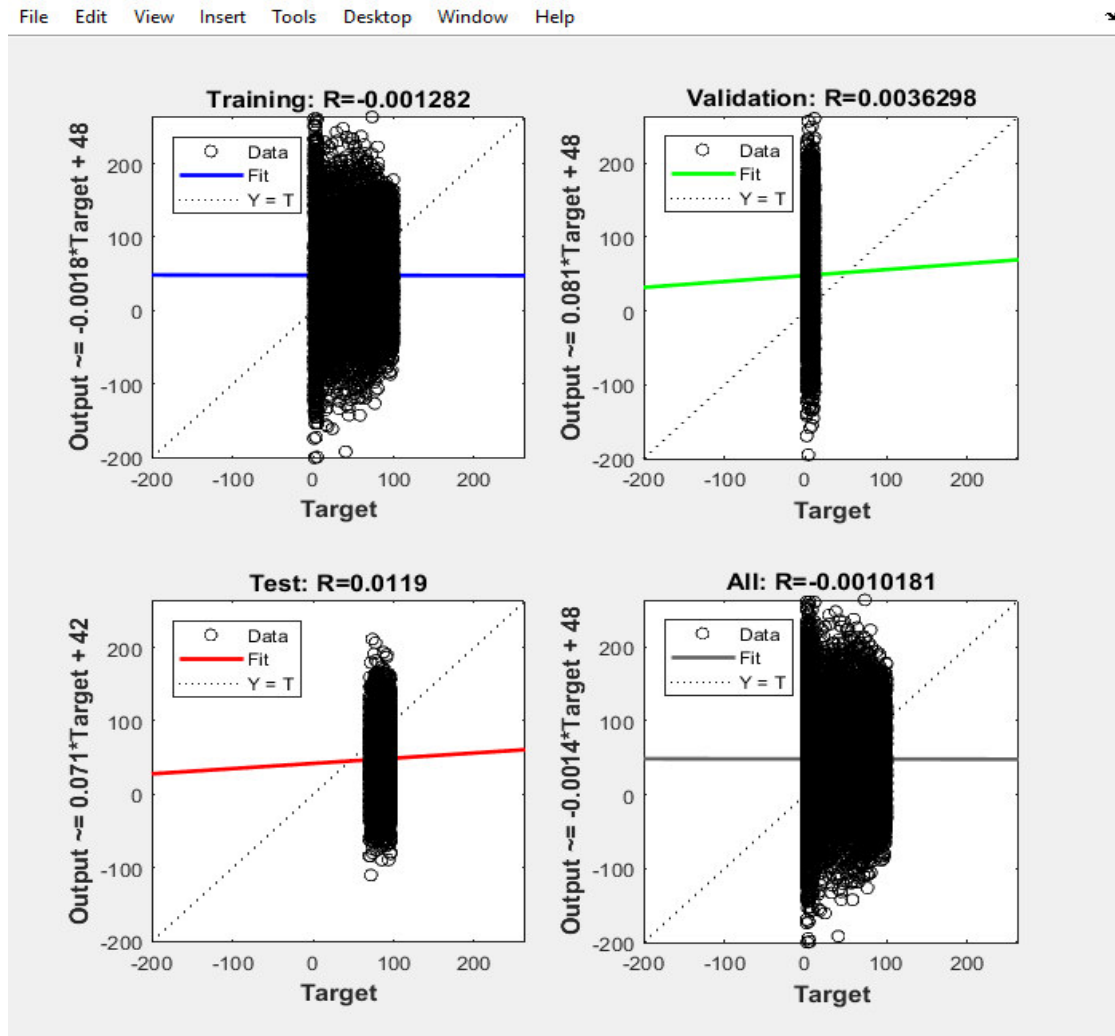
Hs2 1: Si se aplica el Modelo de redes neuronales de Inteligencia Predictiva entonces se optimiza los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud en entidades privadas del sector salud.

4.4. Modelo predictivo Análisis de Regresión

Se realiza el siguiente modelo predictivo:

Figura 35

Modelo Regresión Lineal



En la figura 35 observamos un modelo de regresión lineal.

$\text{Output} = -0.0018(\text{Target}) + 43$ que nos indica que por cada unidad de target se tiene un decremento de -0.0018 de los registros analizados.

Figura 36

Ingreso de datos al software

Import - D:\AÑO 2020C\UPEU 2020 I\Asesorias\Juan Carlos Herrera\Base de Datos\base en excel\Data Juan Carlos Regres Múltiple.xlsx

IMPORT VIEW

Range: A2:L4591

Output Type: Replace unimportable cells with NaN

Variable Names Row: 1

Table

Text Options

Import Selection

SELECTION IMPORTED DATA UNIMPORTABLE CELLS IMPORT

Data Juan Carlos Regres Múltiple.xlsx

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
	DataJuanCarlosRegresMltiple											
	ID	GrupoEtario	Trimestre	APIIP	MARPS	TGIIAAS	TAHM	TIAPH	TAEAM30M...	ELRCIM10...	TRED48H	Ciclo de vida...
	Number	▼ Categorical	▼ Categorical	▼ Number	▼ Number	▼ Number	▼ Number	▼ Number	▼ Number	▼ Number	▼ Number	▼ Number
1	ID	Grupo Etario	Trimestre	%APIIP	MARPS	TGIIAAS	TAHM	TIAPH	TAEAM30...	%ELRCIM1...	TRED48H	Ciclo de vi...
2	1	Niños	Trimestre II	89.9975	90.9219	3.0003	48.9387	10.1314	94.9321	86.1091	2.8951	81.8484
3	2	Jóvenes	Trimestre I	78.3123	81.3599	1.4540	14.8714	10.4949	82.4356	82.3169	4.8054	99.8902
4	3	Jóvenes	Trimestre II	79.6969	92.3229	3.5497	57.5136	1.8085	86.8427	91.2002	2.6411	79.4956
5	4	Jóvenes	Trimestre II	73.8445	78.7373	2.2292	73.0354	8.5785	85.3026	91.8179	5.0425	87.7737
6	5	Jóvenes	Trimestre III	85.6780	97.3966	3.2652	17.9481	2.9617	70.9211	84.3703	4.0115	69.6990
7	6	Niños	Trimestre II	75.8692	75.1288	1.0260	44.3252	6.6310	81.5798	86.2975	5.1975	91.8914
8	7	Jóvenes	Trimestre II	79.0995	75.5915	2.6975	7.8510	7.6510	85.9257	86.3012	2.4671	74.9627
9	8	AdultoMayor	Trimestre II	88.7018	88.0961	1.3236	31.1975	1.3291	81.7430	88.6010	2.3312	60.7101

DATA

En la figura 36, se observa el ingreso de la base de datos ingresada al software Matlab que permitió obtener el modelo óptimo de predicción, generando una matriz de 4590x12 el cual su ejecución demoró un tiempo de 6 horas, para determinar los indicadores con un buen performance de la vida del ciclo de los servicios.

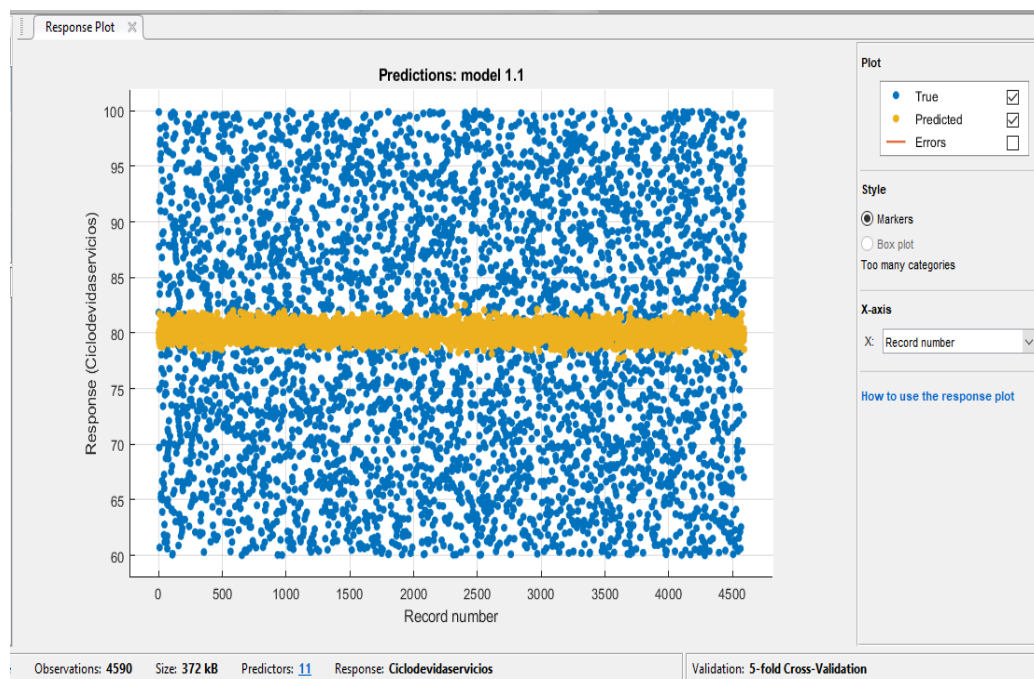
Tabla 9*Resultado del modelo predictivo Stepwise Linear Regresión*

Modelos de Regresión Learner		RMSE	MSE	MAE	R²
Linear Regression:	Linear	11.559	133.6	10.017	0.72
Linear Regression:	Interactions Linear	11.746	137.97	9.92	0.714
Linear Regression:	Robust Linear	11.564	133.73	9.74	0.736
Stepwise Linear Regression:	Stepwise Linear	11.553	133.47	9.43	0.873

En la tabla 9 se observa que de los cuatro modelos de análisis de regresión, el mejor y el más óptimo es el modelo predictivo Stepwise Linear Regresión con un valor de RMSE igual a 11.553, con un coeficiente de determinación R^2 que explica el tiempo de vida de los servicios en un 87.3%; en segundo lugar está el modelo regression linear con un RMSE igual a 11.559 con un coeficiente de determinación R^2 que explica el tiempo de vida de los servicios en un 72%, en tercer lugar tenemos el modelo Regression Robust Linear con un RMSE de 11.564 con un coeficiente de determinación R^2 que explicar el tiempo de vida de los servicios en un 73.6% y en cuarto lugar tenemos al modelo Regression Interactions Linear con un RMSE de 11.746 y un coeficiente de determinación R^2 del 71.4% .

Figura 37

Modelo Predictivo de regresión lineal



En la figura 37, observamos que los datos del ciclo de vida de los servicios respecto a lo predicho con un nivel de confianza del 5% y un nivel de significancia del 95% y un error mínimo de los datos, el modelo predictivo se ajusta a un buen performance para la predicción.

Por lo que vimos en el análisis aceptamos la hipótesis alterna y rechazamos la hipótesis nula

H₃₁: Si se aplica el Modelo de regresión multivariada en Inteligencia Predictiva entonces se mejora los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud en entidades privadas del sector salud.

V. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

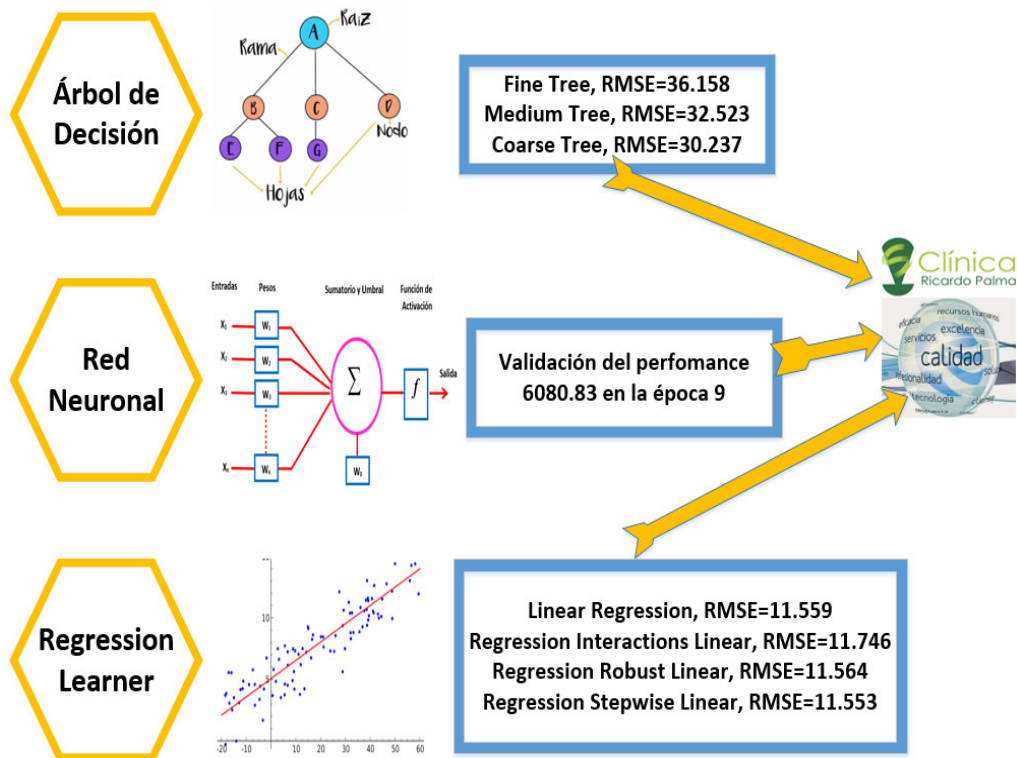
La investigación de Sanchís et al. (2018) encontró un modelo predictivo para el cáncer de próstata en 197 varones mostrando un beneficio del 15% y 35% en ahorro de biopsias, en la que aportó en pacientes en el área de servicio de Oncología, con el estudio realizado se encontró un modelo predictivo de con el modelo Stepwise Linear Regression: Stepwise Linear con un valor de RMSEA de 11.553 y un coeficiente de determinación $R^2= 0.873$ el cual benefició al servicio del tiempo de espera de consulta externa lo que hace un beneficio del servicio de la clínica.

En la investigación de Zavaleta (2010) “Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales” obtuvo un modelo predictivo de pronóstico con redes neuronales con Backpropagation que brindó un error del 3.57% implementado con Matlab, diferenciando al modelo de red neuronal obtenido en esta investigación con un Best validation perfomance de 6080.63 con un rendimiento de 54 épocas utilizando la función de activación sigmoideal obteniendo además un modelo lineal con salida $\text{Output} = -0.0018(\text{Target}) + 43$ que nos indica que por cada unidad de target se tiene un decremento de -0.0018 de los registros analizados, el cual beneficia los recursos de la clínica en su servicios que presta. Esto modelo de red neuronal fue trabajado en el software Matlab en su versión 20.

El modelo que se obtuvo se muestra en la figura 35:

Figura 38

Modelo predictivo



En la figura 38, observamos del modelo predictivo con tres variables de entradas bajo el algoritmo del árbol de decisión Coarse Tree con un RMSE de 30.237 que influye en la predicción de los indicadores del ciclo de vida de los servicios de salud. Así mismo se muestra un modelo de red Neuronal validado con un Performance de 6080.83 en la época 9, que también aporta en el ciclo de vida de los servicios de salud, finalmente se tiene un modelo de Regression Learner con el algoritmo Regression Stepwise Linear con un RMSE igual a 11.553, llegando a mostrar que el modelo es efectivo con un pvalor menor a 0.000.

VI. CONCLUSIONES

De acuerdo a los objetivos propuestos y cumplidos se llegaron a las siguientes conclusiones:

- 6.1. El modelo implementado de Inteligencia Predictiva mejora el proceso de obtener información del estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica en entidades privadas del sector salud, tal como se vio en los resultados obtenidos aceptando las hipótesis alternas en todos los casos, como resultado de nuestro análisis.
- 6.2. Se analizó una red neuronal con 10 capas ocultas usando la función de transferencia Sigmoidea obteniendo un performance de 6080.83 en la época 9. Así mismo se obtuvo un RMSE de 1.0342; un MAE= 5.4321; un VIF de 0.989; un coeficiente de determinación $R^2 = 0.9425$ y un gradiente de 17275.3308 el cual permite validar la precisión de la predicción del ciclo de vida de los servicios de la clínica Ricardo Palma con una mejor eficiencia.
- 6.3. En análisis de los servicios de la clínica Ricardo Palma, analizados, con los modelos vistos en la figura 36, podemos ver, que el modelo del árbol de decisión, en especial el tipo Coarse Tree obtuvo un modelo predictivo óptimo con un valor RMSE 30.237, este modelo predictivo explica un 85% del ciclo de vida del servicio de salud. Además, en la matriz de confusión se obtuvo un $accuracy = \frac{TP + TN}{TP+TN+FP+FN} = 0.808612440191388$, el cual confirma el performance del modelo del árbol de decisión.
- 6.4. Se obtuvo un modelo multivariado de regresión multivariada en la que se analizaron cuatro modelos, de los cuales el óptimo fue el modelo predictivo Regression Stepwise Linear de la forma $Output = -0.0018(Target) + 48$; con un RMSE igual a 11.553, un MSE igual a 133.47, un MAE igual a 9.43 y un coeficiente de determinación $R^2 = 0.873$ que permite predecir el ciclo de vida de los servicios médicos de la clínica Ricardo palma. Se han

obtenido tres seudocódigos uno por modelo predictivo, el cual permite la predicción para eventos futuros con un buen performance.

VII. RECOMENDACIONES

- 7.1. Se recomienda que se analicen en su 100% todas las especialidades de los servicios médicos, implementando el modelo de Richard Nolan en sus seis etapas como su iniciación, contagio, control, integración, administración de datos, y madurez del modelo que permitirá el crecimiento de los Sistemas de Información de las instituciones de salud, realizando un seguimiento y control para un mejor modelo predictivo y que este de acorde a los procesos de los servicios de la clínica Ricardo Palma.
- 7.2. Se recomienda explorar y aplicar nuevas técnicas de ensamblado como el voting, Stacking, Bagging, Boosting que permitirán integrar varios modelos predictivos de regresión para validar la eficiencia y eficacia en la predicción de las redes neuronales. Así mismo se recomienda las redes neuronales convolucionales con modelos ARIMA y las redes neuronales recurrentes con series de tiempo para el análisis del ciclo de vida de los servicios de salud.
- 7.3. Recomendamos continuar empleando modelos de regresión incrementando los modelos de Random Forest, Support Vector Machine (SVM), Vecinos más cercanos (KNN) y Naive Bayes (NB) para una mejor precisión en el análisis de los datos de tiempo de atención en los pacientes en los diferentes servicios que brinda la clínica y efectuar predicciones con un mejor RMSE, MAE, y R^2 ampliando la cantidad de servicios de salud para una mejor atención de calidad.
- 7.4. Se recomienda el empleo de estas herramientas de análisis de regresión, pero agregar los modelos de penalización como regresión LASSO, regresión Ridge, Regresión Elastic Net que permitirán encontrar valores penalizados λ que reajustarán el modelo de regresión lineal del estudio y mejorarán su eficiencia en el proceso de gestión de información y por consiguiente la toma de decisiones en las organizaciones de salud de Lima.

VIII. REFERENCIAS

- Abellán Pérez, F. J. (2022). Estudio, desarrollo e implementación de una estrategia de comunicación crossmedia para el Máster Universitario en Comunicación Transmedia de la UPV. [Tesis de Master, Universitat Politècnica de València]. <https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/189180/Abellan%20-%20Estudio%20desarrollo%20e%20implementacion%20de%20una%20estrategia%20de%20comunicacion%20crossmedia%20para%20e....pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Anderson, D., Sweeney, D., y Williams, T. (2011). Estadística para negocios y economía. (10va Ed.) Cengage Learning. <https://www.upg.mx/wp-content/uploads/2015/10/LIBRO-13-Estadistica-para-administracion-y-economia.pdf>
- Camacho, E. F., y Bordons, C. (2007). Robust model predictive control. En *Advanced Textbooks in Control and Signal Processing*. https://doi.org/10.1007/978-0-85729-398-5_8
- Cannon, L. E. (1969). *A cellular computer to implement the Kalman filter algorithm*. (3ra Ed.) Montana State University.
- Cossio-GIL, (2021) *Sistemas de Información para la Salud (SIS)*. (1ra ED.) Kit-book Servicios Editoriales
- Cantillo-Medina, C. P., Sánchez-Castro, L. F., Ramírez-Guerrero, A. M., Muñoz-Bolaños, M. D., Quintero-Penagos, H. F., & Cuero-Montaño, S. V. (2021). Calidad de vida y caracterización de las personas con Enfermedad Renal Crónica trasplantadas. *Enfermería Nefrológica*, 24(1), 83-92.
- Chikalov, I. (2011). Algorithms for decision tree construction. *Intelligent Systems Reference Library*, 21, 61–78. https://doi.org/10.1007/978-3-642-22661-8_4

- Dervitsiotis, K. N. (2007). On becoming adaptive: The new imperative for survival and success in the 21st century. *Total Quality Management and Business Excellence*, 18(1–2), 21–38. <https://doi.org/10.1080/14783360601043005>
- Diaz J., (2014) Análisis, pronóstico de la demanda y necesidades de personal en un call center de emergencias sanitarias. [Tesis de maestría, Universidad Granada]. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=58448>
- Dihigo, J. G. (2021). *Metodología de la investigación para administradores*. (2da Ed.) Ediciones de la U.
- Eine Erweiterung Klassischer, I. R. M. (2015). Boosting Techniken zur Modellierung item Modifizierender Effekte. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-08705-0>
- Estrella Quintana, H. I., y Villavicencio Flores, A. E. (2024). Análisis de la gestión administrativa en la facultad de ciencias de la ingeniería y aplicadas de la Universidad Técnica de Cotopaxi. [Tesis de titulación, Universidad Técnica de Cotopaxi]. <https://repositorio.utc.edu.ec/server/api/core/bitstreams/7ad0ca49-e486-442d-8b27-710af61c3b4d/content>
- Finlay, S. (2014). Predictive analytics, data mining and big data. Springer. <https://doi.org/10.1057/9781137379283>
- Flasiński, M. (2016). Introduction to artificial intelligence. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-40022-8>
- Garcia de Mendoza, M., y Aguilar Vasquez, C. A. (2023). Aplicación móvil multiplataforma para mejorar la gestión de consultas de infracciones de tránsito en la Municipalidad de la Esperanza, 2022.
- Gerlee, P. (2016). Scientific models. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-27081-4>
- González-Gutiérrez, M. V., Guerrero Velázquez, J., Morales García, C., Casas Maldonado, F., Gómez Jiménez, F. J., y González Vargas, F. (2016). Modelo predictivo de ansiedad

y depresión en pacientes españoles con enfermedad pulmonar obstructiva crónica estable. *Archivos de Bronconeumología*, 52(3), 151–157.

<https://doi.org/10.1016/j.arbres.2015.09.003>

Gutiérrez Monsalve, O. L., y Orejuela Córdoba, J. J. (2018). *Evaluación de Herramientas Lean aplicadas al proceso de ingeniería de Schneider Electric de Colombia–SEC*. [Tesis titulación, Universidad de la Sabana].

[https://intellectum.unisabana.edu.co/bitstream/handle/10818/33528/Evaluaci%
c3%b3n%20Herramientas%20Lean%20-%20L.%20Gutierrez%20-%20J.Orejuela.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://intellectum.unisabana.edu.co/bitstream/handle/10818/33528/Evaluaci%c3%b3n%20Herramientas%20Lean%20-%20L.%20Gutierrez%20-%20J.Orejuela.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

Grüne, L., y Pannek, J. (2017). *Nonlinear model predictive control: Theory and algorithms* (2da Ed.). Communications and Control Engineering. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-46024-6>

Hilera González, J. R., y Martínez Hernando, V. J. (1995). *Redes neuronales artificiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones*. (3ra Ed.) Ra-Ma. Instituto Andino de Sistemas (IAS).

Islem Rekik, G., Unal, G., y Adeli, E. (Eds.). (2018). *Predictive intelligence in medicine*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-00320-3>

Johansen Beroglio, O. (2015). *Introducción a la teoría general de sistemas*. (6ta Ed.) Isdefe. https://issuu.com/riguelcchohuanqui/docs/oscar_johansen_bertoglio

Koprinkova-Hristova, P., Mladenov, V., y Kasabov, N. K. (Eds.). (2015). *Artificial neural networks Springer Series in Bio-/Neuroinformatics* (4). <https://doi.org/10.1007/978-3-319-09903-3>

Kozak, J. (2019). *Decision tree and ensemble learning based on ant colony optimization. Studies in Computational Intelligence*, (781). <https://doi.org/10.1007/978-981-13-0083-7>

- Krafsur, E. S., y Black, W. C. (1992). Analysis of isozyme loci in the face fly, *Musca autumnalis* DeGeer. *Biochemical Genetics*. <https://doi.org/10.1007/BF02399811>
- Lakshmivarahan, S., Lewis, J. M., y Jabrzemski, R. (2017). Forecast error correction using dynamic data assimilation. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-39997-3>
- Medina Ramos, J. M. (2023). Clasificación automática de tumores cerebrales mediante el uso de redes neuronales basadas en Vision Transformer. [Tesis de Bachiller, Universidad las Palmas de Gran Canaria].
https://accedacris.ulpgc.es/bitstream/10553/126120/1/EII-GII-2023-06-Medina_Juan.pdf
- Maturana, H. (1984). *El árbol del conocimiento: Las bases biológicas del entendimiento humano*. (1ra Ed.) Ed. Universitaria.
- Mou, L., y Jin, Z. (2018) *Tree-based convolutional neural networks*. (1ra Ed.) Springer Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-13-1870-2>
- Nojek, S., García, R., Rossi, B., y Britos, P. (2003). Pronóstico de ventas: Comparación de predicción basada en redes neuronales versus método estadístico. *Reportes Técnicos en Ingeniería del Software*, 5(1), 1–12.
<https://doi.org/10.5329/RECADM.20030201008>
- Perez Ortiz J. (2002). Modelos predictivos basados en redes neuronales recurrentes de tiempo discreto. [Tesis doctoral, Universidad de Alicante]. Recuperado de <https://www.dlsi.ua.es/~japerez/pub/pdf/tesi2002.pdf>
- Perez, L., y Gudiel, R. (2020). Análisis comparativo de lenguajes de programación para el desarrollo de aplicaciones en Ciencia de Datos.
- Prakash, N., y Prakash, D. (2018). Data warehouse requirements engineering.

- Rojas, I., Pomares, H., y Valenzuela, O. (2017). Contributions to statistics: Time series analysis and forecasting. Selected Contributions from ITISE 2017. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-27081-4>
- Rey Rincón, L. A., y Correa Salcedo, E. G. (2023). Diseño, desarrollo, implementación y pentesting de un sistema de geolocalización aplicando técnicas de desarrollo seguro que permita realizar el seguimiento de un vehículo automotor usando un dispositivo gps/gprs que se conecta a las redes de comunicaciones de un operador móvil, utilizando lenguaje php, JavaScript, HTML, CSS, Bootstrap y base de datos MySQL Server. Universidad Piloto de Colombia.
- Sanchís-Bonet, A., Barrionuevo-González, M., Bajo-Chueca, A. M., Pulido-Fonseca, L., Ortega-Polledo, L. E., Tamayo-Ruiz, J. C., y Sánchez-Chapado, M. (2018). Validación del índice de salud prostática en un modelo predictivo de cáncer de próstata. *Actas Urológicas Españolas*, 42(1), 25–32. <https://doi.org/10.1016/j.acuro.2017.06.003>
- Sapag Nassir, S. R. (2013). Preparación y evaluación de proyectos (5ta Ed.). <https://doi.org/10.5329/RECADM.20130201008>
- Stoner, J. F. (2013). *Administración*. (6ta Ed.) Prentice Hall Hispanoamericana, S.A. Obtenido de https://alvarezrubenantonio.milaulas.com/pluginfile.php/76/mod_resource/content/1/LIBRO%20DE%20ADMINISTRACION.pdf
- Umaña, F. E., y García, P. A. (2019). Aplicación de redes neuronales artificiales para la predicción de la demanda de energía eléctrica. *Ingeniería Eléctrica y Electrónica*, 10(2), 137–144. https://doi.org/10.1007/978-3-030-00320-3_15
- Von-Bertalanffy, L. (1989). *Teoría General de Sistemas*. (2da Ed.) fondo de Cultura Economica. <https://fad.unsa.edu.pe/bancayseguros/wp-content/uploads/sites/4/2019/03/Teoria-General-de-los-Sistemas.pdf>

Wentura, D., y Pospeschill, M. (2015). *Multivariate Datenanalyse*. (4ta Ed.) Springer Fachmedien Wiesbaden.

Zavaleta, E. y Rodríguez E. (2010) Sistema de pronóstico de la demanda de productos farmacéuticos basado en redes neuronales. [Tesis de Titulación, (Universidad Mayor de San Marcos)]. Recuperado de

http://cybertesis.unmsm.edu.pe/bitstream/cybertesis/3222/1/Gil_ze.pdf

Zhang, R., Xue, A., y Gao, F. (2019). Model predictive control approaches based on the extended state space model and extended non-minimal state space model. Springer.

<https://doi.org/10.1007/978-981-13-0083-7>

IX. ANEXOS

Anexo A. Matriz de consistencia

TÍTULO: MODELO DE INTELIGENCIA ANALÍTICA PREDICTIVA PARA EL PRONÓSTICO DEL ESTADO DEL CICLO DE VIDA DE LOS SERVICIOS DE SALUD EN ENTIDADES PRIVADAS DEL SECTOR SALUD QS-CRP					
Problema	Objetivos	Hipótesis	Variables	Dimensiones	Indicadores
<p>Problema General</p> <p>¿Diseñando un Modelo de Inteligencia Predictiva se mejora el proceso de obtener información del estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica en entidades privadas del sector salud?</p> <p>Problemas específicos</p>	<p>Objetivo General</p> <p>Diseñar un Modelo de Inteligencia Predictiva para el proceso de obtener información del estado del ciclo de vida de los servicios de atención médica en entidades privadas del sector salud.</p> <p>Objetivos Específicos</p>	<p>Hipótesis General</p> <p>Si se aplica el Modelo de Inteligencia Predictiva entonces se mejora positivamente los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios de salud en entidades privadas del sector salud.</p> <p>Hipótesis Específicas</p>	<p>V.I.: Modelo de Inteligencia Analítica Predictiva</p>	Redes Neuronales	Algoritmo Backpropagation
				Árboles de Decisión	Algoritmo de árbol de decisión
				Modelo de Regresión	Algoritmo de Regresión
<p>¿Diseñando un Modelo de redes neuronales de Inteligencia Predictiva se optimiza los tiempos de respuesta del estado del ciclo de vida de los servicios en entidades privadas del sector salud?</p> <p>¿Diseñando un Modelo de árboles de decisión de Inteligencia Predictiva incrementa los datos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en entidades privadas del sector salud?</p> <p>¿Diseñando un Modelo de regresión multivariada de Inteligencia Predictiva mejora el</p>	<p>•Diseñar un Modelo de red neuronal de retro propagación de Inteligencia Predictiva para optimizar los tiempos de respuesta en obtener información del estado del ciclo de vida de los servicios en entidades privadas del sector salud.</p> <p>Diseñar un Modelo de árbol de decisión de Inteligencia Predictiva para incrementar los datos de información del estado del ciclo de vida en los servicios de salud en entidades privadas del sector salud.</p> <p>Si se aplica el Modelo de regresión multivariada en</p>	<p>• Si se aplica el Modelo de redes neuronales de Inteligencia Predictiva entonces se optimiza los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud en entidades privadas del sector salud.</p> <p>• Si se aplica el Modelo de árboles de decisión en Inteligencia Predictiva entonces se incrementa la precisión de los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud que se brindan en entidades privadas del sector salud.</p> <p>• Si se aplica el Modelo de regresión multivariada en Inteligencia Predictiva entonces se mejora los</p>			

<p>proceso de la información del estado del ciclo de vida de los servicios en entidades privadas del sector salud?</p> <ul style="list-style-type: none"> • 	<p>Inteligencia Predictiva entonces se mejora los procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud en entidades privadas del sector salud.</p>	<p>procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud en entidades privadas del sector salud.</p>	<p>V.D.: Procesos de información del estado del ciclo de vida de los servicios en salud.</p>		<ul style="list-style-type: none"> • Pronóstico de promedios móviles en servicios.
					<ul style="list-style-type: none"> • Pronóstico de proyección de la tendencia
					<ul style="list-style-type: none"> • Pronóstico de estacionalidad y tendencia

Anexo B. Código Matlab

Código del modelo del árbol de Decisión

```
function [trainedModel, validationRMSE] = trainRegressionModel(trainingData)
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'ID', 'GrupoEtario', 'Gnero', 'Distrito', 'Trimestre',
                  'ServiciosMdicos', 'Estadociclovida', 'Resppacatendidos',
                  'Tiempodeesperaconsultaexterna'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.CiclovidaServicios;
isCategoricalPredictor = [false, true, true, true, true, true, true, true, false];

regressionTree = fitrtree(...
    predictors, ...
    response, ...
    'MinLeafSize', 4, ...
    'Surrogate', 'off');

predictorExtractionFcn = @(t) t(:, predictorNames);
treePredictFcn = @(x) predict(regressionTree, x);
trainedModel.predictFcn = @(x) treePredictFcn(predictorExtractionFcn(x));

trainedModel.RequiredVariables = {'ID', 'GrupoEtario', 'Gnero', 'Distrito',
                                  'Trimestre', 'ServiciosMdicos', 'Estadociclovida', 'Resppacatendidos',
                                  'Tiempodeesperaconsultaexterna'};
trainedModel.RegressionTree = regressionTree;
trainedModel.About = 'This struct is a trained model exported from Regression
Learner R2017b.';
trainedModel.HowToPredict = sprintf('To make predictions on a new table, T, use:
\n yfit = c.predictFcn(T) \nreplacing "c" with the name of the variable that
is this struct, e.g. "trainedModel". \n \nThe table, T, must contain the
variables returned by: \n_c.RequiredVariables \nVariable formats (e.g.
matrix/vector, datatype) must match the original training data.
\nAdditional variables are ignored. \n \nFor more information, see <a
href="matlab:helpview(fullfile(docroot, "stats", "stats_map"),
"appregression_exportmodeltoworkspace")">How to predict using an
exported model</a>');

inputTable = trainingData;
predictorNames = {'ID', 'GrupoEtario', 'Gnero', 'Distrito', 'Trimestre',
                  'ServiciosMdicos', 'Estadociclovida', 'Resppacatendidos',
                  'Tiempodeesperaconsultaexterna'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.CiclovidaServicios;
isCategoricalPredictor = [false, true, true, true, true, true, true, true, false];
```

```

||
function [trainedModel, validationRMSE] = trainRegressionModel(trainingData)
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'ID', 'GrupoEtario', 'Gnero', 'Distrito', 'Trimestre',
                  'ServiciosMdicos', 'Estadociclodevida', 'Resppacatendidos',
                  'Tiempodeesperaconsultaexterna'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.CiclovidaServicios;
isCategoricalPredictor = [false, true, true, true, true, true, true, true, false];
.
regressionTree = fitrtree(...
...predictors, ...
...response, ...
...'MinLeafSize', 4, ...
...'Surrogate', 'off');
.
predictorExtractionFcn = @(t) t(:, predictorNames);
treePredictFcn = @(x) predict(regressionTree, x);
trainedModel.predictFcn = @(x) treePredictFcn(predictorExtractionFcn(x));
.
trainedModel.RequiredVariables = {'ID', 'GrupoEtario', 'Gnero', 'Distrito',
                                  'Trimestre', 'ServiciosMdicos', 'Estadociclodevida', 'Resppacatendidos',
                                  'Tiempodeesperaconsultaexterna'};
trainedModel.RegressionTree = regressionTree;
trainedModel.About = 'This struct is a trained model exported from Regression
Learner R2017b.';
trainedModel.HowToPredict = sprintf('To make predictions on a new table, T, use:
\n yfit = c.predictFcn(T) \n replacing "c" with the name of the variable that
is this struct, e.g. "trainedModel". \n \n The table, T, must contain the
variables returned by: \n c.RequiredVariables \n Variable formats (e.g.
matrix/vector, datatype) must match the original training data.
\n Additional variables are ignored. \n \n For more information, see: <a
href="matlab:helpview(fullfile(docroot, "stats", "stats.map"),
"appregression_exportmodeltoworkspace")">How to predict using an
exported model</a>');
.
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'ID', 'GrupoEtario', 'Gnero', 'Distrito', 'Trimestre',
                  'ServiciosMdicos', 'Estadociclodevida', 'Resppacatendidos',
                  'Tiempodeesperaconsultaexterna'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.CiclovidaServicios;
isCategoricalPredictor = [false, true, true, true, true, true, true, true, false];
.
partitionedModel = crossval(trainedModel.RegressionTree, 'Kfold', 5);
.

```

```

RegressionTree,'KFold',5);
.
validationPredictions=kfoldPredict(partitionedModel);
.
validationRMSE=sqrt(kfoldLoss(partitionedModel,'LossFun','mse'));

```

```

Código del Modelo Predictivo de la Red Neuronal¶
% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network¶
% Script generated by Neural Fitting app¶
% Created 10-Jan-2021 11:29:28¶
%¶
% This script assumes these variables are defined:¶
%¶
% ...data - input data.¶
% ...data - target data.¶
.¶
x=data;¶
t=data;¶
.¶
% Choose a Training Function¶
% For a list of all training functions type: help nntrain¶
% 'trainlm' is usually fastest.¶
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.¶
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.¶
trainFcn='trainscg'; % Scaled conjugate gradient backpropagation.¶
.¶
% Create a Fitting Network¶
hiddenLayerSize=10;¶
net=fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);¶
.¶
% Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions¶
% For a list of all processing functions type: help nnprocess¶
net.input.processFcns={'removeconstantrows','mapminmax'};¶
net.output.processFcns={'removeconstantrows','mapminmax'};¶
.¶
% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing¶
% For a list of all data division functions type: help nndivision¶
net.divideFcn='dividerand'; % Divide data randomly.¶
net.divideMode='sample'; % Divide up every sample.¶
net.divideParam.trainRatio=70/100;¶
net.divideParam.valRatio=15/100;¶
net.divideParam.testRatio=15/100;¶
.¶
% Choose a Performance Function¶
% For a list of all performance functions type: help nnperformance¶

```

```

net.performFcn='mse'; % Mean Squared Error
%
% Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns={'plotperform','plottrainstate','ploterrhist',...
... 'plotregression','plotfit'};
%
% Train the Network
[net,tr]=train(net,x,t);
%
% Test the Network
y=net(x);
e=gsubtract(t,y);
performance=perform(net,t,y);
%
% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets=t.*tr.trainMask{1};
valTargets=t.*tr.valMask{1};
testTargets=t.*tr.testMask{1};
trainPerformance=perform(net,trainTargets,y);
valPerformance=perform(net,valTargets,y);
testPerformance=perform(net,testTargets,y);
%
% View the Network
view(net);
%
% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure,plotperform(tr);
%figure,plottrainstate(tr);
%figure,ploterrhist(e);
%figure,plotregression(t,y);
%figure,plotfit(net,x,t);
%
% Deployment
% Change the (false) values to (true) to enable the following code blocks.
% See the help for each generation function for more information.
if(false)
... % Generate MATLAB function for neural network for application
... % deployment in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder
... % tools, or simply to examine the calculations your trained neural
... % network performs.
... genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
... y=myNeuralNetworkFunction(x);
end

```

```

¶
if:(false)¶
...%·Generate·a·matrix·only·MATLAB·function·for·neural·network·code¶
...%·generation·with·MATLAB·Coder·tools.¶
...genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');¶
...y=myNeuralNetworkFunction(x);¶
end¶
if:(false)¶
...%·Generate·a·Simulink·diagram·for·simulation·or·deployment·with¶
...%·Simulink·Coder·tools.¶
...gensim(net);¶
end¶
¶
¶
Simple·Script¶
%·Solve·an·Input-Output·Fitting·problem·with·a·Neural·Network¶
%·Script·generated·by·Neural·Fitting·app¶
%·Created·10-Jan-2021·11:30:27¶
%¶
%·This·script·assumes·these·variables·are·defined:¶
%¶
%···data··input·data.¶
%···data··target·data.¶
.¶
x=data;¶
t=data;¶
.¶
%·Choose·a·Training·Function¶
%·For·a·list·of·all·training·functions·type·help·nntrain¶
%·'trainlm'·is·usually·fastest.¶
%·'trainbr'·takes·longer·but·may·be·better·for·challenging·problems.¶
%·'trainscg'·uses·less·memory.·Suitable·in·low·memory·situations.¶
trainFcn='trainscg';·%·Scaled·conjugate·gradient·backpropagation.¶
.¶
%·Create·a·Fitting·Network¶
hiddenLayerSize=10;¶
net=fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);¶
.¶
%·Setup·Division·of·Data·for·Training,·Validation,·Testing¶
net.divideParam.trainRatio=70/100;¶
net.divideParam.valRatio=15/100;¶
net.divideParam.testRatio=15/100;¶
.¶
%·Train·the·Network¶
[net,tr]=train(net,x,t);¶

```

```
"  
  
%·Test·the·Network¶  
y·=·net(x);¶  
e·=·gsubtract(t,y);¶  
performance·=·perform(net,t,y)¶  
·¶  
%·View·the·Network¶  
view(net)¶  
·¶  
%·Plots¶  
%·Uncomment·these·lines·to·enable·various·plots.¶  
%figure, plotperform(tr)¶  
%figure, plottrainstate(tr)¶  
%figure, ploterrhist(e)¶  
%figure, plotregression(t,y)¶  
%figure, plotfit(net,x,t)¶  
¶
```

Anexo C. Análisis Estadístico

ANOVA de un solo factor: %APIIP, MARPS, TGIIAAS, ... MIN, TRED48H

Método

Hipótesis nula	Todas las medias son iguales
Hipótesis alterna	No todas las medias son iguales
Nivel de significancia	$\alpha = 0.05$

Se presupuso igualdad de varianzas para el análisis.

Información del factor

Factor	Nivel	Valores
Factor	8	%APIIP, MARPS, TGIIAAS, TAHM, TIAPH, TAEAM30MIN, %ELRCIM10MIN, TRED48H

Análisis de Varianza

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Factor	7	53028732	7575533	86558.72	0.000
Error	36712	3212998	88		
Total	36719	56241730			

Resumen del modelo

S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)
9.35516	94.29%	94.29%	94.28%

Medias

Factor	N	Media	Desv.Est.	IC de 95%
%APIIP	4590	85.009	8.618	(84.739, 85.280)
MARPS	4590	87.581	7.178	(87.310, 87.852)
TGIIAAS	4590	2.4776	0.8734	(2.2069, 2.7482)
TAHM	4590	42.786	21.980	(42.516, 43.057)
TIAPH	4590	6.0202	2.9429	(5.7496, 6.2909)
TAEAM30MIN	4590	83.463	7.705	(83.193, 83.734)
%ELRCIM10MIN	4590	87.8930	4.5946	(87.6223, 88.1636)
TRED48H	4590	4.0123	1.1486	(3.7417, 4.2830)

Desv.Est. agrupada = 9.35516

Comparaciones en parejas de Tukey

Agrupar información utilizando el método de Tukey y una confianza de 95%

Factor	N	Media	Agrupación
%ELRCIM10MIN	4590	87.8930	A
MARPS	4590	87.581	A
%APIIP	4590	85.009	B
TAEAM30MIN	4590	83.463	C
TAHM	4590	42.786	D
TIAPH	4590	6.0202	E
TRED48H	4590	4.0123	F
TGIIAAS	4590	2.4776	G

Las medias que no comparten una letra son significativamente diferentes.

Pruebas simultáneas de Tukey para diferencias de las medias

Diferencia de niveles	Diferencia de las medias	EE de diferencia	IC de 95%	Valor T	Valor p ajustado
MARPS - %APIIP	2.572	0.195	(1.979, 3.164)	13.17	0.000
TGIIAAS - %APIIP	-82.532	0.195	(-83.124, -81.939)	422.63	0.000
TAHM - %APIIP	-42.223	0.195	(-42.816, -41.631)	216.22	0.000
TIAPH - %APIIP	-78.989	0.195	(-79.582, -78.397)	404.49	0.000
TAEAM30MIN - %APIIP	-1.546	0.195	(-2.138, -0.954)	-7.92	0.000
%ELRCIM10MIN - %APIIP	2.884	0.195	(2.291, 3.476)	14.77	0.000
TRED48H - %APIIP	-80.997	0.195	(-81.589, -80.405)	414.77	0.000
TGIIAAS - MARPS	-85.103	0.195	(-85.696, -84.511)	435.80	0.000
TAHM - MARPS	-44.795	0.195	(-45.387, -44.202)	229.39	0.000
TIAPH - MARPS	-81.561	0.195	(-82.153, -80.968)	417.66	0.000
TAEAM30MIN - MARPS	-4.118	0.195	(-4.710, -3.525)	-21.09	0.000
%ELRCIM10MIN - MARPS	0.312	0.195	(-0.280, 0.904)	1.60	0.752
TRED48H - MARPS	-83.569	0.195	(-84.161, -82.976)	427.94	0.000
TAHM - TGIIAAS	40.309	0.195	(39.716, 40.901)	206.41	0.000
TIAPH - TGIIAAS	3.543	0.195	(2.950, 4.135)	18.14	0.000
TAEAM30MIN - TGIIAAS	80.986	0.195	(80.393, 81.578)	414.71	0.000

%ELRCIM10MIN - TGIIAAS	85.415	0.195	(84.823, 86.008)	437.40	0.000
TRED48H - TGIIAAS	1.535	0.195	(0.942, 2.127)	7.86	0.000
TIAPH - TAHM	-36.766	0.195	(-37.358, -36.174)	-	0.000
TAEAM30MIN - TAHM	40.677	0.195	(40.085, 41.270)	208.30	0.000
%ELRCIM10MIN - TAHM	45.107	0.195	(44.514, 45.699)	230.98	0.000
TRED48H - TAHM	-38.774	0.195	(-39.366, -38.181)	-	0.000
TAEAM30MIN - TIAPH	77.443	0.195	(76.851, 78.036)	396.57	0.000
%ELRCIM10MIN - TIAPH	81.873	0.195	(81.280, 82.465)	419.26	0.000
TRED48H - TIAPH	-2.008	0.195	(-2.600, -1.415)	-10.28	0.000
%ELRCIM10MIN - TAEAM30MIN	4.430	0.195	(3.837, 5.022)	22.68	0.000
TRED48H - TAEAM30MIN	-79.451	0.195	(-80.043, -78.859)	-	0.000
TRED48H - %ELRCIM10MIN	-83.881	0.195	(-84.473, -83.288)	-	0.000
				429.54	

Nivel de confianza individual = 99.76%

Estadísticos descriptivos: %APIIP, MARPS, TGIIAAS, ... 0MIN, TRED48H Estadísticas

Variable	Conteo total	Media	Desv.Est.	Mínimo	Máximo
%APIIP	4590	85.009	8.618	70.009	99.999
MARPS	4590	87.581	7.178	75.007	99.998
TGIIAAS	4590	2.4776	0.8734	1.0001	3.9999
TAHM	4590	42.786	21.980	5.004	80.985
TIAPH	4590	6.0202	2.9429	1.0005	10.9985
TAEAM30MIN	4590	83.463	7.705	70.000	96.989
%ELRCIM10MIN	4590	87.893	4.595	80.002	95.994
TRED48H	4590	4.0123	1.1486	2.0014	5.9997