



**República Bolivariana de Venezuela Universidad de
Los Andes. Facultad de Arquitectura y Diseño.
Sociedad de Ingeniería de Tasación de Venezuela
Especialización en Tasación de Inmuebles Urbanos**



**APLICACIÓN DE TECNICAS DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN LA
TASACION INMOBILIARIA DE APARTAMENTOS EN LA URBANIZACION EL
ROSAL. CARACAS. PERIODO 2023-2024**

www.bdigital.ula.ve

Autor: Roberto Piol
Tutor: Argimiro Castillo

Caracas, febrero de 2025

C.C.RECONOCIMIENTO-NO COMPARTIR



**República Bolivariana de Venezuela Universidad de
Los Andes. Facultad de Arquitectura y Diseño.
Sociedad de Ingeniería de Tasación de Venezuela
Especialización en Tasación de Inmuebles Urbanos**



**APLICACIÓN DE TECNICAS DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN LA
TASACION INMOBILIARIA DE APARTAMENTOS EN LA URBANIZACION EL
ROSAL. CARACAS. PERIODO 2023-2024**

www.bdigital.ula.ve

**Trabajo Especial para Optar al Grado de Especialista en
Tasación de Inmuebles Urbanos**

Autor: Roberto Piol
Tutor: Argimiro Castillo

Caracas, febrero de 2025

DEDICATORIA

A mi amadísima esposa Iris, su amor y apoyo han sido fundamentales durante los momentos más desafiantes en este viaje académico. Gracias por estar a mi lado. Este logro es tanto tuyo como mío.

A la memoria de nuestro querido hijo Ángelo Camilo. Esta tesis es un tributo a ti, a tu corta vida y a la huella indeleble que dejaste en nuestros corazones.

A mis sobrinitas Alexa, Camila y Loredana. Nuestras alegrías, a quienes queremos como si fuesen nuestras hijas.

A la Sociedad de Ingeniería de Tasación de Venezuela (SOITAVE), el lugar donde he impartido la mayor parte de mi enseñanza; con la aspiración de dejar un legado duradero para las futuras generaciones de tasadores venezolanos.

www.bdigital.ula.ve

RECONOCIMIENTOS

Al Dr. Arq. Argimiro Castillo, Decano de la facultad de Arquitectura y Diseño Industrial de la Universidad de Los Andes (ULA), coordinador de la Especialización en Tasación de Inmuebles Urbanos y tutor de esta tesis; por su incondicional apoyo a la existencia de esta Asignatura de “Cuarto Nivel”, la cual en un futuro muy próximo será considerada como un referente de excelencia en la enseñanza de la tasación en Latinoamérica.

A la profesora Julia Carruyo, por su permanente esfuerzo y dedicación al éxito académico de esta Cohorte y mostrarnos a los ingenieros y arquitectos que existe algo más que “números y algoritmos”.

A la Sociedad de Ingeniería de Tasación de Venezuela (SOITAVE), a su presidente Ing. Pedro Luis Garrido, su Junta Directiva Nacional y a los profesores Arq. María Emilia Pereira, Ing. José García Pereira, Arq. Argimiro Castillo, Ing. Rubén Manzur, Urb. Jaime Aymerich, Arq. Mariolga Rivero y demás miembros del cuerpo docente de nuestra Sociedad; que impartieron con dedicación sus conocimientos y esfuerzo permanente en el éxito de esta especialización.

A mis queridos condiscípulos, amigos y colegas que formamos parte de esta Segunda Cohorte de la Especialización en Tasación de Inmuebles Urbanos.

www.bdigital.ula.ve

CONTENIDO

DEDICATORIA	III
RECONOCIMIENTOS.....	IV
CONTENIDO	VII
INDICE DE TABLAS.....	IX
INDICE DE GRAFICOS	XI
RESUMEN.....	XII
ABSTRACT	XIII
INTRODUCCIÓN	14
CAPÍTULO I	17
OBJETIVO GENERAL.....	20
OBJETIVOS ESPECIFICOS	20
JUSTIFICACION	20
LINEA DE INVESTIGACION	22
ALCANCE.....	22
LIMITACIONES.....	24
CAPÍTULO II	26
Antecedentes de la Investigación.....	26
Bases Teóricas	32
Operacionalización de las variables	40
CAPÍTULO III	42
Población.....	42
Muestra.....	44
Criterios de Inclusión y Exclusión.....	45
Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos	48
Operación de una Red Neuronal Artificial	57
Camino Metodológico	66

CAPÍTULO IV	68
Redes Neuronales Artificiales vs. Técnicas de Regresión Múltiple vs. Enfoque de Comparación Directa	68
PRIMER ANÁLISIS: Redes Neuronales Artificiales (RNA)	69
SEGUNDO ANÁLISIS: Técnicas de Regresión Múltiple	82
TERCER ANÁLISIS: Enfoque de comparación directa	92
COMPROBACION Y CONTRASTE DE LOS RESULTADOS	107
CAPÍTULO V	113
CONCLUSIONES SOBRE LA CAPTURA DE LOS DATOS	113
CONCLUSIONES DOBRE LA VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS DEL USO DE LAS TÉCNICAS DE REDES NEURONALES ARTIFICIAL Y REGRESIÓN MÚLTIPLE:.....	114
CONCLUSIONES SOBRE LA VALIDACIÓN EXTERNA DE LOS RESULTADOS DEL USO DE LAS TÉCNICAS DE REDES NEURONALES ARTIFICIAL Y REGRESIÓN MÚLTIPLE EN COMPARACIÓN AL ENFOQUE DE COMPARACIÓN DIRECTA:	115
RECOMENDACIONES.....	117
REFERENCIAS.....	119
ANEXOS	126
ANEXO 1: MUESTRA: BASE DE DATOS.....	126
ANEXO 2: DISTRIBUCION DE FISHER - SNEDECOR	127

INDICE DE TABLAS

TABLA 1: Operacionalidad de las variables	41
TABLA 2: Población de Estudio.....	43
TABLA 3: Criterios de Inclusión y de Exclusión	46
TABLA 4: Muestra Seleccionada para el Estudio	47
TABLA 5: Tabla de Distribución de Frecuencia	55
TABLA 6: Determinación de los “apartamentos patrón” y sus característica	56
TABLA 7: entrada de los datos en aiNET.....	70
TABLA 8: Hoja de Cálculo MS-Excel, donde se indican las características de los cuatro “apartamentos patrón”, con el objetivo exportarla a la RNA	77
TABLA 9: Exportación de la salida de aiNET a la Hoja de Cálculo MS-Excel, donde se indica en valor de cada uno de los cuatro “apartamentos patrón”	79
TABLA 10: Extracto para la determinación de los estadígrafos de control en Hoja de Cálculo MS-Excel aparte.....	80
TABLA 11: Cálculo de los estadígrafos de control en Hoja de Cálculo MS-Excel aparte	81
TABLA 12: Interpretación de la mantisa de los coeficientes de correlación	85
TABLA 13: Hoja de cálculo MS-Excel, conteniendo las características de los “apartamentos patrón” para calcular su valor mediante la regresión múltiple.	87
TABLA 14: Extracto de la hoja de cálculo de MS-Excel, donde se determinan los valores calculados de la muestra a través de la regresión múltiple, a fin de poder obtener los estadígrafos de control para ser contrastado con los de la RNA.....	88
TABLA 15 Hoja de cálculo de MS-Excel, donde se determinan los valores y coeficientes de la regresión múltiple	89
TABLA 16: Extracto de la hoja de cálculo de MS-Excel, donde se determinan los estadígrafos de control de la regresión múltiple	90
TABLA 17: Extracto de la hoja de cálculo de MS-Excel, donde se determinan los valores de los “apartamentos patrón”	92
TABLA 18: Descripción de los “apartamentos patrón”	94

TABLA 19: Tabla de Distribución de Frecuencias para la Primera Serie.....	95
TABLA 20: Análisis de Varianza para la Primera Serie	96
TABLA 21: Calculo del Valor del Apartamento Patrón 1	97
TABLA 22: Tabla de Distribución de Frecuencias para la Segunda Serie	97
TABLA 23: Análisis de Varianza para la Segunda Serie	99
TABLA 24: Calculo del Valor del Apartamento Patrón 2	100
TABLA 25: Tabla de Distribución de Frecuencias para la Segunda Serie	100
Figura 26. Histograma para la Tercera Serie	101
TABLA 27: Análisis de Varianza para la Tercera Serie	102
TABLA 28: Calculo del Valor del Apartamento Patrón 3	103
TABLA 29: Determinación del Término Central de la Serie por el enfoque estadístico de control de errores (Serie Pequeña)	104
TABLA 30: Cálculo del valor del apartamento patrón 4.....	105
TABLA 31: Cálculo del valor de los apartamentos patrón 1 al 4.....	106
TABLA 32: Redes neuronales artificiales (RNA) y regresión múltiple.....	108
TABLA 33: Redes neuronales artificiales (RNA) - regresión múltiple – comparación directa	112

www.bdigital.ula.ve

INDICE DE GRAFICOS

Gráfico 1. fotografía aérea de la Urb. El Rosal. Caracas.....	52
Grafico 2. publicidad del software Octoparse Web Scraping v. 8.7.0.....	52
Gráfico 3. histograma	55
Gráfico 4. perceptrón de McCulloch-Pitts.	60
Gráfico 5. representación gráfica de la función de activación de Fermi.....	61
Gráfico. 6 esquema de la estructura de una RNA	62
Gráfico 7. retropropagación del Error	65
Gráfico 8. especificaciones de la matriz de datos a ser procesadas por aiNET	71
Gráfico 9. extracto de los datos debidamente importados en aiNET	71
Gráfico 10. estadígrafos de los datos antes del proceso de aprendizaje.....	72
Gráfico 11. extracto de los datos después de proceso de adiestramiento	73
Gráfico 12. representación gráfica de los datos antes de finalizar el proceso de aprendizaje	74
Gráfico 13. representación gráfica de los datos después de finalizar el proceso de aprendizaje	75
Gráfico 14. Estadígrafos RMSProp antes y después de finalizar el proceso de aprendizaje	76
Gráfico 15. datos desde MS-Excel al software aiNET: características de los cuatro “apartamentos patrón”, con el objetivo de que la RNA prediga su valor.	77
Gráfico 16. cálculo del valor de los cuatro “apartamentos patrón” en el software aiNET:.....	78
Gráfico 17. test de Fisher-Snedecor	86
Gráfico 18. histograma para la Primera Serie	95
Gráfico 19. histograma para la Segunda Serie	98
Gráfico 20. histograma para la Tercera Serie.....	101
Gráfico 21. distribución de datos	105
Gráfico 22. comportamiento RNA vs. Regresión vs. Mercado	111

República Bolivariana De Venezuela
Universidad De Los Andes
Facultad De Arquitectura y Diseño
Sociedad De Ingeniería De Tasación De Venezuela
Especialización En Tasación De Inmuebles Urbanos

Aplicación de Técnicas de Redes Neuronales Artificiales en la Tasación Inmobiliaria de Apartamentos en la Urbanización El Rosal. Caracas. Periodo 2023-2024

Autor: Roberto Piol
Tutor: Argimiro Castillo
Fecha: Julio de 2022

RESUMEN

El objetivo de la presente investigación fue aplicar de la Tecnología de Redes Neuronales en la elaboración de Avalúos Inmobiliarios. Ante el declive de los análisis de regresión múltiple frente a la dinámica del mercado inmobiliario, causado principalmente por la incapacidad de los paquetes estadísticos de considerar algo más que reglas y modelos matemáticos rígidos. Se validaron los resultados obtenidos en la predicción de los valores obtenidos por las Técnicas de Redes Neuronales Artificiales, con aquellos que se obtendrían utilizando métodos tradicionales de valoración tales como “Enfoque de Comparación Directa” y las “Técnicas de Regresión Múltiple. Los resultados confirmaron que las técnicas de redes neuronales artificiales son una herramienta muy eficiente en la tasación inmobiliaria.

Descriptores: Inteligencia artificial, red neuronal artificial, regresión múltiple, predicción, clasificación, perceptrón, retropropagación, aprendizaje, rmsprop, sigmoide, comparación directa.

República Bolivariana De Venezuela
Universidad De Los Andes
Facultad De Arquitectura y Diseño
Sociedad De Ingeniería De Tasación De Venezuela
Especialización En Tasación De Inmuebles Urbanos

Aplicación de Técnicas de Redes Neuronales Artificiales en la Tasación Inmobiliaria de Apartamentos en la Urbanización El Rosal. Caracas. Periodo 2023-2024

Autor: Roberto Piol
Tutor: Argimiro Castillo
Fecha: Julio de 2022

ABSTRACT

The objective of the present research was to apply Neural Network Technology in the elaboration of Real Estate Appraisals. In view of the decline of multiple regression analysis in the real estate market dynamics, caused mainly by the disability of statistical packages to consider more than rigid mathematical rules and models. The results obtained in the prediction of values obtained by Artificial Neural Network Techniques were validated with those that would be obtained using traditional valuation methods such as "Direct Comparison Approach" and "Multiple Regression Techniques", obtaining as a result that artificial neural network techniques are a very efficient tool in real estate appraisal.

Keywords: Artificial intelligence, artificial neural network, multiple regression, prediction, classification, perceptron, backpropagation, learning, rmsprop, sigmoid, marketing approach.

INTRODUCCIÓN

En este trabajo de investigación, se propone analizar la aplicación de una de las herramientas basadas en algoritmos de Inteligencia Artificial denominada “Redes neuronales artificiales (RNA)”, orientada a los avalúos inmobiliarios para la determinación del valor de uno o varios apartamentos de la Urb. El Rosal de Caracas, en forma rápida, objetiva y precisa, basada en su gran capacidad para la captura, aprendizaje y proceso de extensas cantidades de datos.

En esta investigación se analiza la eficacia y precisión de las técnicas de redes neuronales artificiales (RNA) y se estudian las ventajas que pueden ofrecer en comparación con otros métodos tradicionales de la tasación inmobiliaria, como las técnicas de regresión múltiple y el enfoque de comparación directa.

Una de las mayores dificultades en la tasación de bienes raíces radica en la limitación de identificar los patrones y tendencias de un mercado inmobiliario cada vez más dinámico y complejo, mediante los enfoques de valoración tradicionales.

Además, ante la necesidad de procesar grandes volúmenes de datos de forma rápida y eficiente; los enfoques tradicionales valuatorios resultan insuficientes para obtener una valoración precisa y detallada, especialmente en el caso de "tasaciones masivas".

Así mismo, la homogeneización subjetiva de los datos, que está presente en cierta medida en el enfoque de "Comparación Directa"; puede incrementar la probabilidad de sesgos inconsistentes en los resultados de una valoración.

Por otro lado, los algoritmos de Inteligencia Artificial (tales como las Redes Neuronales Artificiales); tienen la capacidad de procesar información histórica sobre inmuebles similares, factores de mercado, ubicación, tamaño, así como otros datos relevantes y necesarios para determinar el valor de una propiedad. En este sentido, en artículo publicado en el Blog WhereInRio (2023), sostiene que la valoración realizada por una IA, puede proporcionar

estimaciones actualizadas y precisas, lo que brinda una mayor seguridad a todas las partes involucradas en transacciones inmobiliarias y permite tomar decisiones estratégicas mejor informadas. Además, la IA puede realizar análisis comparativos de manera imparcial, rápida y eficiente en comparación con otros enfoques tradicionales.

Descripción de la estructura de este trabajo de investigación

En este apartado se proporciona una visión general de la estructura del estudio. El Título de esta tesis de grado es: “Aplicación de técnicas de redes neuronales artificiales en la tasación inmobiliaria de apartamentos en la urbanización El Rosal. Caracas. periodo 2023-2024”. Esta designación se refiere a la investigación del uso de las redes neuronales artificiales (RNA) como herramienta o enfoque para la valoración inmobiliaria de propiedades, en una ubicación concreta de una ciudad y durante un intervalo de tiempo dado.

Aquí se resalta a las técnicas de redes neuronales artificiales (RNA), como tecnologías avanzadas basadas en la inteligencia artificial (IA) que han ganado importancia por su capacidad de mejorar la precisión y eficacia en la tasación de propiedades. Así mismo, sitúa al presente estudio en el marco del uso de dichas técnicas en el ámbito de la valoración inmobiliaria.

El capítulo I comprende los siguientes aspectos: La declaración del problema. La descripción del “objetivo general” de este trabajo de investigación. La descripción de los “objetivos específicos”. Finalizando con el alcance y las limitaciones de este estudio.

En el Capítulo II, se presenta el marco teórico, los antecedentes de la investigación, las Bases Teóricas y se revisa la teoría básica del funcionamiento de las técnicas de redes neuronales artificiales (RNA).

En el Capítulo III, se describe el marco metodológico, el enfoque, diseño y tipo de la investigación, la población, muestra y las técnicas e instrumentos de recolección de información, la definición de los criterios de inclusión y exclusión de la data y finalizando con la descripción de la técnica de análisis de datos.

En el Capítulo IV, se presentan los resultados y el análisis de la investigación realizada.

El Capítulo V contiene las conclusiones, recomendaciones y futuras líneas de investigación relacionadas con la aplicación de las técnicas de inteligencia artificial en la tasación inmobiliaria.

www.bdigital.ula.ve

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA

La tasación inmobiliaria es una de las actividades que más frecuentemente afecta a los ciudadanos, dado que se encuentra presente en multitud de situaciones cotidianas como, por ejemplo, el pago de tributos, la compra de un inmueble o la solicitud de un préstamo hipotecario. Desde la perspectiva de la Administración Pública, la valoración de inmuebles también es de trascendental importancia, dado que buena parte del sistema impositivo tiene su base en los distintos gravámenes que recaen sobre bienes inmuebles.

La estimación de precios de inmuebles mediante la utilización de métodos objetivos es de interés para los tasadores, compradores, vendedores y para la propia Administración Pública. Existen diferentes metodologías que permiten la determinación del precio de un inmueble, siendo numerosas las aportaciones cuyo propósito es la estimación de precios de inmuebles residenciales. No obstante, el presente trabajo es pionero en la aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial (IA) para la determinación de precios de los apartamentos.

Siguiendo a Martín y Sanz (2006) podría definirse la IA como un conjunto de algoritmos cuyo objetivo es imitar el razonamiento humano a través de una lógica deductiva o manipulación de símbolos. Por su parte, Rey-Carmona y Núñez-Tabales (2017) señalan una visión parecida destacando que, en el seno de la IA, desde distintas perspectivas, se han ido acumulando conocimientos sobre cómo emular las diversas capacidades del ser humano para exhibir comportamientos inteligentes y se han desarrollado sistemas cada vez más perfeccionados que reproducen parcialmente dichas capacidades. Por consiguiente, la IA es un término genérico que

engloba técnicas muy diferentes unas de otras, pero que tienen en común esa imitación de procesos inteligentes existentes en la naturaleza humana

Los primeros estudios que aplicaron técnicas de IA a la valoración de bienes raíces datan de principios de los años noventa. En particular, el trabajo de Borst (1991) en Nueva Inglaterra marcó uno de los hitos pioneros en este campo.

No obstante, según artículo del Blog Real Estate News (2023), la primera vez que se utilizaron algoritmos de inteligencia artificial de manera específica para valorar bienes raíces fue en la ciudad de Filadelfia (EE. UU.) en el año 2018. Independientemente de cuál de las dos fechas sea la correcta, este hecho marcó un punto de inflexión en la adopción de técnicas avanzadas basadas en inteligencia artificial para la valoración inmobiliaria.

www.bdigital.ula.ve
Siguiendo esta cronología y de acuerdo con lo informado en el Sitio Web de la Oficina de Transferencia de Resultados de la Investigación (OTRI) (2022), la Universidad de Murcia (España) desarrolló en el año 2022, el primer modelo español de valoración automatizada de inmuebles mediante algoritmos de IA, el cual cumple con las normas españolas e internacionales de valoración.

De acuerdo con la información del Blog ATValor (2022), en el mismo año en la ciudad de Madrid (España), se desarrollaron y emplearon algoritmos de IA para extraer datos legales en forma precisa y eficiente en la lectura automática de Escrituras de propiedades; reduciendo de esta manera costos y errores humanos;

También en ese mismo año y ciudad, se anunció un nuevo servicio basado en IA, donde los usuarios pueden interactuar con el "avatar virtual" de una famosa actriz para obtener

información sobre propiedades en venta de acuerdo con lo informado en el Blog Promotora Inmobiliaria de Obra Nueva (2023).

En este trabajo de investigación, se propone estudiar y analizar los resultados de la aplicación de una de las herramientas basadas en algoritmos de Inteligencia Artificial denominada: “Redes Neuronales Artificiales (RNA)”; orientada a los avalúos inmobiliarios para la determinación del valor de una o varias propiedades en la Urbanización El Rosal de Caracas, en forma rápida, objetiva y precisa; basada en su capacidad para la captura y procesamiento de grandes cantidades de datos y a su vez, contrastar los resultados obtenidos contra los enfoques y herramientas matemático – estadísticas tradicionales y de aceptación universal tales como lo son: el “Enforque de Comparación Directa (Marketing Approach, en inglés)” y las “Técnicas de Regresión múltiple”.

Desde esta perspectiva, y en función que en Venezuela no hay antecedentes del uso de la aplicación de esta avanzada herramienta de la IA para la estimación del valor de propiedades inmobiliarias urbanas; el presente trabajo de investigación tiene como objetivo principal aplicar la técnica de redes neuronales artificiales en apartamentos emplazados en la Urbanización El Rosal de la ciudad de Caracas.

Ante esta novedosa situación surgen las siguientes interrogantes:

- 1) ¿Por qué es factible emplear las técnicas de redes neuronales artificiales para valorar apartamentos en la Urbanización El Rosal de la ciudad de Caracas?
- 2) ¿Cómo pueden las redes neuronales artificiales contribuir significativamente a la disminución de costos y tiempos en el proceso de valoración?
- 3) ¿De qué manera las técnicas de Inteligencia Artificial podrán garantizar la imparcialidad y mejorar la precisión en la valoración de bienes inmuebles?

4) ¿Cuáles son los principales desafíos y obstáculos al emplear redes neuronales artificiales en la valoración inmobiliaria?

OBJETIVO GENERAL

Aplicar Técnicas de Redes neuronales artificiales (RNA) en la Tasación Inmobiliaria de apartamentos en la Urbanización El Rosal de Caracas, durante el periodo 2023-2024.

OBJETIVOS ESPECIFICOS

1. Demostrar que las redes neuronales artificiales pueden ser una herramienta de gran utilidad para predecir el valor de bienes inmuebles.
2. Optimizar la eficiencia del algoritmo de redes neuronales artificiales, mediante el adecuado entrenamiento o aprendizaje en el software empleado.
3. Verificar los resultados arrojados por el algoritmo de redes neuronales artificiales, mediante el uso y validación de los estadígrafos de control.
4. Validar la predicción del comportamiento de los precios de los apartamentos en la Urbanización El Rosal de Caracas realizada por la red neural artificial, mediante su contraste con otros métodos y enfoques tradicionales de valoración como la Regresión Múltiple y Comparación Directa.

JUSTIFICACION

La aplicación de las técnicas de redes neuronales artificiales en la valoración de bienes inmuebles es un tema relevante en la actualidad que intenta explorar nuevas tecnologías y técnicas para mejorar el proceso de tasación de inmuebles. Este trabajo de investigación intenta

contribuir al desarrollo e innovación en el área de valoración de propiedades y busca una mayor transparencia y objetividad al proceso de avalúo. Al explorar este tema, podemos comprender cómo la IA introduce innovaciones en este campo [...] González (2023).

La aplicación de las técnicas de redes neuronales artificiales en la valoración de bienes inmuebles representa una oportunidad significativa para el avance del conocimiento en un campo en constante evolución. Al utilizar algoritmos basados en IA, podemos mejorar la precisión de las valoraciones, reducir la influencia de criterios subjetivos humanos y acelerar el proceso de tasación. Esto conlleva a estimaciones más equitativas, rápidas y precisas, lo que es crucial para el desarrollo de un mercado inmobiliario más eficiente y equitativo. Además, al introducir la IA en este contexto, se brinda a los profesionales tasadores la oportunidad de mantenerse al día con las tendencias y tecnologías más recientes, lo que contribuye a su desarrollo profesional y a la mejora continua de sus habilidades.

Sobre las consideraciones anteriores, la relevancia del presente trabajo de investigación se justifica en primer lugar, desde el punto de vista académico esta investigación proporcionará información nueva y significativa sobre la aplicación de las técnicas de inteligencia artificial adaptadas a la tasación inmobiliaria y orientará a los profesionales tasadores en el uso de las redes neuronales artificiales en su futuro desempeño profesional; además podrá abrir nuevos caminos para la elaboración de otras investigaciones relacionadas con la tasación inmobiliaria y con su realización se accederá al cumplimiento de manera satisfactoria con uno de los requisitos finales para optar al Grado de la Especialización en Tasación de Inmuebles Urbanos en la Universidad de los Andes.

LINEA DE INVESTIGACION

De acuerdo García et al. (2016), como citado en Unexpo (2014); define línea de investigación como: “[...] eje temático, lo suficientemente amplio y con orientación disciplinaria y conceptual, que se utiliza para organizar, planificar y construir, en forma perspectiva o prospectiva, el conocimiento científico en un campo específico de la ciencia y la tecnología”.

La línea de investigación a la cual se suscribe este trabajo es: “Desarrollo de tecnologías de información aplicadas a la tasación inmobiliaria”. Cuya justificación se resume en el desarrollo de programas informáticos o de aplicaciones de programas existentes a la resolución de problemas de tasación. Adaptación de metodologías y formulaciones estadístico-matemáticas para la resolución de problemas valuatorios.

ALCANCE

El presente trabajo de investigación tiene su ámbito de aplicación en el sector inmobiliario, específicamente en del Área de Tasaciones de Propiedades Urbanas dentro de la ciudad de Caracas. El estudio para la búsqueda y selección de la data corresponde al lapso: comprendido entre el cuarto trimestre del año 2023 y el primer trimestre del año 2024. Cabe destacar que una de las principales limitaciones de esta investigación es la falta de información oficial pública y confiable sobre las transacciones de compraventa de inmuebles en la Oficina de Registro Inmobiliario del Municipio Chacao del Estado Bolivariano de Miranda; por lo que se tuvo que recurrir obligatoriamente al análisis de las ofertas de venta de apartamentos en propiedad horizontal, ubicados en la urbanización El Rosal de Caracas, los cuales fueron publicados durante el período arriba definido en los siguientes “Portales Inmobiliarios”:

- 1) Mercado Libre
- 2) Rent-A-House Venezuela
- 3) Century 21 Venezuela
- 4) RE/MAX Venezuela
- 5) Inmobiliaria.com Venezuela
- 6) Bolsa Inmobiliaria Caracas

La data fue capturada de los portales inmobiliarios precitados, empleando el software de extracción de datos web denominado: Octoparse Web Scraping. Versión 8.7.0. Plan Gratuito. Desarrollado por la empresa: Octopus Data, Inc. Walnut Creek. Caifornia. (EE. UU).

La zona de estudio posee Plan de Desarrollo Urbano Local (PDUL) debidamente estructurado, aprobado y publicado en la Gaceta Municipal del Municipio Chacao Extraordinaria N° 1979 de fecha 03-03-1998.

La aplicación de las técnicas de redes neuronales artificiales (RNA) en el avalúo de inmuebles abarca los siguientes aspectos fundamentales:

a) Las técnicas de redes neuronales artificiales se utilizan para automatizar y agilizar el proceso de avalúo, lo que se traduce en una reducción de la carga de trabajo manual y en una mejora significativa de la eficiencia para el profesional tasador.

b) Las técnicas de RNA permiten realizar análisis predictivos más precisos que las tasaciones tradicionales, utilizando algoritmos avanzados que emplean datos históricos y actuales para predecir tendencias futuras. Blog Sociedad Peruana de Bienes Raíces (2023).

c) Las técnicas de RNA pueden procesar gran diversidad de información, que podrían ser muy importantes para determinar el valor de una propiedad; tales como números, imágenes, textos, datos demográficos y socioeconómicos. Es importante reconocer que esta diversidad de datos sería muy difícil de considerar utilizando métodos tradicionales de tasación. Rivera (2023).

d) La implementación de las técnicas de RNA en el avalúo de inmuebles contribuye que el proceso de tasación sea más objetivo y menos influenciado por criterios subjetivos humanos, lo que puede resultar en valoraciones más equitativas y precisas.

e) Las técnicas de RNA permiten el aprendizaje continuo del sistema a partir de nuevos datos, lo que significa que el modelo de valuación podría mejorar en su predicción a medida que se recopilen, validen e incorporen más datos. Pierna E. [@elenapierna] 2018.

LIMITACIONES

a) La precisión de las valoraciones arrojadas por las técnicas de redes neuronales artificiales (RNA), depende en gran medida de la calidad de los datos utilizados. Si los datos son inexactos o desactualizados, pueden llevar a valoraciones erróneas. Núñez, Rey y Caridad (2016).

b) Aunque las RNA son eficientes en el análisis de datos, no puede reemplazar completamente al “juicio humano”. En propiedades singulares o con características atípicas, la experiencia y el conocimiento del mercado del tasador siguen siendo cruciales.

c) Las modificaciones en las leyes, ordenanzas, normativas o regulaciones locales que inciden en el sector inmobiliario pueden influir en la exactitud de los algoritmos de Redes Neuronales Artificiales (RNA). Dado que estos cambios no están presentes en los datos históricos seleccionados, por lo tanto, no será posible incorporarlos en los patrones identificados por esta técnica de inteligencia artificial (IA).

d) Debido a su estructura de “Caja Negra”, en los modelos de RNA generalmente no se puede conocer la expresión matemática del “Modelo Predictivo” en base a la serie de datos históricos procesados. Solo se puede disponer del resultado final de la predicción y sus correspondientes estadígrafos de control. Piol (2002).

www.bdigital.ula.ve

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

El “Marco Teórico” se puede definir como el conjunto de teorías, investigaciones y monografías previas necesarias para entender, contextualizar y abordar eficazmente un problema de investigación específico. El “Marco Teórico” proporciona el contexto y la base conceptual necesarios para comprender y abordar un tema específico, ya que proporciona la estructura conceptual necesaria para entender, contextualizar y abordar eficazmente un problema de investigación específico, a través de la interacción de teorías, modelos, conceptos y paradigmas; el “Marco Teórico” traza un camino para explorar, analizar y comprender fenómenos complejos, dirigiendo la investigación hacia un objetivo bien definido y construyendo una base de conocimiento sólida y confiable. Ortega (2022).

Antecedentes de la Investigación

Existen diversas investigaciones previas relacionadas con la aplicación de las técnicas de redes neuronales artificiales en Latinoamérica.

Para Chávez (2022). En su trabajo especial de grado en ingeniería civil en la Universidad Señor de Sipán (Perú), titulado: “*Aplicación de Redes Neuronales Artificiales para la valorización de los departamentos habitacionales de la ciudad de Lima*”, exploró un conjunto de métodos y algoritmos avanzados, que dotan a las computadoras con la capacidad para “aprender” a partir de una serie de datos, identificar patrones, tomar decisiones y ejecutar tareas de manera

autónoma, replicando de esta manera aspectos de la “inteligencia humana”. Las investigaciones y conclusiones de Chávez (2022) se vinculan a este trabajo de investigación, en cuanto al estudio y comprensión de las diferentes técnicas de Inteligencia Artificial, entre ellas los algoritmos de redes neuronales artificiales; que permiten el establecimiento y seguimiento de algoritmos altamente eficientes para alcanzar los objetivos específicos de estudio en esta investigación.

En este mismo orden de ideas, Stanic (2023). En su tesis de grado para obtener la licenciatura en física en la Universidad Nacional de Córdoba (Argentina), titulada “*Redes Neuronales y Métodos basados en Árboles para predicción de Valores de Suelo en Córdoba*”, estudió las técnicas de IA, las cuales abarcan una amplia variedad de campos, incluyendo el “Aprendizaje o Entrenamiento Automático”; el cual permite a los sistemas mejorar su rendimiento por medio de “la experiencia” o “el aprendizaje” obtenido de series muy grandes de datos. Las investigaciones y conclusiones de Stanic (2023) se vinculan con este trabajo de investigación, en virtud del análisis de la capacidad del entrenamiento o aprendizaje de las técnicas de redes neuronales artificiales (RNA) para la obtención de mejores predicciones en el valor de las propiedades inmobiliarias.

Los aportes de Preciado (2015). En su tesis doctoral en la Universidad Politécnica de Valencia (España), titulada Valoración de Inmuebles Urbanos: Comparativa Modelo de Regresión Multivariable vs. Redes Neuronales Artificiales para la ciudad de Morelia. Michoacán. México. Preciado sugiere que las RNA son posiblemente el algoritmo con mayor; tendencia de uso entre los desarrolladores de software inmobiliario; estableciendo vínculos con este trabajo de investigación en virtud de que, hasta el presente los paquetes dedicados total o parcialmente a tasaciones y otras actividades relacionadas con el sector inmobiliario que incorporan las RNA en su código fuente, son los más populares y demandadas en el mercado especializado.

A continuación, se lista un extracto de la descripción de algunos de los softwares que incorporan algoritmos de RNA destinados principalmente al mercado inmobiliario o de uso general encontrados en la Web:

1. National Appraisal Estimator (Estimador Nacional de Tasaciones): Aplicación en línea para tasar propiedades en los EE. UU. Calcula el costo de reposición a nuevo y la depreciación física y funcional de cualquier propiedad. Utiliza RNA, aprendizaje automático y análisis de datos de propiedades (Big – Data). Suscripción mensual.

2. SFREP: Es otra aplicación en línea popular en los EE. UU. que utiliza algoritmos de RNA y aprendizaje automático para proporcionar a los usuarios tasaciones de propiedades en el mercado inmobiliario. Suscripción mensual.

3. ValueLink: Es una aplicación en línea para MS-Windows y desde el año 2024, también existe como aplicación para teléfonos inteligentes y tablets en Android. Diseñada para la tasación de bienes raíces en EE. UU. y otros países que han suscrito convenios con el desarrollador. El software incorpora algoritmos de RNA para permitir a los usuarios a obtener tasaciones precisas de distinto tipos de propiedades. Suscripción por contrato. Aplican condiciones.

4. RealData: Es una aplicación en línea para MS-Windows y Android, diseñada para el análisis de mercado y valoración inmobiliaria. Utiliza tecnología de punta, incluidos algoritmos de Redes Neuronales Artificiales, para ofrecer una experiencia personalizada y precisa el análisis de ventas comparables, análisis de alquileres y elaboración de informes de tasación. Solo está disponible en los EE.UU. Suscripción por contrato. Aplican condiciones.

5. SNNS (Stuttgat Neural Network Simulator): Es un software de redes neuronales desarrollado originalmente en la Universidad de Stuttgart. Existen versiones para Windows y otras plataformas. Al SNNS pueden añadirse funciones de activación y procedimientos de aprendizaje. Admite varias topologías de redes. Shareware.

6. Aspirin/MIGRALNES: Software de redes neuronales artificiales con topología de retropropagación, disponible gratuitamente en The MITRE Corporation. El sistema contiene una interfaz con herramientas de visualización, que permite mostrar gráficamente los parámetros y valores de las redes resultantes o procesarlos mediante sistemas posteriores. Además, se incluye un sencillo conjunto de herramientas de análisis numérico. Shareware.

7. Emergent (anteriormente PDP++): Es un software de redes neuronales destinado principalmente a crear modelos cognitivos. Su desarrollo comenzó en 1995 en la Universidad Carnegie Mellon y, desde 2014, continúa en la Universidad de Colorado en Boulder. Tiene un diseño modular basado en los principios de la programación orientada a objetos. Funciona en Microsoft-Windows así como en otras plataformas. Shareware.

8. Neural Designer: Es una aplicación de escritorio diseñado principalmente para la minería de datos que utiliza redes neuronales y aprendizaje automático. Por suscripción. Aplican condiciones.

9. CONVNETJS: Es una librería Javascript en línea para entrenar modelos de Deep Learning (Redes Neuronales) completamente en el navegador. Sin requisitos de software, sin compiladores y sin instalaciones. Por suscripción. Aplican condiciones.

10. Neuroph: Es un framework Java ligero para desarrollar arquitecturas comunes de redes neuronales. Contiene una biblioteca Java de código abierto bien diseñada con un pequeño número de clases básicas que corresponden a conceptos básicos de RNA. Shareware.

11. Torch: Es un software de cálculo científico con amplio soporte para algoritmos de redes neuronales artificiales de aprendizaje automático que da prioridad a las GPU. Es fácil de usar y eficiente, gracias a un lenguaje de scripting sencillo y rápido a una implementación subyacente en C/CUDA. Shareware.

a) MLPNeuralNet: Es una rápida biblioteca de redes neuronales artificiales de topología perceptrón multicapa para iOS y Mac OS X. MLPNeuralNet predice mediante redes neuronales artificiales entrenadas. Se basa en “Accelerate Framework” de Apple y utiliza operaciones vectorizadas y aceleración por hardware. Shareware.

Los Aportes de Restrepo y Velásquez. (2020). En su Tesis de Grado para optar a la especialización en Valoración Inmobiliaria en la Institución Universitaria Esumer (Colombia), titulada *“Análisis comparativo de la metodología de valoración de Redes Neuronales Artificiales y el Modelo Multicriterio en la predicción de los valores integrales de los apartamentos, en la comuna 11 – Laureles. Medellín”*; concluyen que los algoritmos basados en RNA permiten el análisis y procesamiento grandes cantidades de datos para la identificación de patrones y la realización de predicciones precisas sobre el valor de las propiedades. Las investigaciones y conclusiones de Restrepo y Velásquez (2020), establecen un vínculo con este trabajo de investigación, al corroborar que la implementación de estos novedosos algoritmos mejora la eficiencia, velocidad, precisión y estandarización en el proceso de valoración inmobiliaria, haciéndolo más confiable para la tasación de bienes raíces.

En ese mismo orden de ideas, Mujica (2022) en su tesis de maestría en arquitectura en la Universidad Ricardo Palma (Perú), titulada "*Influencia de factores urbanos en el valor del suelo residencial para tasaciones inmobiliarias. El caso del Sector 9 en el Dto. San Borja (2010-2019)*", define a la tasación inmobiliaria como el proceso de determinar el valor de un bien inmueble en un momento específico. Las conclusiones de Mujica (2022) establecen una conexión con este trabajo de investigación ya que demuestra que la implementación de las técnicas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) como metodología valuatoria, es una herramienta valiosa y novedosa para determinar el valor de una propiedad en un instante determinado.

Es importante observar, que de acuerdo con el Concilio de Normas Internacionales de Valoración (IVSC); la tasación inmobiliaria se define como el proceso de determinar el valor de un activo inmobiliario en un momento específico de acuerdo con un enfoque profesional y ético IVSC (2020).

Por otro lado, Carpio (2014) en su tesis de maestría en hábitat residencial en la Universidad de Chile titulada "*Precio del Suelo y Metodologías de Evaluación. Exploración para la captura de plusvalías urbanas en el caso de la Región Metropolitana de Santiago de Chile*", concluye que la tasación inmobiliaria implica el estudio, análisis y ponderación de diversas variables clave tales como la ubicación, la superficie, el número de baños y estado de conservación. Las investigaciones y conclusiones de Carpio (2014) se relacionan con este trabajo al demostrar que las redes neuronales artificiales permiten la inclusión flexible de una amplia gama de variables, lineales y no lineales, numéricas y cualitativas, dicotómicas y politómicas, lo que facilita un análisis detallado para predecir con mayor precisión el valor de una propiedad.

www.bdigital.ula.ve

Bases Teóricas

Técnicas de Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Una Red Neuronal Artificial (RNA) es un sistema compuesto por nodos organizados en capas, donde la salida de cada nodo se calcula como la suma ponderada de las entradas, a la que se aplica una función de activación no lineal. Durante el proceso de entrenamiento, los pesos de las conexiones se ajustan para minimizar el error. Las RNA pueden tener diversas arquitecturas que se adaptan a distintos tipos de datos y problemas como clasificación, regresión y detección de anomalías. Uno de los modelos más comunes es el perceptrón multicapa, que consta de varias capas en las que los nodos de una capa se conectan únicamente con los de la capa siguiente. Martínez, Cantero y Ventura (2022).

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA): Han sido desarrolladas por investigadores durante años con el objetivo de simular la actividad cerebral y lograr inteligencia artificial. Estas redes están formadas por un gran número de elementos de procesamiento (neuronas) profundamente interconectados, trabajando en conjunto para abordar problemas específicos. Al igual que los humanos, las RNA aprenden de la experiencia. Tallón (2013), como citado en Yegnarayana (1999).

Este enfoque representa una nueva forma de computación capaz de enfrentar la imprecisión y la incertidumbre presentes en la resolución de problemas del mundo real, ofreciendo soluciones precisas y de fácil implementación al manejar múltiples elementos sencillos que funcionan de manera simultánea, siendo el diseño de la red principalmente determinado por las interconexiones entre sus componentes, emulando así el funcionamiento de las conexiones neuronales en el cerebro.

Para Matich (2001), existen numerosas formas de definir a las redes neuronales; desde las definiciones cortas y genéricas hasta las que intentan explicar más detalladamente qué son las redes neuronales. Por ejemplo:

- 1) Una nueva forma de computación, inspirada en modelos biológicos.
- 2) Un modelo matemático compuesto por un gran número de elementos procesales organizados en niveles.
- 3) [...] un sistema de computación compuesto por un gran número de elementos simples, elementos de procesos muy interconectados, los cuales procesan información por medio de su estado dinámico como respuesta a entradas externas.
- 4) Redes neuronales artificiales son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples (usualmente adaptativos) y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico". (p. 8).

Quizás una definición mucho más detallada de una Red Neuronal Artificial podría ser la propuesta por Martínez, Ochando, Cantero y Ventura (2022):

Una Red Neuronal Artificial (RNA) es un sistema compuesto por nodos organizados en capas, donde la salida de cada nodo se calcula como la suma ponderada de las entradas, a la que se aplica una función de activación no lineal. Durante el proceso de entrenamiento, los pesos de las conexiones se ajustan para minimizar el error. Las RNA pueden tener diversas arquitecturas que se adaptan a distintos tipos de datos y problemas como clasificación, regresión y detección de anomalías. Uno de los modelos más comunes es el perceptrón multicapa [...]. (p.

4)

Tasación Inmobiliaria de Apartamentos

La tasación inmobiliaria es el proceso de estimar el valor de una propiedad en un momento específico. Se basa en criterios y normas establecidos y el resultado se presenta en un informe elaborado por un tasador o profesional cualificado. Este informe establece el valor estimado de la propiedad.

Una definición más acertada de tasación inmobiliaria es la contenida en las Normas Internacionales de Valoración Edición 2025, publicadas por el Concilio de Normas Internacionales de Valoración (IVSC), la cual cita:

A valuation model is a tool used for the quantitative implementation of a valuation method in whole or in part. A valuation model converts inputs into outputs used in the development of a value, whereas a valuation method is a specific technique to develop a value. [Un modelo de valoración es una herramienta utilizada para la aplicación cuantitativa de un método de valoración en su totalidad o en parte. Un modelo de valoración convierte los datos de entrada en datos de salida utilizados en el desarrollo de un valor, mientras que un método de valoración es una técnica específica para desarrollar un valor]. IVSC (2025, p. 56).

Elementos que permiten aplicar las técnicas de redes neuronales artificiales en la tasación inmobiliaria

Aprendizaje automático.

Es una parte de la inteligencia artificial. Su objetivo es crear algoritmos que permitan a las computadoras aprender por sí mismas. Esto se logra identificando patrones en los datos. A medida que las máquinas reciben más información, pueden tomar decisiones y hacer tareas de manera más eficiente. El aprendizaje automático es una disciplina que no requiere intervención humana para seleccionar, analizar y procesar datos. Según Nocetti (2019): “la inteligencia artificial y el aprendizaje automático están siendo impulsados por la convergencia y los avances

en tecnologías como el Big Data, el Cloud Computing o el Internet of Things y permitirían gestionar la gran cantidad de información a la que se tiene acceso.” (p. iv).

Aplicando los conceptos previamente discutidos, se puede inferir que el “aprendizaje automático” en las Técnicas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) se refiere a la incorporación de algoritmos fundamentados en la inteligencia artificial que, aplicados al código de las RNA, permiten que las RNA aprendan y se perfeccionen de manera autónoma y sin intervención humana en base a la captura de los datos. En esencia, el aprendizaje o adiestramiento de las RNA se sustenta en la habilidad de la red para reconocer patrones y realizar predicciones basadas en los datos de entrada. Esta capacidad de entrenamiento o aprendizaje mejora su precisión y eficiencia a medida que la red procesa más información.

Procesamiento del lenguaje natural (PLN).

Es una disciplina que permite capturar información a partir de documentos y textos. Según Barberan, Rivadeneira y Larrea (2018) en su artículo de investigación señalan: “la minería de texto utiliza el procesamiento del lenguaje natural como su principal herramienta.” (p. 1).

La investigación realizada por estos autores se centró en la implementación del procesamiento del lenguaje natural y las redes neuronales artificiales para identificar y extraer información de una o más bases de datos de textos.

Las redes neuronales artificiales (RNA) y el procesamiento del lenguaje natural (PLN) son dos algoritmos de la inteligencia artificial: Mientras que el PLN se encarga de la comprensión y la respuesta del lenguaje humano por parte de las computadoras, las RNA aprenden a partir de datos como texto o voz.

Las RNA tienen la capacidad de interpretar palabras y frases como vectores en un espacio dimensional extenso, lo que facilita a las computadoras la comprensión de las relaciones entre diferentes palabras y frases.

En resumen, mientras que las RNA son las herramientas que aprenden de los datos de texto, el PLN proporciona el marco que permite a las computadoras comprender y/o generar lenguaje o escritura humana. Juntas, estas tecnologías posibilitan que las computadoras interactúen con las personas de una manera más natural y comprensible.

En la presente investigación, nuestro enfoque principal es la interpretación del comportamiento del Mercado Inmobiliario en la Urbanización El Rosal de Caracas, para lo cual solamente se utilizan datos numéricos (Ofertas de Venta) a través del uso de Redes Neuronales Artificiales (RNA). No se utilizarán técnicas de reconocimiento de texto o voz en este estudio. No obstante, dada su relevancia en el campo de la inteligencia artificial, se hace mención y se proporciona una descripción del Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN) para su consideración en futuras investigaciones relacionadas.

Análisis de imágenes

El análisis de imágenes es una disciplina que permite reconocer automáticamente las características físicas de un objeto, mediante un algoritmo de procesamiento de imágenes. Nuñez (2016), en su tesis de grado estudió la aplicación de técnicas de aprendizaje supervisado con redes neuronales artificiales diseñadas específicamente para resolver problemas de visión artificial como el reconocimiento de patrones gráficos.

Así mismo, Nuñez (2016) afirma en su trabajo de investigación:

El reconocimiento o clasificación de imágenes consiste en asignar a una imagen una etiqueta de un conjunto definido de categorías en función de sus características. Pese a parecer un problema relativamente trivial desde nuestra perspectiva, se trata de uno de los desafíos más importantes a los que se enfrentan los sistemas de visión artificial. Factores como la escala, las condiciones de iluminación, deformaciones o el ocultamiento parcial de objetos hacen de la clasificación de imágenes una tarea compleja, a la que se ha dedicado un gran esfuerzo para

desarrollar sofisticadas técnicas de reconocimiento de patrones, que no siempre producen los resultados esperados (p. 8).

Además, el mismo autor señala que: “La etapa de reconocimiento de caracteres se realizará mediante una red neuronal entrenada previamente con un conjunto de datos con imágenes de números y letras generadas por ordenador con distintas tipografías y estilos.” (p. 15).

En resumen, el análisis de imágenes a través de las técnicas de RNA, se presenta como una herramienta poderosa para el reconocimiento y clasificación automática de características físicas tanto para la identificación de inmuebles como para otras diversas aplicaciones.

El enfoque principal de esta investigación no incluye el uso de técnicas de reconocimiento de imágenes. Sin embargo, es importante destacar su relevancia en el ámbito de la inteligencia artificial, por lo que se sugiere considerar su aplicación en futuras investigaciones relacionadas.

El análisis de datos.

El análisis de datos es una disciplina que permite predecir valores utilizando una variedad de algoritmos matemáticos y estadísticos.

Montaño (2002) en su tesis de grado empleó técnicas de redes neuronales artificiales en análisis de datos fisiológicos y psicológicos. Analizando los resultados de su trabajo de investigación, el autor concluye que:

[...] del conjunto de metodologías emergentes que comprende la lógica borrosa, las redes neuronales, el razonamiento aproximado, los algoritmos genéticos, la teoría del caos y la teoría del aprendizaje. De entre estas metodologías, las Redes Neuronales Artificiales son las que actualmente están causando un mayor impacto, debido a su extraordinaria aplicabilidad práctica. Recientemente esta tecnología ha captado la atención de los profesionales dedicados a la estadística y al análisis de datos, los cuales comienzan a incorporar las redes neuronales al conjunto de herramientas [...]. (p. 13)

En concordancia con los resultados obtenidos por Montaña (2002); Velasco (2009) en su artículo Redes Neuronales Aplicadas al Análisis de Datos; publicado por la Revista de Información, Tecnología y Sociedad (La Paz. Bolivia), llega a la siguiente conclusión: “Dado su flexibilidad y capacidad de generalización como su habilidad para diagnosticar con notable precisión en diversas áreas, permiten afirmar que las RNA se convertirán en un futuro próximo en una herramienta difundida en el análisis de problemas [...]”. (p. 61).

Precisión y objetividad.

Pino, Gómez y De Abajo (2001), en su e-book “Introducción a la Inteligencia Artificial: Sistemas Expertos, Redes Neuronales Artificiales y Computación Evolutiva”; refiriéndose a las ventajas y desventajas entre los sistemas expertos (tales como las RNA) y los expertos humanos cita:

“Los sistemas expertos tienen notables ventajas sobre los expertos humanos” (P. 10). ...
 “Ahora bien, presentan claras limitaciones al compararlos con los expertos humanos ante todo por carecen por completo de creatividad y de sentido común. Además, solo sirven para parcelas bien acotadas del conocimiento frente a la mayor universalidad del saber humano” (P. 10). [...]
 “los sistemas expertos nunca van a reemplazar por completo al trabajo del hombre” (P. 11) [...]
 “y en la mayoría de los casos van a requerir la intervención de un operador humano” (P. 11).

Por lo tanto, se puede concluir del estudio de Pino, Gómez y De Abajo (2001):

- i) Que es importante tener en cuenta que todos sistemas expertos tienen limitaciones.
- ii) Aunque son eficientes y precisos, carecen de creatividad y sentido común; habilidades que son innatas en los seres humanos.
- iii) A pesar de que la IA puede mejorar la precisión y objetividad de los resultados, no puede reemplazar completamente la intuición y la creatividad humana. (p.10)

Cueto (2022), en su tesis de grado titulada “Análisis Predictivo del Precio de las Viviendas en los Distritos de Ciudad Lineal y La Latina con modelos de Machine Learning” afirma:

El mercado inmobiliario es uno de los más importantes de la economía de una país, y también uno de los más cambiantes, pues el precio medio de los inmuebles residenciales fluctúa constantemente. Gracias al desarrollo de las tecnologías y del Machine Learning se han creado modelos y algoritmos que permiten predecir eficazmente los precios de las viviendas y detectar cuales son las variables que más influyen en determinar su valor. (P. 7).

No obstante, el mercado inmobiliario es muy complejo, y los valores de las viviendas dependen de muchas características. ¿Qué factores son los que más influyen en el precio? ¿Qué tendencias pueden detectarse? ¿Qué precio puede tener una vivienda con X características? [...] el recurso más valioso del mundo ya no es el petróleo, sino los datos [...] la información, los datos, son críticos y esenciales tanto para las inmobiliarias como para los compradores, para así conocer a la perfección el mercado y poder tomar las mejores decisiones de compra o inversión (P. 7).

Por otro lado, Condori y Gutiérrez (2023), en su tesis de grado titulada “Evaluación de las propiedades mecánicas del suelo para pavimentos, utilizando redes neuronales artificiales como herramienta predictiva”, concluyen: “Los resultados obtenidos revelan la capacidad de las RNA para proporcionar predicciones eficientes con un porcentaje de error mínimo, permitiendo una caracterización precisa y detallada en comparación con métodos convencionales.” (P. 4).

Con respecto a las técnicas de redes neuronales artificiales, Condori y Gutiérrez (2023) afirman “Estas estructuras computacionales han demostrado una capacidad excepcional para abordar tareas complejas, como el reconocimiento de patrones, el procesamiento de información y la toma de decisiones”. (P. 21).

Si bien las RNA son algoritmos que generan resultados muy exactos, su conformación de cálculo es del tipo “Ensayo – Error”, no garantizan que los valores calculados por la red siempre sean exactos.

Santolaria (2010) en su trabajo final de carrera titulado: “Aplicación informática de modelización del comportamiento de un motor, mediante la utilización de Redes Neuronales Artificiales (RNA)” en cuanto a la precisión de la predicción de una RNA concluye: “Cabe destacar que, al ser un modelo matemático basado en redes neuronales, son modelos seguros y fiables, pero los resultados obtenidos pueden diferir de la realidad” (P. 49).

A partir de las investigaciones y conclusiones llevadas a cabo por los autores arriba referenciados, se puede concluir que las técnicas de Redes Neuronales Artificiales (RNA) se distinguen por su destacada precisión en la predicción de resultados de eventos.

Esta capacidad precisa se atribuye a la habilidad inherente de las RNA para aprender de datos complejos y no lineales, lo que las posiciona de manera favorable en comparación con los algoritmos de cálculo tradicionales. Sin embargo, es también importante destacar que las RNA no siempre alcanzan una convergencia exacta debido a su enfoque de "ensayo y error" en su estructura topológica.

Es importante enfatizar que este estudio no contempla aspectos legales vinculados con el tema investigado, concentrándose exclusivamente en el análisis, evaluación y comparación de los datos y resultados derivados de la implementación de las técnicas mencionadas.

Operacionalización de las variables

Se define “Operacionalidad de las variables” al proceso de definir cómo se medirán las variables en un estudio de investigación. A continuación, se presenta el análisis de la operacionalización de las variables de investigación propuestas; sus definiciones, dimensiones e indicadores. Se conforma por las actividades para recolectar los datos de la operación.

TABLA 1: Operacionalidad de las variables

Variable	Objetivos Específicos	Definición operacional	Dimensiones	Indicadores	Escala de Medición
Técnicas de Inteligencia artificial	1. Demostrar que las redes neuronales artificiales pueden ser una herramienta de gran utilidad para predecir el valor de bienes inmuebles.	A. Base de datos inmobiliarios B. Anet (Software de RNA)	A. Captura automática de datos mediante software de extracción de datos (Web Scrapping) B. Operación del software Anet	A. Ubicación, características y precios de los apartamentos. B. Resultados del software	Ordinal Numérica Expresada en US\$ ó US\$/M2
	2. Optimizar la eficiencia del algoritmo de redes neuronales artificiales, mediante el adecuado entrenamiento o aprendizaje en el software empleado.	El algoritmo empleado por el software Anet incluye fase automática de entrenamiento o aprendizaje de la RNA	Software de entrenamiento o aprendizaje automatizado	Software de entrenamiento o aprendizaje automatizado	Ninguna
	3. Verificar los resultados arrojados por el algoritmo de redes neuronales artificiales, mediante el uso y validación de los estadígrafos de control.	Los estadígrafo de control son necesarios para validar la RNA con otros métodos de valoración.	Determinación de los estadígrafos de control mediante hoja de cálculo externa al software.	Estadígrafos de Control: R^2 RMS F y Fo SCR SCE SCT	Ordinal Numérica Adimensional
Mercado Inmobiliario	4. Validar la predicción del comportamiento de los precios de los apartamentos en la Urbanización El Rosal de Caracas realizada por la red neural artificial, mediante su contraste con otros métodos y enfoques tradicionales valoración como la Regresión Múltiple y Comparación Directa.	Se contrastarán los resultados y estadígrafos de control de la RNA, regresión múltiple y enfoque de comparación directa para llegar a una conclusión.	Comparación de los resultados	A. Contraste entre los Estadígrafos de Control de la RNA y la Regresión Múltiple B. Comparación con el Enfoque de Comparación Directa	Ordinal Numérica Expresada en US\$ ó US\$/M2

(Elaboración propia del autor)

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

La investigación sobre las técnicas de redes neuronales artificiales (RNA) aplicada a la tasación de apartamentos en la Urbanización El Rosal de Caracas, durante el lapso comprendido entre el 4to. Trimestre de 2023 y el 1er. Trimestre de 2024; se fundamenta en la aplicación combinada de los métodos analítico y sintético, en combinación con el deductivo e inductivo. En esta investigación se trata de responder o dar cuenta del porqué del objeto que se investiga, tomando en cuenta las consideraciones planteadas por Ortega (2017), quien aborda la aplicación de la inteligencia artificial en el proceso de tasación inmobiliaria, especialmente a través de su aplicación y la descripción detallada de cómo esta herramienta puede ser utilizada en esta área de estudio. Donde la investigación descriptiva se emplea a través del método de análisis para caracterizar un objeto de estudio o una situación concreta, identificando sus características, atributos y propiedades. Por su parte, la investigación explicativa se utiliza para su implementación en un contexto específico con el fin de abordar y resolver una situación.

Población

Para Tamayo y Tamayo (2003):

[...] Totalidad de un fenómeno de estudio, incluye la totalidad de unidades de análisis o entidades de población que integran dicho fenómeno y que deben cuantificarse para un determinado estudio, integrando un conjunto N de entidades que participan de una determinada característica y se le denomina población por constituir la totalidad del fenómeno adscrito a un estudio o investigación. (p.176).

Siguiendo las definiciones de Balestrini (2002) y Tamayo y Tamayo (2003); en este trabajo de investigación la población estaría representada por la totalidad de apartamentos que satisfacen los criterios particulares establecidos en el presente estudio, tales como ubicación, fecha de publicación, superficie, número de dormitorios, baños, entre otros. Los cuales fueron capturados de manera automatizada y sin intervención humana, mediante el empleo de software de extracción de datos de internet (web scraping software).

La Población bajo estudio corresponde a las Ofertas de Venta de Apartamentos en la Urb. El Rosal de Caracas, durante el cuarto trimestre de 2023 y el primer trimestre de 2024 y se muestra en la tabla a continuación:

TABLA 2: Población de Estudio

PORTAL INMOBILIARIO	TOTAL, COMPARABLES CAPTURADOS
MERCADO LIBRE	289
RENT-A-HOUSE	2
CENTURY 21	5
RE/MAX	6
BOLSA INMOBILIARIA CARACAS	20
TOTAL, POBLACION	322

(cálculos propios)

Se excluyeron 41 datos (Ofertas - Referenciales) por considerarse como "Publicación Duplicada en los Portales inmobiliarios consultados". Los avisos de ofertas duplicados en uno o varios portales inmobiliarios pueden deberse a varias razones: Una de ellas es la estrategia de marketing para aumentar la visibilidad de una propiedad. Otra razón podría ser una mala

sincronización o actualización incorrecta entre diferentes sistemas de listado de los administradores de los portales. También es posible que diferentes agentes o intermediarios inmobiliarios, publiquen el mismo inmueble con conocimiento o no, de que ya están publicados. Estas prácticas pueden resultar en una experiencia de búsqueda de comparables confusa para los profesionales tasadores.

Debido a que la captura de datos se realizó de manera automática, sin intervención del autor en su selección. Para calificar una oferta como "duplicada", se estableció el siguiente criterio: Si al comparar todos los datos capturados entre sí, dos o más ofertas cumplen simultáneamente con las siguientes condiciones, se considerarán "repetidas":

- a) El PRECIO de las ofertas debe ser el mismo
- b) La SUPERFICIE de las ofertas debe ser la misma
- c) El Número de DORMITORIOS de las ofertas debe ser igual
- d) El Número de BAÑOS de las ofertas debe ser igual

Muestra

Sabino (2002) señala que la muestra es “una parte de la población, o sea un número de individuos u objetos seleccionados científicamente, cada uno de los cuales es un elemento del universo. (p. 91)”.

Total, Datos incluidos en la Muestra (Tamaño de la Muestra): 282 Ofertas

El proceso de selección de la muestra debe ser rigurosamente planificado para asegurar su representatividad con respecto a la población de estudio. Esto implica evitar sesgos y garantizar que los resultados obtenidos puedan ser generalizados de forma adecuada. La muestra debe poseer un tamaño suficiente para obtener resultados estadísticamente

significativos, pero no excesivo a punto de volver la investigación inmanejable o costosa. La selección adecuada de la muestra es esencial para la validez y fiabilidad de los resultados obtenidos en un estudio de investigación.

Criterios de Inclusión y Exclusión

Los criterios de inclusión y exclusión son reglas predefinidas que determinan si ciertas personas o variables pueden participar en un estudio. Los criterios de inclusión describen qué características deben tener los datos para ser considerados importantes, mientras que los criterios de exclusión indican qué aspectos descalifican a las personas o variables de formar parte del estudio. Estas reglas son importantes para definir y controlar los datos que serán analizados en la investigación, asegurando que el estudio sea relevante, específico, válido, claro y transparente.

Los criterios de inclusión y exclusión a ser analizados en este trabajo de investigación titulado: "Aplicación de técnicas de redes neuronales artificiales en la tasación inmobiliaria de apartamentos en la Urbanización El Rosal. Caracas. Período 2023-2024", son los siguientes:

TABLA 3: Criterios de Inclusión y de Exclusión

Criterios de inclusión	Criterios de exclusión
1\ Ofertas capturadas en los principales portales inmobiliarios en línea de Venezuela.	1\ Ofertas en otras RR.SS. no especializadas en la publicación de bienes raíces.
2\ Apartamentos ubicados en la Urb. El Rosal. Caracas.	2\ Apartamentos ubicados fuera de la poligonal que define a la Urb. El Rosal. Municipio Chacao. Caracas.
3\ Ofertas publicados durante el período: IV Trimestre 2023 – I Trimestre 2024.	3\ Ofertas publicadas fuera del intervalo precitado.
4\ Información completa sobre las características del apartamento (Superficie, dormitorios, baños, estacionamientos y maleteros entre otros).	4\ La ausencia de cualquiera de las características del apartamento (Superficie, dormitorios, baños, entre otros).
5\ Apartamentos inscritos bajo el régimen de la propiedad horizontal (Condominios).	5\ Apartamentos que no están inscritos bajo el régimen de propiedad horizontal, townhouses, casas convertidas en múltiples apartamentos y cualquier otra configuración distinta a la de un condominio.
6\ Apartamentos que se ajusten a los parámetros estadísticos de la población en cuanto a su precio y características.	6\ Apartamentos que presenten anomalía en su precio, características o distribución interna en relación con los parámetros estadísticos de la población

(cálculos propios)

TABLA 4: Muestra Seleccionada para el Estudio

DESCRIPCION	Datos
Data total capturada automáticamente en los portales inmobiliarios:	363
Datos excluidos por considerarse "Publicaciones Repetidas":	41
Población:	322
Datos excluidos por ausencia de la Variable DORM.:	2
Datos excluidos por ausencias de las Variables DORM. y BAÑOS:	16
Datos excluidos por ausencia de la Variable SUPERF.:	3
Datos excluidos por presentar anomalía la Variable Precio Unitario:	17
Datos excluidos por presentar anomalía proporción DORM/BAÑOS:	2
Total Datos incluidos en la Muestra (Tamaño de la Muestra):	282

(Cálculos propios)

Justificación:

- 1) Se excluyen 2 datos (referenciales) por indicar ausencia de la variable cuantitativa DORMITORIOS (Unidades)
- 2) Se excluyen 16 datos (referenciales) por indicar ausencia simultánea de las variables cuantitativas DORMITORIOS y BAÑOS (Unidades)
- 3) Se excluyen 3 datos (referenciales) por indicar ausencia de la variable cualitativa SUPERFICIE (M2)
- 4) Se excluyen 17 datos (referenciales) por presentar anomalías en la variable PRECIO (US\$ ó US\$/M2):
- 5) Se excluyen 2 datos (referenciales) ofertas por presentar anomalías en la variable número de baños en relación con el número de dormitorios:

Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos

En el presente estudio de investigación, se empleará como técnica de recolección de datos la consulta a las bases de datos inmobiliarias alojadas en los portales de bienes raíces más prominentes de Venezuela.

Los datos, se corresponden a las ofertas de venta de apartamentos en la Urbanización El Rosal de Caracas durante el cuarto trimestre del año 2023 y el primer trimestre del año 2024, los cuales fueron capturados de forma automatizada y sin intervención humana (a través de técnicas de web scraping) de los portales inmobiliarios, utilizando la versión gratuita del software OCTOPARSE v. 8.7.0

Esta data capturada, proporcionó una importante información referente al precio de venta, superficie del apartamento, el número de habitaciones, baños, entre otros.

Redes Neuronales Artificiales vs. Técnicas de Regresión Múltiple vs. Enfoque de Comparación Directa.

En el marco de este trabajo de investigación, se plantea el objetivo de verificar la aplicabilidad de algoritmos de Redes Neuronales Artificiales (RNA) en la elaboración de avalúos inmobiliarios. En comparación a dos de los enfoques tradicionales más ampliamente utilizados en este ámbito: Las Técnicas de Regresión Múltiple y el Enfoque de Comparación Directa.

Se pretende examinar y comparar los resultados de las predicciones de una RNA en contraste con los dos métodos convencionales precitados; con la meta de determinar si las RNA pueden proporcionar al profesional tasador beneficios relevantes en términos de precisión, eficiencia y capacidad predictiva en la valoración de activos inmobiliarios.

Redes Neuronales Artificiales.

Las RNA son un modelo computacional que simula el comportamiento del cerebro humano. Están conformadas por unidades llamadas neuronas artificiales o perceptrones; interconectadas entre sí para facilitar intercambios de información. En estas redes se utilizan algoritmos basados en inteligencia artificial (IA) y aprendizaje profundo (deep learning). Un modelo de red neuronal artificial puede extraer conclusiones y determinar patrones en los datos sin intervención humana.

Las Técnicas de Regresión Múltiple.

Con la popularización y accesibilidad a las computadoras personales (PC) durante la segunda mitad de la década de los ochenta y la liberación de paquetes estadísticos para las mismas, los profesionales tasadores tuvieron en sus manos la posibilidad de emplear las técnicas de regresión múltiple como una potente e innovadora herramienta para el cálculo del valor de bienes.

Se consideró entonces a las técnicas de regresión múltiple como “el perfeccionamiento de la metodología del mercado”, debido que los propios referenciales se ajustan y corrigen entre sí de forma automática, sin necesidad de intervención humana.

Si bien en teoría, las técnicas de regresión múltiples eran la solución a los problemas de subjetividad o sesgo que adolecía el método clásico de mercado (comparación directa); para que la regresión múltiple convergiera en un valor real se necesitaba que la muestra cumpliera con una serie de condiciones estadístico – matemáticas, a veces imposibles de satisfacer; tales como las siguientes:

- 1) El coeficiente de determinación (R^2) debe ser mayor al 70%.
- 2) No debe existir multicolinealidad entre las variables independientes

- 3) Debe existir una relación idónea entre el número de datos y la cantidad de variables independientes que entran en un estudio de regresión.
- 4) Los residuos $(\hat{Y} - Y)$ deben de distribuirse en forma normal.
- 5) El modelo de regresión solo puede predecir en la zona homocedástica de la data.

El Enfoque de Comparación Directa.

Durante un extenso período, el tradicional enfoque de Comparación Directa, también conocido como "Marketing Approach", se mantuvo como la principal metodología utilizada por los tasadores de bienes raíces. Este enfoque se fundamenta en el principio de valoración que establece que "inmuebles de características similares se venderán a precios similares" y se basa en la búsqueda y selección de propiedades de referencia comparables al inmueble sujeto a valoración en el mercado inmobiliario.

En un principio, este enfoque tradicional de mercado se consideraba válido y comprensible. Sin embargo, la viabilidad del método se ve comprometida en situaciones donde la disponibilidad o fiabilidad de los datos de referencia era limitada, lo que imposibilitaba obtener una muestra representativa de inmuebles similares para realizar la tasación. En estos casos, se recurre a la aplicación de "homologaciones" o "correcciones" o "ajustes" a los datos de referencia, a través de procedimientos lógico-matemáticos, muchas veces empíricos, con el propósito de "ajustar artificialmente" dichos datos para que se asemejaran al inmueble a valorar.

A pesar de su gran utilidad y amplia difusión, surge la problemática derivada de la presencia de "elementos subjetivos" en la estimación del valor de una propiedad, provocados por el profesional tasador al intentar aplicar uno o varios factores de ajuste a una serie de datos de referencia, lo cual influye negativamente en la precisión del cálculo del valor real de la propiedad.

La Urbanización El Rosal: Escenario de la investigación.

Para este trabajo de investigación se ha seleccionado el estudio del mercado inmobiliario de apartamentos en la Urbanización El Rosal de Caracas, considerando que se trata de un segmento altamente demandado y exclusivo. La oferta de apartamentos en este sector se centra en propiedades de lujo, con acabados de alta calidad, comodidades y servicios exclusivos. Los precios de venta de los apartamentos suelen estar por encima del promedio debido a la ubicación y prestigio de la zona, lo que convierte a El Rosal en un mercado de inversión inmobiliaria significativa. Además, la urbanización atrae la atención de extranjeros que necesitan residir en Caracas, como diplomáticos, directores de organismos multilaterales, ejecutivos de empresas transnacionales y corresponsales extranjeros, entre otros. Uno de los aspectos más relevantes es la atracción de una clientela de alto poder adquisitivo que busca vivir en un entorno seguro y bien ubicado. Por lo tanto, El Rosal sirve como un indicador importante de la demanda y los precios en el mercado de apartamentos de lujo en el este de la ciudad de Caracas.

La Urbanización El Rosal: Se corresponde a un sector ubicado en el centro - este de la ciudad de Caracas, Venezuela, específicamente en el municipio Chacao del estado Miranda. Se caracteriza por ser una importante zona financiera con un pequeño, pero muy importante sector residencial. El Rosal tiene una superficie estimada de 50,9 hectáreas (0,50 kilómetros cuadrados). Es una zona bastante urbanizada y se destaca por incorporar una importante zona financiera. Alberga las sedes principales de la Asociación Bancaria de Venezuela, el Consejo Bancario Nacional y la Bolsa de Valores de Caracas, entre otros. También se encuentran dos grandes centros comerciales-empresariales: Centro Lido y Centro Galipán. Además, cuenta con espacios culturales como el centro cultural Chacao y el Parque Boyacá. El Rosal es categorizado como la zona de mayor prestigio empresarial y residencial de la Ciudad de Caracas,

considerando el precio por metro cuadrado como uno de los de mayor valor en Venezuela (resumido de www.Wikipedia.com).

Gráfico 1. fotografía aérea de la Urb. El Rosal. Caracas



Fuente: Prensa Latina

Captura de la Data

Las observaciones se recopilaban a partir de las ofertas de venta de apartamentos en la Urbanización El Rosal. Estas ofertas se minaron de los principales portales inmobiliarios del país durante un período que abarcó desde el cuarto trimestre de 2023 hasta el primer trimestre de 2024; haciendo uso del software Octoparse Web Scraping, versión 8.7.0. Plan Gratuito. Desarrollado por la empresa: Octopus Data, Inc. Walnut Creek, California. (EE. UU.).

Gráfico 2. publicidad del software Octoparse Web Scraping



Fuente: www.octoparse.com

Octoparse, es un software basado en inteligencia artificial (IA) diseñado para el "web scraping" (extracción de datos web) que facilita la extracción automatizada de datos de páginas web sin intervención humana. Esta herramienta es muy útil para la recopilación de información destinada a análisis, investigación de mercado y otras aplicaciones que requieran la recolección automatizada de datos.

Procedimientos, definiciones y conceptos en el proceso de investigación.

Manejo de la data y selección de los “apartamentos patrón”

El proceso de comparación y contraste entre los modelos estudiados comienza con una depuración cuidadosa de los datos. Esto implica eliminar los datos repetidos, que suelen ser comunes en los portales inmobiliarios estudiados. Luego, se definen los criterios de inclusión y exclusión. Estos criterios determinan qué datos o variables son elegibles para participar en este estudio de investigación y son esenciales para definir y limitar el conjunto de datos a ser analizados, para asegurar así la relevancia, especificidad y validez de los resultados.

Una vez completada la recopilación de la base de datos definitiva de ofertas de venta de apartamentos en El Rosal (muestra), se aplicarán los tres (3) métodos de análisis siguientes: Primero, se empleará una red neuronal artificial (RNA). Posteriormente, se llevará a cabo una regresión múltiple y finalmente, se procesarán los mismos datos utilizando el enfoque de comparación directa. Cada uno de estos procedimientos generará sus propios resultados y estadígrafos de control.

Se procederá a comparar los resultados obtenidos por la red neuronal artificial (RNA), la regresión múltiple y el enfoque de comparación directa; a fin de poder considerar la precisión de las predicciones. Para ello, se realizará una comparación inicial de la exactitud de los resultados generados por la red neuronal artificial (RNA) y la regresión múltiple a través de los estadígrafos

de control de cada modelo, como lo son el coeficiente de determinación (R^2), la raíz del error cuadrado medio (RMS) y la distribución de Fisher-Snedecor (F y F_0), entre otros.

Para contrastar estos resultados con el enfoque de comparación directa (el cual es un análisis univariante, a diferencia de la RNA y la regresión múltiple que son multivariantes), se evaluará la proximidad de los resultados de las predicciones de los tres modelos entre sí. Este análisis se realiza calculando los valores proporcionados por cada método para una muestra representativa ("apartamentos patrón"), seleccionados de entre los más comunes de la Urbanización El Rosal.

Se define como "apartamentos patrón" a las unidades residenciales seleccionadas como ejemplos típicos que sirven como punto de referencia en estudios de mercado o análisis inmobiliarios. Estas propiedades, por cumplir con ciertos criterios específicos tales como superficie, número de dormitorios, número de baños y otras particularidades; son representativas del mercado inmobiliario de un determinado sector.

Al tener características bien definidas y representativas, los apartamentos patrón ayudan a establecer parámetros y estimaciones sobre el valor promedio de una propiedad en un determinado segmento del mercado.

Los "apartamentos patrón" son utilizados para realizar evaluaciones comparativas y determinar tendencias. Para el caso de este estudio de investigación, se obtuvo una muestra de 282 apartamentos de diferentes características constructivas, todos emplazados en la Urbanización el Rosal. Al aplicar a la muestra la técnica estadística de "Análisis de Varianza" (ANOVA), se construyó la siguiente Tabla de Distribución de Frecuencias y su correspondiente representación gráfica (Histograma), en base a la superficie de los apartamentos seleccionados:

TABLA 5: Tabla de Distribución de Frecuencia

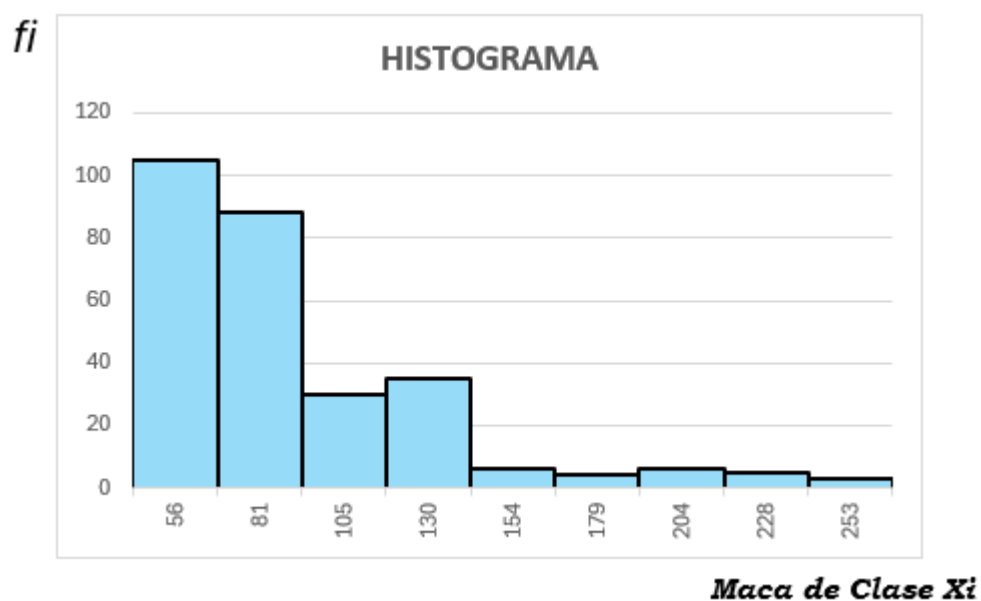
TABLA DE DISTRIBUCION DE FRECUENCIA							
CLASE	DESDE	HASTA	X_i	f_i	F_i	$ X_i - Me * f_i$	
1	44,00	68,56	56,28	105	105	2.343,89	Clase Modal
2	68,56	93,11	80,83	88	193	196,44	Clase Mediana
3	93,11	117,67	105,39	30	223	803,62	
4	117,67	142,22	129,94	35	258	1.796,98	
5	142,22	166,78	154,50	6	264	455,38	
6	166,78	191,33	179,05	4	268	401,81	
7	191,33	215,89	203,61	6	274	750,04	
8	215,89	240,44	228,16	5	279	747,81	
9	240,44	265,00	252,72	3	282	522,35	
				282		8.018,32	

Termino Central de la Serie = 78,60 M2 (Mediana)

(cálculos propios)

www.bdigital.ula.ve

Gráfico 3. Histograma: Distribución de la Superficie de los Apartamentos



(cálculos propios)

Obsérvese que, en base al Análisis de Varianza, se pudieron identificar los apartamentos cuyas características son más frecuentes en la muestra capturada de la Urb. El Rosal:

TABLA 6: Determinación de los “apartamentos patrón” y sus características

DESCRIPCION	SUPERF. M2	Nº DORM.	Nº BAÑOS	% MUESTRA
APARTAMENTO 1	56,28	1	1	37,23%
APARTAMENTO 2	80,83	2	2	31,21%
APARTAMENTO 3	105,39	3	3	10,64%
APARTAMENTO 4	129,94	3	3	12,41%
OTROS APARTAMENTOS.				8,51%
TOTA MUESTRA				100,00%

(cálculos propios)

A partir de la tabla de distribución de frecuencia anteriormente mencionada, se dedujeron las superficies, cantidad de habitaciones y baños de los cuatro (4) apartamentos más recurrentes en la muestra analizada. Esta información se empleará para establecer las características constructivas de los cuatro (4) modelos de apartamentos que servirán como referencias. El propósito de los “apartamentos patrón” es poder validar los resultados obtenidos por técnicas disímiles entre sí tal como lo son la Red Neuronal Artificial (RNA), la Regresión Múltiple y el Enfoque de Comparación Directa; lo que permitirá verificar los “objetivos específicos” en esta investigación.

La Teoría de las Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Propósito: Investigar la viabilidad de aplicar técnicas de redes neuronales artificiales (RNA) en la realización de avalúos inmobiliarios, considerando las limitaciones de las técnicas de regresión múltiple y del enfoque de comparación directa en el mercado inmobiliario venezolano actual.

Operación de una Red Neuronal Artificial

Los Pesos: Las RNA puede tener factores de peso fijos o adaptables. Las que tienen pesos adaptables emplean leyes de aprendizaje internas para ajustar el valor de la fuerza de interconexión con otras neuronas; de tal manera que los pesos adaptables son esenciales si no se conoce previamente cual deberá ser el valor correcto de los mismos.

Para aquellos software que utilicen rutinas de pesos variables, los mismos serán determinados automáticamente por el programa a partir de la descripción del problema.

Si las neuronas utilizan pesos fijos, entonces su valor o expresión matemática deberá estar previamente definida y será independiente del tipo de datos a procesar por la red.

Las Leyes de Aprendizaje.

Son aquellas que determinan como la red ajustará sus pesos utilizando una función del error o algún otro criterio. La ley de aprendizaje o entrenamiento adecuada será determina la RNA en base a la naturaleza del problema que intenta resolver.

Tipos de Aprendizaje.

Existen dos tipo de aprendizaje o entrenamiento: Supervisado y No Supervisado. El primero ocurre cuando se le proporciona a la RNA tanto los datos de entrada como los de salida;

de tal manera que la red ajusta sus pesos tratando de minimizar el error de salida calculada. El aprendizaje o entrenamiento no supervisado se presenta cuando a la RNA se le proporcionan únicamente los Datos de entrada, y la red ajusta sus interconexiones basándose únicamente en dichos datos y la salida de la propia red.

Fases de Operación de una RNA

La Fase de Entrenamiento o Aprendizaje de la Red: El usuario proporciona a la red un número preciso de datos de entrada y salida; la red entonces ajusta su pesos de interconexión o sinapsis hasta que la salida de la red se aproxime a la salida correcta.

La Fase de Predicción

A la red se le presenta un conjunto de datos de entrada similares, y esta simplemente recalcula la salida correcta. Por lo tanto, el conocimiento o capacidad de dar una respuesta de una RNA, se encuentra en la Función de Activación utilizada y en los valores de sus Pesos.

Características de una RNA

- a. No son algorítmicas: La gran diferencia del empleo de las redes neuronales en relación con otras aplicaciones como lo es la Regresión Múltiple; radica en que las RNA no son algorítmicas, es decir que no se programan obligándoles a seguir una secuencia predefinida de instrucciones. Las RNA generan ellas mismas sus propias "reglas", para asociar una respuesta a sus entradas. Aprende por ejemplos y de sus propios errores.
- b. Asocian y generalizan sin reglas: Tal como lo hace el cerebro humano.
- c. Requieren de algún tipo de patrón: Las RNA, no son capaces de reconocer nada que no tenga adjuntamente algún tipo de patrón. Es por esto, que no pueden predecir la lotería ni las carreras de caballos ya que por definición son procesos al azar.

d. La solución dependerá de la forma de hacer las conexiones: Así como existen varias formas de conectar neurona biológicas en nuestro cerebro; la solución a un problema variará de acuerdo con la topología de una RNA.

Topologías de Redes Neuronales Artificiales

Existen varias formas de hacer las conexiones en una RNA. Cada tipo sirve para diferentes procesos; algunas de las topologías más comúnmente usadas son:

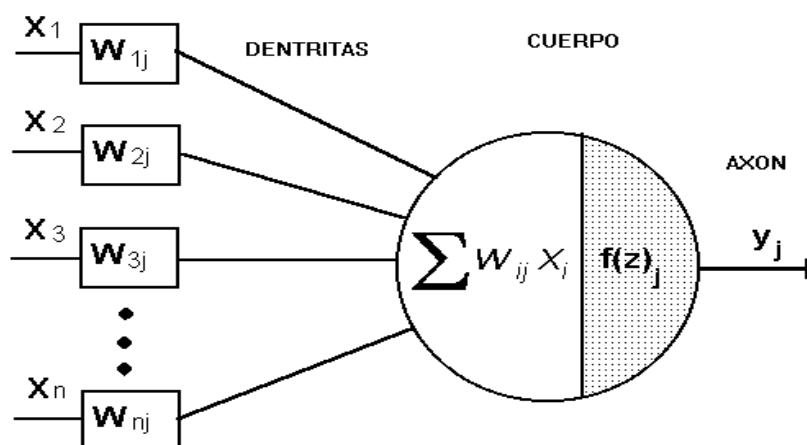
- a. Perceptrón Multicapa
- b. Retropropagación (Backpropagation)
- c. Hopfield
- d. Kohonen

De estas topologías, solo se aplicarán en este trabajo de investigación las Topologías: Perceptrón Multicapa y Retropropagación (Backpropagation), que son las más comúnmente empleadas en los software de Inteligencia Artificial.

El Perceptrón

En la siguiente figura se representa una neurona "artificial", que intenta modelar el comportamiento de una neurona biológica:

Gráfico 4. perceptrón de McCulloch-Pitts.



Axones Sinápsis

Fuente: <http://electronica.com.mx/neural/informacion/perceptron.html>

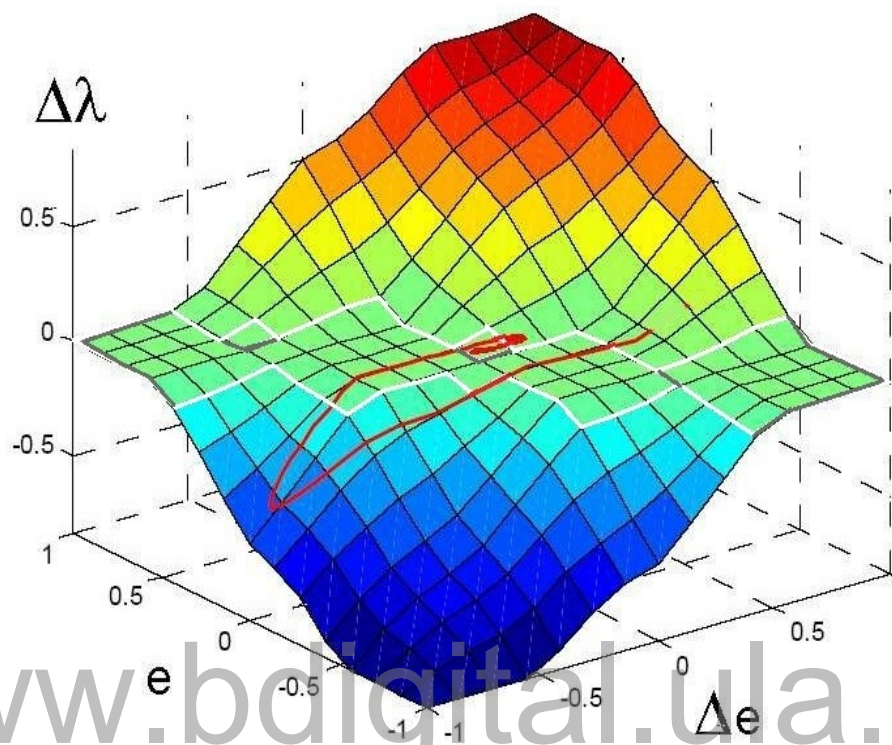
Aquí el cuerpo de la neurona se representa como la sumatoria de todos los estímulos externos: $z_j = \sum W_{ij} * X_j$, seguida de una función no lineal: $y_j = f(z_j)$.

La función $f(z_j)$ es denominada “Función de Activación”, y juntamente con la sumatoria de estímulos externos ($\sum W_{ij} * X_j$), determinan la salida de la neurona.

La Función de Activación

Las neuronas artificiales, emplean funciones de activación diferentes según la aplicación; algunas veces estas son funciones lineales y la mayoría de las veces no lineales. La eficiencia sináptica se representa por los factores de peso de interconexión W_{ij} , desde la neurona i hasta la neurona j

Gráfico 5. representación gráfica de la función de activación de Fermi



Fuente: <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/23/9323>)

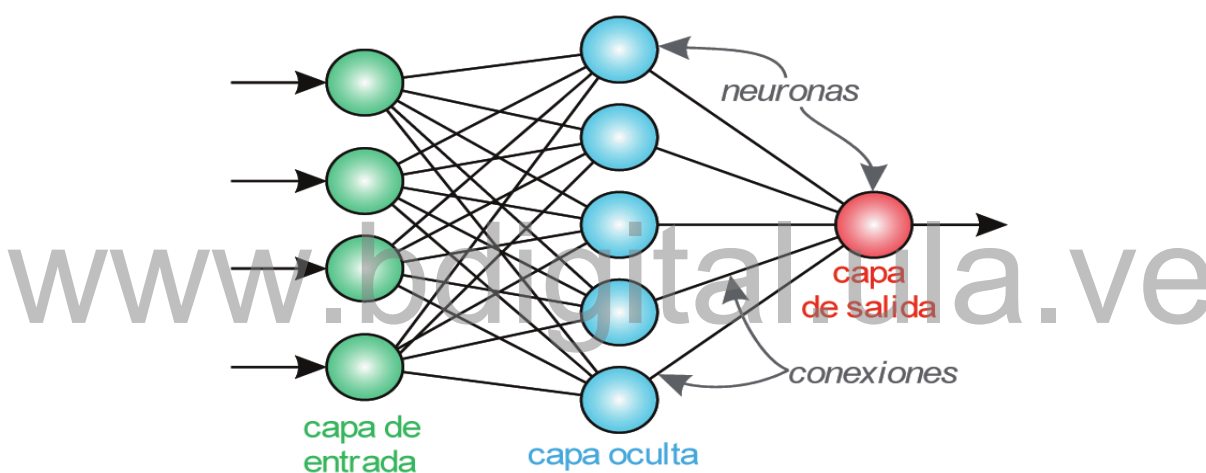
En el Gráfico N° 5, se puede apreciar una "zona aplanada", la cual se refiere a un rango en el que la función de activación de Fermi (sigmoide) exhibe una respuesta gradual y suave, en contraste con cambios más pronunciados fuera de esta zona. Esta particularidad es de gran importancia en el diseño y las aplicaciones de redes neuronales artificiales

La Retropropagación del Error

El perceptrón constituye una unidad elemental dentro de una red neuronal. Al agrupar múltiples perceptrones en una "capa" y vincularlos con sus correspondientes entradas $W_{ij} * X_{ij}$, se conforma una red neuronal.

En la estructura de la red neuronal, múltiples unidades de procesamiento se conectan en capas. Aunque las neuronas artificiales dentro de cada capa no se entrelazan entre sí, la salida de cada neurona artificial en una capa sirve como entrada para todas las neuronas de la capa subsiguiente. En otras palabras, cada neurona transmite su señal de salida a todas las neuronas de la capa siguiente. La siguiente figura ilustra de manera esquemática la arquitectura de este tipo de red neuronal.

Gráfico 6 esquema de la estructura de una RNA



Fuente:

Dr.

Javier

García-Martín.

https://www.etsisi.upm.es/sites/default/cicphp/info_perD.php?id_personal=52

Algoritmo de entrenamiento o aprendizaje

El algoritmo de aprendizaje o entrenamiento generalizado para una capa intermedia u oculta comienza calculando los valores de activación (O) de cada neurona, de acuerdo con la ecuación: $O = f(I_k * W_{kn})$.

Donde:

O representa la salida (Valor de Activación) de cada neurona de la capa anterior

$f(x)$ alude a la función de Fermi (u otra función no lineal)

I_k corresponde al valor de entrada de cada neurona de esta capa

W_{kn} expresa el Peso asignado a la conexión de la neurona de la capa anterior con la neurona de esta capa.

Una vez que todas las neuronas han adquirido un valor de activación asociado a un conjunto de valores de entrada (O), el algoritmo procede a identificar los "errores" presentes en cada neurona que no forme parte de la capa inicial o de entrada. En este contexto, el término "error" se define como la diferencia entre el valor de salida estimado por la red y el valor de entrada correspondiente a los datos proporcionados a la red neuronal artificial (RNA). Dicho error constituye un parámetro fundamental que indica el nivel de entrenamiento o aprendizaje de la red neuronal artificial (RNA).

La "Retropropagación del Error" en una Red Neuronal Artificial (RNA)

Se define como el Algoritmo empleado por el proceso de aprendizaje, que consiste en calcular la diferencia entre el valor de salida estimado por la red y el valor de entrada correspondiente a los datos proporcionados y luego propagar dicho error hacia atrás, capa por capa, ajustando los pesos de las conexiones entre las neuronas de las capas intermedias u ocultas, intentando minimizar dicho error.

La función que minimiza el Valor de Activación o Salida $O = f(I_k * W_{kn})$ de cada neurona se denomina "RMSPProp (raíz del error cuadrático medio de la propagación. En inglés: "Root

Mean Square Propagation”) (δ_i); y se expresa como la Primera Derivada de dicha función:

$\delta_i = f' (I_k * W_{kn})$. Este cálculo se repite para cada capa intermedia u oculta de la red.

Después de que se ha calculado el RMSProp (raíz del error cuadrático medio de la propagación) (δ_i) asociado a cada grupo de neuronas; los pesos se deben actualizar, primero encontrando el incremento de valor de que cada peso debe modificarse (ΔW_{ij}), esto se logra calculando: $\Delta W_{ij} = O_i * \delta_j * C$

Donde: ΔW_{ij} Incremento del valor del peso

O_i Valor de Activación de la capa anterior

δ_j Error de la señal de la capa actual (RMSProp)

C Constante denominada “Razón de Aprendizaje”

Para obtener la Salida (O) de la primera capa de neuronas artificiales, se sustituye ($I_k * W_{kn}$) por los estímulos de entrada ($\sum W_{ij} * X_{ij}$), quedando la ecuación de la forma:

$O = f(\sum W_{ij} * X_{ij})$. El nuevo peso vendrá dado por la relación:

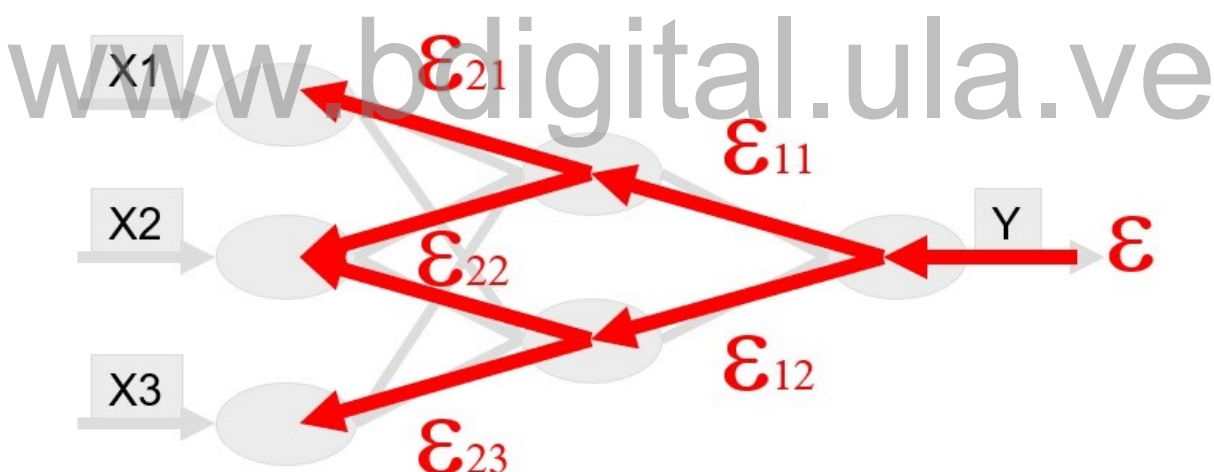
$$W_{ij}(\text{nuevo}) = W_{ij}(\text{anterior}) + \Delta_{ij}$$

En resumen, en cada interacción la RNA calcula el error en la capa de salida; entonces lo propaga a las capa intermedias u ocultas; inmediatamente la red ajusta los pesos de cada neurona y vuela a recalcular los nuevos Valores de Activación o Salida de cada neurona. Este proceso se repite hasta que el estadígrafo Suma del Cuadrado del Error (SCE), sea muy próximo a cero:

Durante cada iteración, la Red Neuronal Artificial (RNA) lleva a cabo los siguientes pasos de forma secuencial:

- 1) Calcula el error en la capa de salida.
- 2) Retropropaga el error a las capas intermedias u ocultas.
- 3) Ajusta los pesos de cada neurona en función del error calculado.
- 4) Recalcula los nuevos valores de activación o salida de cada neurona.
- 5) Este proceso se repite iterativamente hasta que la Suma del Cuadrado del Error (SCE) se aproxime a cero, lo que indica que la red ha logrado minimizar efectivamente el error en la predicción de los datos.

Gráfico 7. Retropropagación del Error



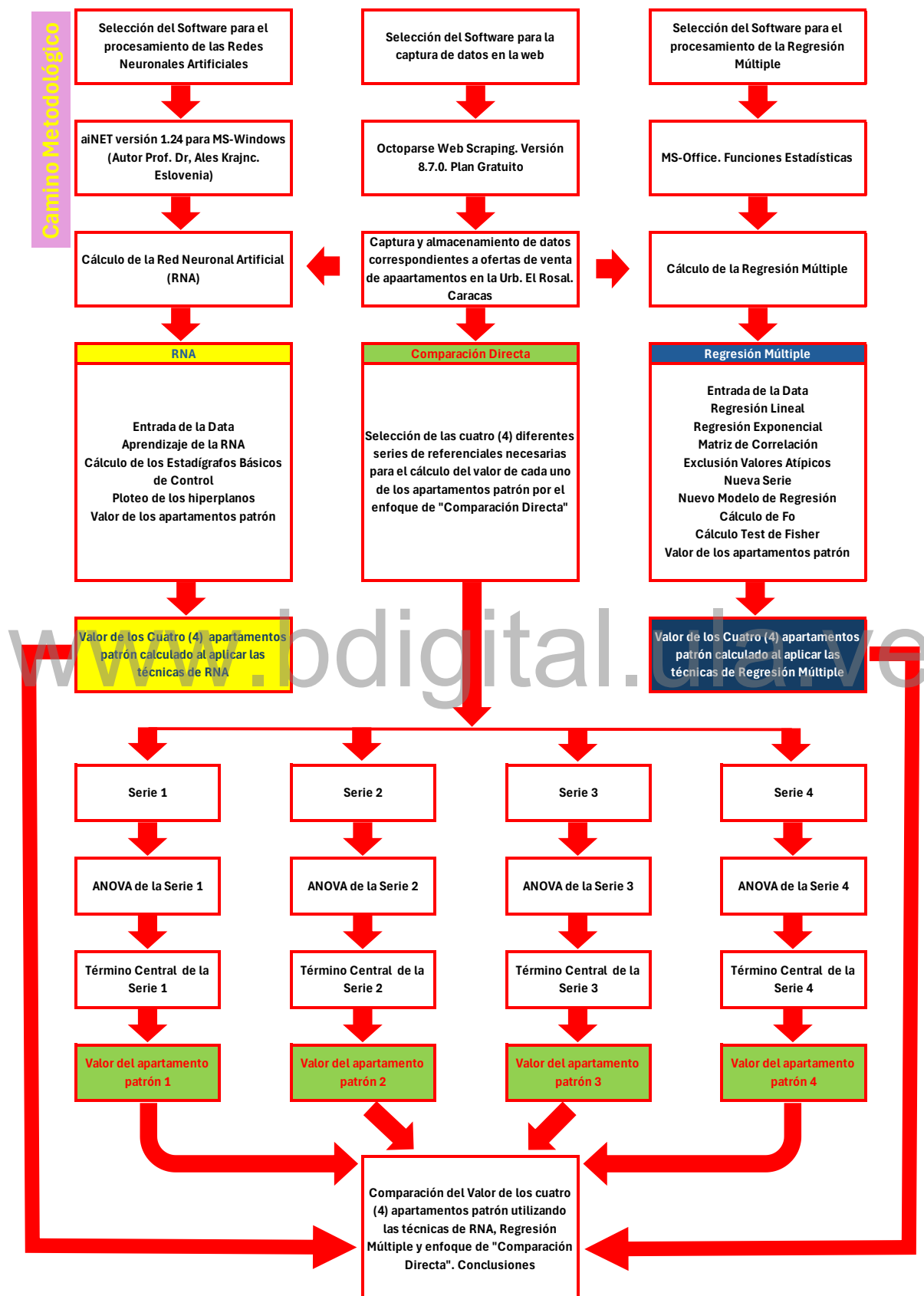
Fuente: Piol (2002)

Camino Metodológico

Según Pardinás (1982), citado por Palella y Martins (2012): [...] plantean que la metodología “es el estudio crítico del método”. Desde el punto de vista semántico, el término significa implica tratado del método. Como tal se entiende una guía procedimental, producto de la reflexión, que provee pautas lógicas generales pertinentes para desarrollar y coordinar operaciones destinadas a la consecución de objetivos intelectuales o materiales del modo más eficaz posible. [...] Diferentes autores han conceptualizado el método como la manera, el camino que se sigue para lograr un fin, En la investigación, el método implica la elaboración de un plan y la selección de las técnicas más idóneas para su desarrollo. (p.79).

Por lo tanto, método es el conjunto de procedimientos que se sigue en las ciencias para hallar la verdad. Es una vía o camino para alcanzar una meta o un fin. Habitualmente se dice que es una guía al servicio del investigador. (p. 80).

Por ende, en este capítulo se establece la definición del procedimiento de investigación, indicando el origen y el objetivo en relación con la aplicación de las técnicas de redes neuronales artificiales en la tasación inmobiliaria de apartamentos en la Urbanización El Rosal de Caracas, durante el período: 4to. Trimestre de 2023 al 1er. Trimestre de 2024.



CAPÍTULO IV

APLICACION DE LAS TÉCNICAS E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

Redes Neuronales Artificiales vs. Técnicas de Regresión Múltiple vs. Enfoque de Comparación Directa

A continuación, se presentan los resultados de la investigación en base a la aplicación de Redes Neuronales Artificiales vs. Técnicas de Regresión Múltiple vs. Enfoque de Comparación Directa, en el ámbito inmobiliario.

Comparación entre las redes neuronales, los modelos de regresión múltiple y el enfoque de comparación directa

“En este ‘Primer Análisis’, se determinarán los resultados obtenidos al aplicar el software de redes neuronales artificiales (RNA) “aiNET”, a la muestra de 282 datos correspondientes a ofertas de apartamentos en la Urb. El Rosal (Caracas). Además, se calcularán los estadígrafos de control en una hoja de cálculo separada, para permitir el contraste con los resultados de la regresión múltiple. También se determinará el valor de los Cuatro (4) apartamentos patrón, calculados por la RNA; los cuales se utilizarán posteriormente para compararlos con los resultados del enfoque de comparación directa”.

PRIMER ANÁLISIS: Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Conociendo el software aiNET

El software aiNET se corresponde a una aplicación de red neuronal artificial para entorno Windows. Su última versión corresponde a la 1.24. El programa fue desarrollado en la ciudad de Celie. Eslovenia, por el Dr. Prof. Ales Krajnc catedrático de la Facultad de Ingeniería Civil e Ingeniería Geodésica de la Universidad de Ljubljana. Eslovenia.

Descripción del Software

aiNET es una aplicación shareware de redes neuronales artificiales (RNA) para la plataforma MS-Windows. No requiere definir una etapa de aprendizaje. No tiene límites en el número de neuronas de entrada y salida, ni en el tamaño de la muestra a manejar. No se ve afectado por errores externos que puedan distorsionar su precisión o confiabilidad. Permite preparar el juego de datos en una hoja de cálculo de MS-Excel o similar y exportarlos fácilmente al software utilizando los comandos Copiar y Pegar.

Para poder copiar desde MS-Excel una base de datos base de datos a aiNET, es necesario cumplir con las siguientes condiciones:

- 1) Solamente pueden entrar números
- 2) El formato de las celdas debe ser: GENERAL (sin separadores de miles)
- 3) El indicador de decimales obligatoriamente debe ser “el punto”
- 4) El indicador de los “miles” obligatoriamente debe ser “la coma”

Operación de la RNA: Preparación de la data en MS-Excel y presentación de los resultados en aiNET

A continuación, se procede a crear una hoja de cálculo separada que contendrá la data a exportar al software aiNET:

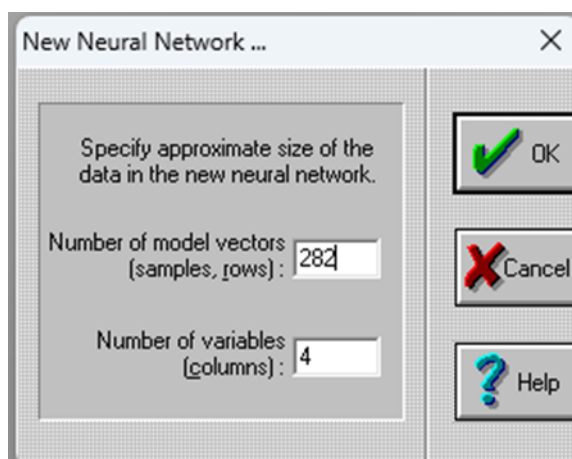
TABLA 7: Entrada de los datos en MS-Excel

BASE DE DATOS PREPARADA EN MS-EXCEL					
DATOS		282	Formato: General sin separadores de miles		
I.D.	FILA aiNet	US\$	SUPERF.	DORMIT.	BAÑOS
1	1	100000	57	1	2
2	2	169000	73	2	2
3	3	169000	73	2	2
4	4	169800	77	2	2
5	5	139700	59	1	2
6	6	220000	104	3	3
7	7	295000	220	3	3
8	8	169000	75	2	2
9	9	50000	50	1	1
10	10	400000	232	4	4
11	11	120000	77	2	2
12	12	150000	96	2	2
13	13	120000	55	3	2
14	14	164000	59	1	2
15	15	230000	100	2	2

(Cálculos propios)

El gráfico siguiente, muestra la verificación por parte del software aiNET, respecto a la correcta importación de 282 filas y 4 columnas, que contienen los datos capturados y validados (ofertas de venta) de los portales inmobiliarios en la hoja de cálculo mencionada:

Gráfico 8. Especificaciones de la matriz de datos a ser procesadas por aiNET



(elaboración propia). aiNET (v. 1.24) [software]

A continuación, se presenta la pantalla contentiva de la data importada desde la hoja de cálculo previamente mencionada al software aiNET:

www.bdigital.ula.ve

Gráfico 9. Extracto de los datos debidamente importados a aiNET

aiNet Registered to: Roberto piol

File Edit View Model Vectors Options Window Help

100000.00

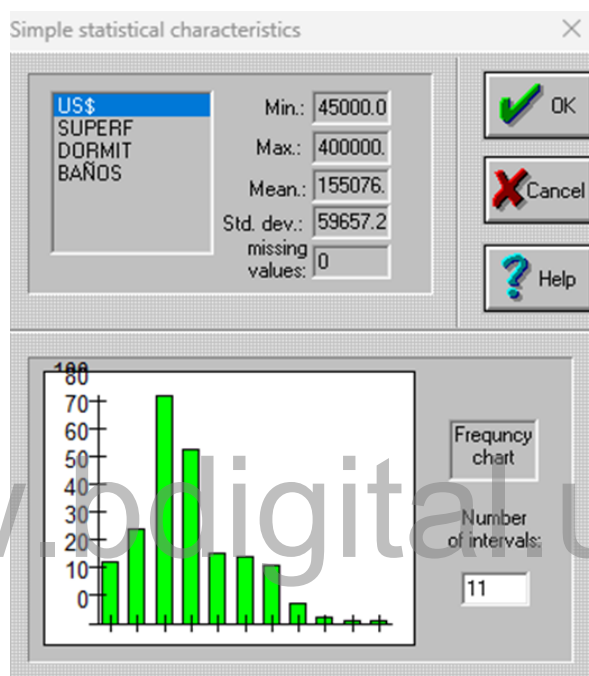
Model Vectors View [ROSAL_2.ain]

	US\$	SUPERF.		DORMIT.		BAÑOS		Co
	Output	D	Input	D	Input	D	Input	
1	100000.00		57.00		1		2	
2	169000.00		73.00		2		2	
3	169000.00		73.00		2		2	
4	169800.00		77.00		2		2	
5	139700.00		59.00		1		2	
6	220000.00		104.00		3		3	
7	295000.00		220.00		3		3	
8	169000.00		75.00		2		2	
9	50000.00		50.00		1		1	
10	400000.00		232.00		4		4	
11	120000.00		77.00		2		2	
12	150000.00		96.00		2		2	
13	120000.00		55.00		3		2	
14	164000.00		59.00		1		2	
15	230000.00		100.00		2		2	

(elaboración propia). aiNET (v. 1.24) [software]

Una vez importada la data, el software aiNET procede al cálculo de los estadígrafos de control de los datos antes del proceso de aprendizaje:

Gráfico 10. Estadígrafos de los datos antes del proceso de aprendizaje



VALOR MENOR =	45000 US\$
VALOR MAYOR =	400000 US\$
PROMEDIO ARITMETICO =	155076 US\$
DESVIACION ESTÁNDAR =	59657,2 US\$

(elaboración propia). aiNET (v. 1.24) [software]

A continuación, el software aiNET inicia la fase de aprendizaje o entrenamiento. Esta fase, es denominada por aiNET como “Normalización y Bloqueo (Normalize + Lock)” y genera la siguiente salida, la cual queda guardada en la respectiva carpeta del computador para futuras predicciones:

Gráfico 11. Extracto de los datos después de proceso de adiestramiento

aiNet Registered to: Roberto piol

File Edit View Model Vectors Options Window Help

Model Vectors View [ROSAL_2.ain] (Normalized)

	US\$		SUPERF.		DORMIT.		BAÑOS		Cc
	Output	D	Input	D	Input	D	Input	D	
1	-0.92		-0.77		-1		0		
2	0.23		-0.39		0		0		
3	0.23		-0.39		0		0		
4	0.25		-0.30		0		0		
5	-0.26		-0.72		-1		0		
6	1.09		0.34		1		1		
7	2.35		3.08		1		1		
8	0.23		-0.35		0		0		
9	-1.76		-0.94		-1		-1		
10	4.11		3.36		2		3		
11	-0.59		-0.30		0		0		
12	-0.09		0.15		0		0		
13	-0.59		-0.82		1		0		
14	0.15		-0.72		-1		0		
15	1.26		0.24		0		0		
16	-0.09		0.01		0		0		
17	-0.96		-0.63		0		-1		
18	0.42		-0.39		0		0		
19	0.42		2.56		2		0		
20	-0.09		-0.25		0		0		
21	-1.78		-0.98		-1		-1		
22	0.33		-0.28		0		0		
23	0.03		-0.23		0		0		
24	1.59		2.51		0		0		

(elaboración propia). aiNET (v. 1.24) [software]

Esta fase es totalmente automatizada y transparente para el usuario e incluye las siguientes actividades:

- Determinación inicial de los Pesos
- Procedimiento de Retropropagación del error

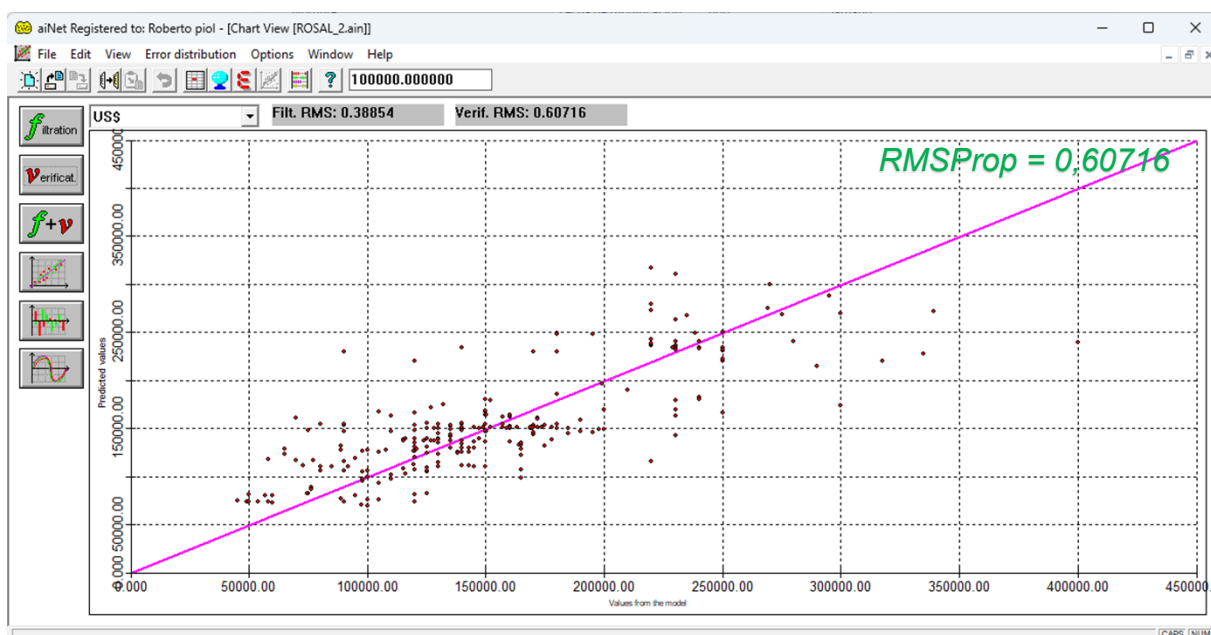
- c) Proceso de Entrenamiento o Aprendizaje automático de la RNA
- d) No requiere definir ninguna especificación para las conexiones entre las neuronas
- e) Ajuste automático de los pesos de interconexión (Sinapsis)
- f) Cálculo de los estadígrafos RMSProp antes y después del proceso de aprendizaje

Representación gráfica de la RNA antes y después del proceso de aprendizaje

El software aiNET, tiene la capacidad de representar en forma gráfica el comportamiento de la data antes y después del proceso de aprendizaje, mediante el algoritmo de Mahalanobis.

La distancia de Mahalanobis se utiliza para visualizar cómo los datos se comportan antes y después del proceso de aprendizaje. Esto ayuda a identificar valores atípicos y comprender mejor la distribución de los datos en un espacio multidimensional.

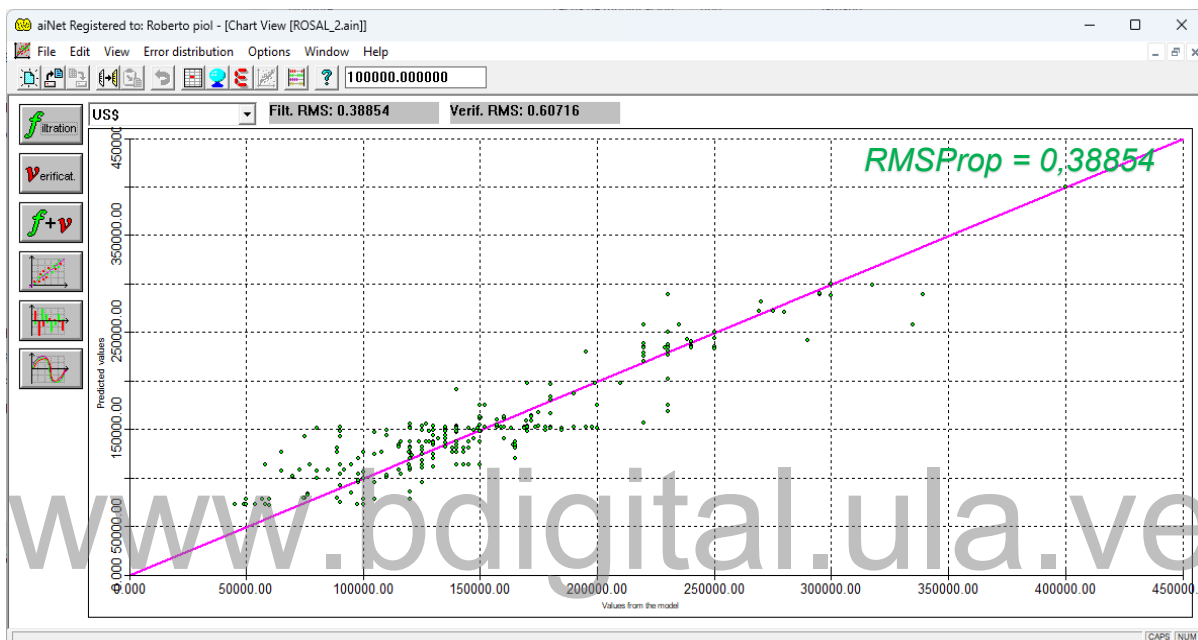
Gráfico 12. Representación gráfica de los datos antes de finalizar el proceso de aprendizaje



(elaboración propia). aiNET (v. 1.24) [software]

El Estadígrafo $RMSProp = 0,60716$ indica la bondad de ajuste de los datos antes de finalizar el entrenamiento de la RNA.

Gráfico 13. Representación gráfica de los datos después de finalizar el proceso de aprendizaje

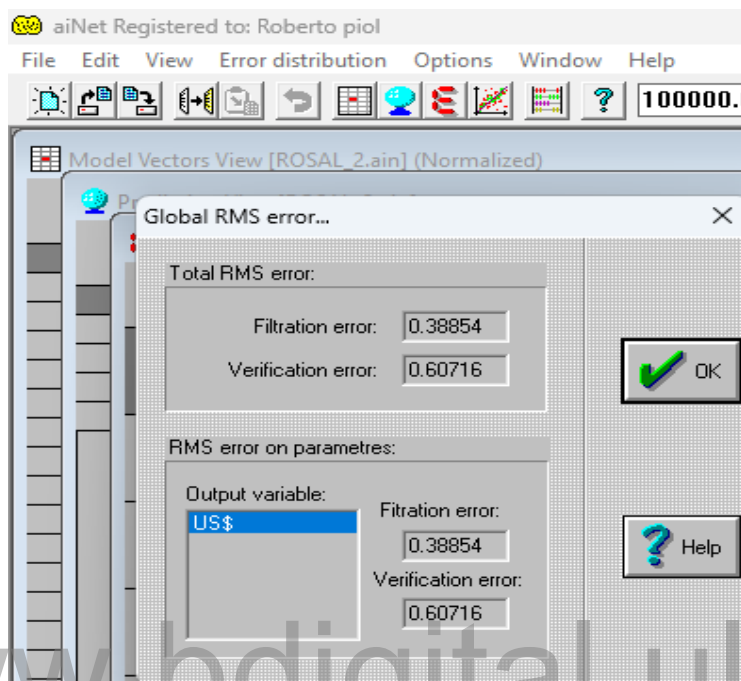


(elaboración propia). aiNET (v. 1.24) [software]

El Estadígrafo $RMSProp = 0,38854$ indica la bondad de ajuste de los datos después de finalizar el entrenamiento de la RNA.

En la siguiente salida del software aiNET se resumen los resultados de los Estadígrafos de Control $RMSProp$, antes y después del proceso de aprendizaje o adiestramiento de la red:

Gráfico 14. Estadígrafos RMSProp antes y después de finalizar el proceso de aprendizaje



(elaboración propia). aiNET (v. 1.24) [software]

- a) El Estadígrafo RMSProp = 0,60716 (denominado “Filtration Error” por aiNET): indica la bondad de ajuste de los datos antes de finalizar el entrenamiento de la RNA.
- b) El Estadígrafo RMSProp = 0,38854 (denominado “Verification Error” por aiNET): indica la bondad de ajuste de los datos después de finalizar el entrenamiento de la RNA.

Predicción del Valor de los apartamentos patrón de acuerdo con los resultados de la RNA

En base a los resultados presentados en la Tabla de Distribución de Frecuencias y su representación gráfica (Histograma) arriba indicadas, se volcarán a hoja de cálculo separada las características de cada uno de los cuatro apartamentos con mayor frecuencia (apartamentos

patrón). Esto permitirá exportar dicha información al software aiNET para predecir sus respectivos valores:

TABLA 8: Hoja de Cálculo MS-Excel, donde se indican las características de los cuatro “apartamentos patrón”, con el objetivo exportarla a la RNA

DESCRIPCION	SUPERF. M2	DORM.	BAÑOS	VALOR US\$
APARTAMENTO 1	56,28	1	1	?
APARTAMENTO 2	80,83	2	2	?
APARTAMENTO 3	105,39	3	3	?
APARTAMENTO 4	129,94	3	3	?

(cálculos propios)

Mediante el proceso de "copiar y pegar", se transfieren estos datos desde la hoja de cálculo a la pantalla "Vista de Predicción (Prediction View)" del software aiNET, con el objetivo de predecir el valor de los cuatro apartamentos patrón:

Gráfico 15. Datos importados desde MS-Excel al software aiNET.

	US\$		SUPERF.		DORMIT.		BAÑOS	
	Output	D	Input	D	Input	D	Input	D
1			56.28		1		1	
2			80.83		2		2	
3			105.39		3		3	
4			129.94		3		3	

(elaboración propia). aiNET (v. 1.24) [software]

Una vez enterada la data a la pantalla “Vista de Predicción”, se ejecuta el software, obteniendo la predicción del valor de los cuatro apartamentos patrón a través de la técnica de Redes Neuronales Artificiales (RNA):

Gráfico 16. Predicción del valor de los cuatro “apartamentos patrón” a través del software aiNET:

	US\$	SUPERF.	DORMIT.	BAÑOS
	Output	Input	Input	Input
1	112332.91	56.28	1	1
2	145920.14	80.83	2	2
3	232929.38	105.39	3	3
4	222283.66	129.94	3	3
		129.94	3	

(elaboración propia). aiNET (v. 1.24) [software]

Una vez pronosticados los resultados del valor de los cuatro “apartamentos patrón” por el software aiNET, se procederán a exportarlos a una hoja de cálculo aparte a fin de proceder a la determinación de los respectivos “Estadígrafos de Control de la RNA”; que se utilizarán para su contraste con la técnica de regresión múltiple:

TABLA 9: Exportación de la salida de aiNET a la Hoja de Cálculo MS-Excel, donde se indica en valor de cada uno de los cuatro “apartamentos patrón”

DESCRIPCION	SUPERF. M2	DORM.	BAÑOS	VALOR US\$
DEPARTAMENTO 1	56,28	1	1	112332,91
DEPARTAMENTO 2	80,83	2	2	145920,14
DEPARTAMENTO 3	105,39	3	3	232929,38
DEPARTAMENTO 4B	129,94	3	3	222283,66

(cálculos propios)

Los Estadígrafos de Control

El Software aiNET, carece de la visualización de los estimadores estadísticos de uso común, tales como lo son el Coeficiente de Determinación (R^2), La Raíz Cuadrática Media del Error (RMS), el Test de Fisher-Snedecor (F y F_0), la Matriz de Correlación, SCE, SCR, SCT y otros. Estos estadígrafos son esenciales para poder comparar entre sí los análisis multivariantes de RNA y Regresión Múltiple.

Para determinar la magnitud de estos estadígrafos de control, será necesario utilizar una hoja de cálculo separada, donde se usarán los valores observados de la base de datos de oferta de ventas de apartamentos (Y) y las predicciones determinadas por el programa aiNET (\hat{Y}).

Cálculo de los estadígrafos de control de la red neuronal artificial

En hoja de cálculo separada, se procederá al cálculo de los estadígrafos de control de la RNA, tal como se indica en el extracto siguiente:

TABLA 10: Extracto. Determinación de los estadígrafos de control en Hoja de Cálculo MS-Excel

CALCULO DE LOS ESTADIGRAFOS DE CONTROL DE LA RNA											
DATOS		282	Formato: General sin separadores de miles								
I.D.	FILA aiNet	Yobser.	X1	X2	X3	Ycalc.	Residuo	$(\hat{y} - \bar{Y})^2$	$(y - \bar{Y})^2$	$(y - \hat{y})^2$	
1	1	100000	57	1	2	126219,26	26219,258	832741450	3033422805	687449480	
2	2	169000	73	2	2	151379,56	-17620,44	13667477,98	193863359	310479818	
3	3	169000	73	2	2	151379,56	-17620,44	13667477,98	193863359	310479818	
4	4	169800	77	2	2	152167,78	-17632,22	8460747,913	216780930	310895138	
5	5	139700	59	1	2	134429,2	-5270,797	426311600,4	236437298	27781300	
6	6	220000	104	3	3	235120,08	15120,078	6406971561	4215058550	228616763	
7	7	295000	220	3	3	289563,56	-5436,438	18086765211	1,9579E+10	29554853	
8	8	169000	75	2	2	150827,69	-18172,31	18052558,33	193863359	330232942	
9	9	50000	50	1	1	78204,586	28204,586	5909293898	1,1041E+10	795498668	
10	10	400000	232	4	4	399974,63	-25,375	59975082944	5,9988E+10	643,89063	
11	11	120000	77	2	2	152167,78	32167,781	8460747,913	1230362096	1,035E+09	
12	12	150000	96	2	2	162050,41	12050,406	48635121,08	25771032,3	145212291	
13	13	120000	55	3	2	125749,19	5749,1875	860092298,4	1230362096	33053157	
14	14	164000	59	1	2	134429,2	-29570,8	426311600,4	79628535,8	874432028	
15	15	230000	100	2	2	174858,73	-55141,27	391336095,4	5613528195	3,041E+09	
301	276	145000	75	2	2	150827,69	5827,6875	18052558,33	101536210	33961942	
302	277	300000	200	3	2	299970,38	-29,625	20994229874	2,1003E+10	877,64063	
304	278	76500	61,13	2	1	76500	0	6174269139	6174269139	0	
312	279	110000	65	1	1	102599,75	-7400,25	2753811151	2031892451	54763700	
316	280	125000	48	2	2	117389,39	-7610,609	1420319549	904596919	57921375	
319	281	145000	58	1	2	130497,61	-14502,39	604122735,9	101536210	210319334	
320	282	150000	60	1	2	137060,47	-12939,53	324578020,9	25771032,3	167431469	
282											
		155076,518	59657,2807				54438,6944	23177,027	8,32787E+11	1,0001E+12	1,515E+11
		\bar{Y}	σ_y				$\sigma_{\hat{y}}$	RMS	SCR	SCT	SCE

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad SCR = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \quad STC = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad SCE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

(cálculos propios)

TABLA 11: Determinación de los estadígrafos de control en Hoja de Cálculo MS-Excel separada

Coefficiente de Determinación:	$R^2 = \frac{SCR}{SCT}$	0,8327	✓
Estadígrafo de Fisher:	$F = \frac{\frac{SCR}{k}}{\frac{SCE}{n - (k + 1)}}$	509,4398	
$R^2 > 0.70 =$		SI	✓
$RMS =$		23177,0271	✓
$RMS_{Prop} \text{ Antes Entrenamiento de la red} =$		0,60716	
$RMS_{Prop} \text{ Después Entrenamiento de la red} =$		0,38854	
$n =$		282	
$k =$		3	
$n - (k + 1) =$		278	
$=INV.F.CD (0.05 ; n ; n-(k+1))$	$Fo =$	2,6371	
	$F > Fo =$	SI	✓
$=INV.NORM.ESTAND(\rho)$	$\rho =$	0,0035	
	$K =$	-2,6925	
	$\sigma_{\hat{Y}} =$	54438,69442	
	$K * \sigma_{\hat{Y}} =$	-146575,3016	

(cálculos propios)

Glosario de Términos:

Coefficiente de determinación: Estadígrafo que indica qué tan bien los datos se ajustan a un modelo de regresión.

Test de Fisher: Relación entre el número de datos y el número de variables independientes en un modelo, que asegure que existan suficientes observaciones para obtener un resultado válido.

RMS: Estadígrafo que cuantifica la diferencia entre los valores observados y los valores predichos por un modelo, indicando la precisión del modelo.

RMSProp: Resultado del algoritmo de optimización que ajusta la tasa de aprendizaje para ayudar a mejorar la convergencia en el entrenamiento de modelos.

Grados de Libertad $[n - (k + 1)]$: Cantidad de opciones disponibles que restan en un análisis multivariante, después del ajuste o restricción por k variables independientes.

Fo (Parámetro del Test de Fisher): Coeficiente que permite determinar si las diferencias observadas entre los datos son significativas o si pueden haber ocurrido por azar.

Inversa de la Desviación Normal Estándar - (ρ) “Ro”: Probabilidad de que un Residuo $(\hat{y} - y)$ caiga dentro

Inversa de la Desviación Normal Estándar - (K) “Kappa”: Estadígrafo que indica cuán alejado se emplaza un valor de la media, en términos de “desviaciones estándar”.

Inversa de la Desviación Normal Estándar - $(\sigma \hat{y})$: Estadígrafo que indica cuánto varían los valores predichos (o estimados) de un modelo, con respecto a su valor medio.

Inversa de la Desviación Normal Estándar - $(K * \sigma)$: Estadígrafo que indica cuál es el ancho del área bajo la curva de una distribución normal (amplitud de la campana).

SEGUNDO ANÁLISIS: Técnicas de Regresión Múltiple

La hoja de cálculo MS-Excel en los análisis de regresión múltiple

Frecuentemente, para poder predecir un fenómeno no basta con el análisis de una única variable independiente como por ejemplo “precio vs. superficie”. En su lugar, son necesarias varias variables que actúen en forma conjunta para poder pronosticar dicho comportamiento.

Las técnicas de regresión múltiple se definen como un algoritmo matemático - estadístico que busca establecer una relación entre una variable dependiente con dos o más variables independientes o explicativas. El objetivo de la técnica de regresión múltiple es predecir con

cierta precisión el valor de una variable dependiente en función de la actuación en conjunto de dos o más variables independientes.

Resultaría idóneo representar la relación entre las variables mediante una expresión algebraica capaz de vincularlas entre sí. Sin embargo, es muy difícil encontrar una función que se ajuste perfectamente a una serie de datos, por lo general lo que se busca es un “Modelo de Mejor Ajuste” que describa la tendencia de las diferentes variables consideradas en una Serie.

Es importante considerar que las técnicas de regresión múltiple requieren del obligatorio cumplimiento de varios supuestos estadísticos para predecir resultados válidos y confiables.

Implementación de las técnicas de Regresión Múltiple como metodología valuatoria

En una muestra de referenciales, el "Precio" o "Precio Unitario" será siempre considerado como la “Variable Dependiente” (Y) en. Por otro lado, las “Variables Independientes” (X_1, X_2, \dots, X_n) que se ingresen en el modelo, deben ser numéricas o tener la capacidad de ser convertidas a valores numéricos a fin de que el algoritmo pueda predecir de manera adecuada un resultado.

Las variables cualitativas no pueden ser incluidas en el modelo de ajuste, ya que para convertirlas en variables numéricas se necesitaría aplicar un criterio subjetivo que contradice la objetividad inherente a la técnica, la cual no considera los criterios subjetivos o sesgados del profesional tasador.

Se presenta en ocasiones, de que no es posible obtener todas las variables de un conjunto de datos por diversas razones, siendo la principal información incompleta en los datos seleccionados. En estos casos, algunos paquetes estadísticos especializados pueden generar automáticamente una predicción de la data faltante, permitiendo continuar el proceso de regresión múltiple. En el software MS-Excel u otras hojas de cálculo similares, se haría necesario descartar el conjunto de datos incompletos, ya que la hoja de cálculo asume por defecto un valor de cero (0,00) para las celdas vacías, lo que afectaría el resultado del análisis de regresión múltiple.

El modelo de regresión múltiple

La mayoría de los paquetes estadísticos específicos y algunas calculadoras y aplicaciones científicas se limitan al modelo de regresión múltiple lineal únicamente. Sin embargo, la hoja de cálculo MS-EXCEL versión 6.0 o superior, ofrece un modelo de regresión lineal múltiple ($Y = A + B * X_1 + C * X_2 + \dots + M * X_n$) y un modelo múltiple exponencial ($Y = A * B^{X_1} * C^{X_2} * \dots * M^{X_n}$).

La hoja de cálculo "Calc", que forma parte del paquete "LibreOffice", además de también ofrecer el modelo de regresión múltiple lineal, igualmente proporciona el modelo de regresión múltiple logarítmica ($Y = A + B * \ln(X_1) + C * \ln(X_2) + \dots + M * \ln(X_n)$), así como el modelo de regresión múltiple potencial $\{ Y = e^{[A+B*\ln(X_1)+C*\ln(X_2)+\dots+M*\ln(X_n)]} \}$.

De esta manera un investigador, utilizando ambas hojas de cálculo; podría analizar hasta cuatro modelos de regresión múltiple diferentes, en función de seleccionar el que mejor se ajuste a los datos; o sea el que evidencie poseer el coeficiente de determinación (R^2) mayor.

Multicolinealidad: La Matriz de Correlación

La multicolinealidad ocurre cuando algunas Variables Independientes en un conjunto de datos, están muy relacionadas entre sí; lo cual dificulta encontrar una solución única para estimar los parámetros de una regresión múltiple, afectando la descripción del modelo y haciéndolo poco confiable. Por ello, es importante considerar a la multicolinealidad al crear un modelo de regresión, para asegurar la exactitud de sus predicciones.

La multicolinealidad en una serie de datos se mide a través de la "Matriz de Correlación". Esta matriz proporciona información sobre la fuerza y dirección de la relación entre las variables independientes, permitiendo señalar su magnitud de asociación. A medida que aumenta la

correlación entre las variables independientes, la confiabilidad del modelo de regresión disminuye.

Una “Matriz de Correlación” presenta las siguientes características: a) Es una “Matriz Unidad”, donde la diagonal principal tiene un valor de 1.00. b) Es una “Matriz Simétrica”, ya que los elementos en ambos lados de la diagonal principal son antisimétricos; indicando que el en caso de que la matriz se doblara a lo largo de esa diagonal, los coeficientes coincidirían.

Los Coeficientes de Correlación indican el grado y tipo de asociación entre las variables de la siguiente manera.

a) Si el coeficiente de correlación es positivo, indica que una variables está directamente relacionada con la otra.

b) Si el coeficiente de correlación es negativo, indica que una variable está inversamente relacionada con la otra.

c) La mantisa del coeficiente de correlación indica la magnitud de la relación entre las variables, de acuerdo con el siguiente cuadro:

TABLA 12: Interpretación de la mantisa de los coeficientes de correlación

Cuando	$0.00 < r \leq 0.30$	La correlación es débil
Cuando	$0.30 < r \leq 0.75$	La correlación es media
Cuando	$0.75 < r \leq 1.00$	La correlación es fuerte

Fuente: Piol (2011, p. 18)

a) La multicolinealidad entre las variables independientes solo existe cuando la correlación entre ambas es fuerte ($r > 0.75$).

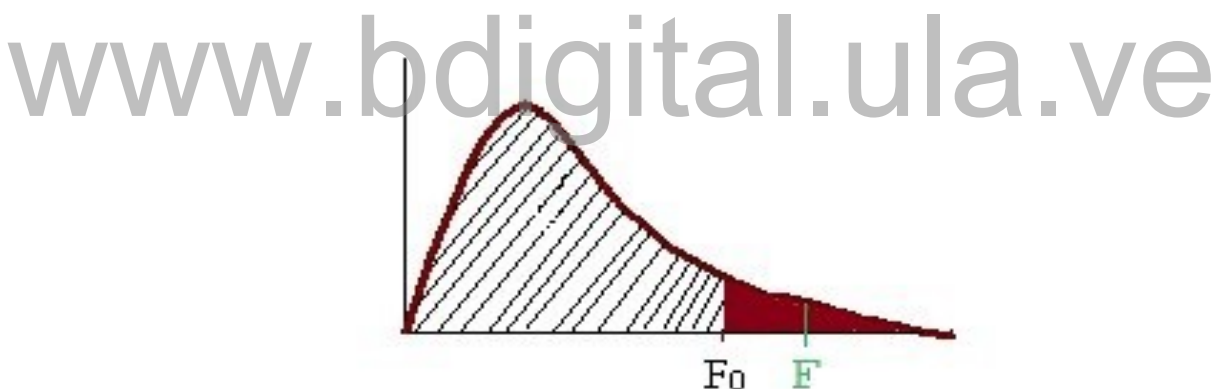
b) Para resolver el problema de la multicolinealidad entre dos o más variables, se deberá eliminar una de ellas de modelo de regresión.

c) Es fundamental, no incluir dos variables independientes correlacionadas en un modelo de regresión; una de las dos debe eliminarse.

El Test de Fisher-Snedecor

El test de Fisher-Snedecor aplicado a la regresión múltiple, es una prueba estadística utilizada para determinar la existencia de asociación entre los datos y las variables, así como la significancia de varias variables independientes en relación a una variable dependiente. En resumen, ayuda a determinar si las variables independientes tienen un impacto significativo en la variable dependiente; así como ayuda a determinar la cantidad mínima de datos y variables necesarios para que la regresión exista y sea válida.

Gráfico 17. test de Fisher-Snedecor



Fuente: Instituto Tecnológico de Chihuahua

El Estadístico F , se compara con el valor de “ F de prueba” (F_0). El valor de F será grande, cuando la regresión es significativa y obligatoriamente deberá ser mayor que F_0 para que el modelo sea válido y significativo.

Si F es menor que F_0 , deberán reestudiarse los datos ya que los datos y variables seleccionadas, no son suficientes o significativas para calcular un modelo de regresión que pueda predecir el comportamiento de la variable dependiente con relación a la independiente.

Un valor alto del estadígrafo F indica que la regresión es significativa y válida. Se compara este valor con "F de prueba" (F_0), siendo imprescindible que el valor de F sea mayor que F_0 para confirmar la validez y significancia del modelo. En caso contrario, es necesario revisar los datos y las variables seleccionadas, ya que podrían no ser suficientes o significativas para construir un modelo de regresión preciso.

Ver la Tabla de Fisher-Snedecor en el Anexo .2.

Desarrollo de las técnicas de regresión múltiple como metodología valuatoria

Se inicializa el procedimiento volcando en una hoja de cálculo las características de los inmuebles patrón, previamente establecidas en la tabla de distribución de frecuencia de las ofertas de apartamentos en la Urb. El Rosas de Caracas, así como en su correspondiente representación gráfica. Esto se realiza con el objetivo de predecir su valor a mediante las técnicas de regresión múltiple:

TABLA 13: Hoja de cálculo MS-Excel, conteniendo las características de los "apartamentos patrón" para calcular su valor mediante la regresión múltiple.

DESCRIPCION	SUPERF. M2	DORM.	BAÑOS	VALOR US\$
APARTAMENTO 1	56,28	1	1	?
APARTAMENTO 2	80,83	2	2	?
APARTAMENTO 3	105,39	3	3	?
APARTAMENTO 4	129,94	3	3	?

(cálculos propios)

A continuación, se procede a crear una hoja de cálculo donde se ingresa la data correspondiente a las ofertas capturadas de los diferentes portales inmobiliarios de apartamentos en la Urb. El Rosas de Caracas, a fin de obtener el modelo de regresión múltiple que mejor explique el fenómeno en estudio y sus estadígrafos de control correspondientes:

TABLA 14: Extracto de la hoja de cálculo de MS-Excel donde se determina los valores calculados de la muestra a través de la regresión múltiple, a fin de poder obtenerlos estadígrafos de control

REGRESION MULTIPLE				
DATOS		282		
I.D.	Y (US\$)	X1	X2	X3
1	100.000	57,00	1	2
2	169.000	73,00	2	2
3	169.000	73,00	2	2
4	169.800	77,00	2	2
5	139.700	59,00	1	2
6	220.000	104,00	3	3
7	295.000	220,00	3	3
8	169.000	75,00	2	2
9	50.000	50,00	1	1
10	400.000	232,00	4	4
11	120.000	77,00	2	2
12	150.000	96,00	2	2
13	120.000	55,00	3	2
14	164.000	59,00	1	2

(cálculos propios)

A continuación, se utilizan las funciones estadísticas de MS-Excel a fin de calcular: a) El modelo de mejor ajuste. b) Los estadígrafos de cada uno de los modelos analizados y c) Matriz de correlación:

TABLA 15 Hoja de cálculo de MS-Excel, donde se analizan los modelos de regresión múltiple

REGRESION MULTIPLE LINEAL

33234,3989	2694,33935	684,733708	21550,1688
3402,95627	3106,0857	67,5283948	5700,89782
0,71244451	32162,8887	#N/D	#N/D
229,589974	278	#N/D	#N/D
7,125E+11	2,8758E+11	#N/D	#N/D

**REGRESION LINEAL MULTIPLE EXPONENCIAL**

1,25604438	1,02451711	1,00368915	62404,2815
0,02585695	0,02360121	0,00051311	0,04331758
0,61946891	0,2 Error 79	#N/D	#N/D
150,852639	278	#N/D	#N/D
2. Error i63	1. Error 37	#N/D	#N/D



www.bdigital.ula.ve

MATRIZ DE CORRELACION

	X1	X2	X3
X1	1,0000		
X2	0,6883	1,0000	
X3	0,6252	0,5817	1,0000



(cálculos propios)

No se observa multicolinealidad entre las variables independientes

Modelo de Regresión seleccionado: Lineal

$$Y = 21.550,1688 + 684,7337 * X1 + 2.694,3393 * X2 + 33.234,3989 * X3$$

Tras analizar las salidas anteriores de MS-Excel, se completan los estadígrafos de control, que se resumen a continuación de la hoja de cálculo:

TABLA 16: Extracto de la hoja de cálculo de MS-Excel, donde se resumen los estadígrafos de control de la regresión múltiple

ESTADIGRAFOS DE CONTROL

R²	0,7124	
R²>0,70	SI	✓
ρ	0,0035	
K	-2,6925	
σ	32.162,89	
K * σ	-86.598,06	
RMS	31.933,97	✓
F	229,59	
n - (k+1)	278	
Fo	2,64	
F > Fo	SI	✓

(cálculos propios)

Glosario de Términos:

Coefficiente de determinación (R²): Estadígrafo que indica qué tan bien los datos se ajustan a un modelo de regresión.

Inversa de la Desviación Normal Estándar - (ρ) “Ro”: Probabilidad de que un Residuo ($\hat{y} - y$) caiga dentro

Inversa de la Desviación Normal Estándar - (K) “Kappa”: Estadígrafo que indica cuán alejado se emplaza un valor de la media, en términos de “desviaciones estándar”.

Inversa de la Desviación Normal Estándar - ($\sigma \hat{y}$): Estadígrafo que indica cuánto varían los valores predichos (o estimados) de un modelo, con respecto a su valor medio.

Inversa de la Desviación Normal Estándar - ($K * \sigma$): Estadígrafo que indica cuál es el ancho del área bajo la curva de una distribución normal (amplitud de la campana).

RMS: Estadígrafo que cuantifica la diferencia entre los valores observados y los valores predichos por un modelo, indicando la precisión del modelo.

Test de Fisher (F): Relación entre el número de datos y el número de variables independientes en un modelo, que asegure que existan suficientes observaciones para obtener un resultado válido.

Test de Fisher – (Grados de Libertad) [$n - (k + 1)$]: Cantidad de opciones disponibles que restan en un análisis multivariante, después del ajuste o restricción por k variables independientes.

Test de Fisher - F_0 (Parámetro del Test de Fisher): Coeficiente que permite determinar si las diferencias observadas entre los datos son significativas o si pueden haber ocurrido por azar.

A continuación de la hoja de cálculo y utilizando los coeficientes del modelo de regresión lineal múltiple validado, se procede a calcular la predicción de los valores de los apartamentos patrón arrojados por la aplicación de esta técnica:

TABLA 17: Extracto de la hoja de cálculo de MS-Excel, donde se predice el valor de cada uno de los “apartamentos patrón”, utilizando la técnica de regresión múltiple

DESCRIPCION	SUPERF.	DORMIT.	BAÑOS	VALOR (US\$)	VU (US\$/M2)
APARTAMENTO 1	56,28	1	1	96.014,01	1.706,08
APARTAMENTO 2	80,83	2	2	148.756,38	1.840,30
APARTAMENTO 3	105,39	3	3	201.498,76	1.911,98
APARTAMENTO 4	129,94	3	3	218.312,39	1.680,07

(cálculos propios)

(Modelo de Predicción: $Y = 21.550,1688 + 684,7337 * X1 + 2.694,3393 * X2 + 33.234,3989 * X3$)

TERCER ANÁLISIS: Enfoque de comparación directa

www.bdigital.ula.ve

El enfoque de comparación directa (Marketing approach)

El enfoque de comparación directa, también conocido como enfoque de aproximación al mercado, es uno de los métodos clásicos más utilizados para valorar propiedades inmobiliarias. Consiste en determinar el valor de una propiedad al compararla con otras similares que se han vendido recientemente en el mercado. Para ello, se selecciona una muestra de inmuebles lo más parecidos posible a la propiedad a tasar en términos de su ubicación, superficie, edad, estado de conservación y otras características relevantes.

No obstante, en este enfoque podría verse afectada su precisión en función de que el profesional tasador debe tomar una serie de decisiones subjetivas al interpretar la información recopilada y proceder con los respectivos ajustes. Si se fuerzan ajustes subjetivos al tratar de homologar los comparables, puede producirse una estimación errónea del valor de la propiedad.

Por lo tanto, es esencial que el tasador encuentre un equilibrio adecuado al homologar los comparables a fin de maximizar la precisión del resultado del avalúo.

Apartamentos patrón para prueba cruzada

El enfoque de comparación directa se demarca como un análisis univariante, ya que analiza estadísticamente solo una variable; comúnmente la variable "PRECIO UNITARIO" la cual es utilizada para la tasación de apartamentos, oficina, locales y otros inmuebles inscrito bajo el régimen de la propiedad horizontal (condominio o copropiedad) o la variable "PRECIO", comúnmente empleada para tasar inmuebles conformados por "terreno + construcción + obras complementarias", tales como casas, galpones, depósitos y cualquier otra edificación no inscrita bajo el régimen de la propiedad horizontal.

A diferencia de las técnicas de redes neuronales artificial (RNA) y regresión múltiple que se delinean como análisis multivariantes, o sea se refieren al estudio simultáneo de múltiples variables para descubrir patrones, relaciones y estructuras dentro de los datos. El enfoque de comparación directa se delimita al análisis univariante, el cual examina una variable a la vez.

Debido a que los enfoques se corresponden a tipos de análisis diferentes; no es factible comparar o contrastar los resultados de los estadígrafos de control obtenidos por la RNA y la regresión múltiple con los expuestos en el enfoque de comparación directa.

Para comparar o contrastar los tres enfoques propuestos y así cumplir con uno de los objetivos específicos de este trabajo de investigación (Objetivo Específico N° 4: Validar la predicción del comportamiento de los precios de los apartamentos en la Urbanización El Rosal de Caracas realizada por la red neural artificial, mediante su contraste con otros métodos y enfoques tradicionales valoración como la Regresión Múltiple y Comparación Directa).

Se procederá a comparar los resultados obtenidos por la RNA y la técnica de regresión múltiple, al contrastar ambas técnicas con el enfoque de comparación directa aplicado a cuatro series distintas de apartamentos (correspondiente cada una a un apartamento patrón), de este modo se podrán presentar las conclusiones pertinentes.

Se inicializa el procedimiento volcando en una hoja de cálculo las características de los inmuebles patrón, previamente establecidas en la tabla de distribución de frecuencia de las ofertas de apartamentos en la Urb. El Rosas de Caracas, así como en su correspondiente representación gráfica. Esto se realiza con el objetivo de predecir su valor a mediante el enfoque de comparación directa:

TABLA 18: Descripción de los “apartamentos patrón”

DESCRIPCION	SUPERF.	DORMIT.	BAÑOS
APARTAMENTO 1	56,28	1	1
APARTAMENTO 2	80,83	2	2
APARTAMENTO 3	105,39	3	3
APARTAMENTO 4	129,94	3	3

(cálculos propios)

PRIMERA SERIE (44,00 M2 – 68,56) M2

En hoja de cálculo se elabora la tabla de distribución de frecuencias correspondiente al apartamento patrón N° 1. Para ello, se extrajo una submuestra de 43 referentes de la serie de ofertas de apartamentos en la Urb. El Rosal, cuyas superficies oscilan entre los 44,00 a 68,56 M2 y están conformados por un dormitorio y un baño:

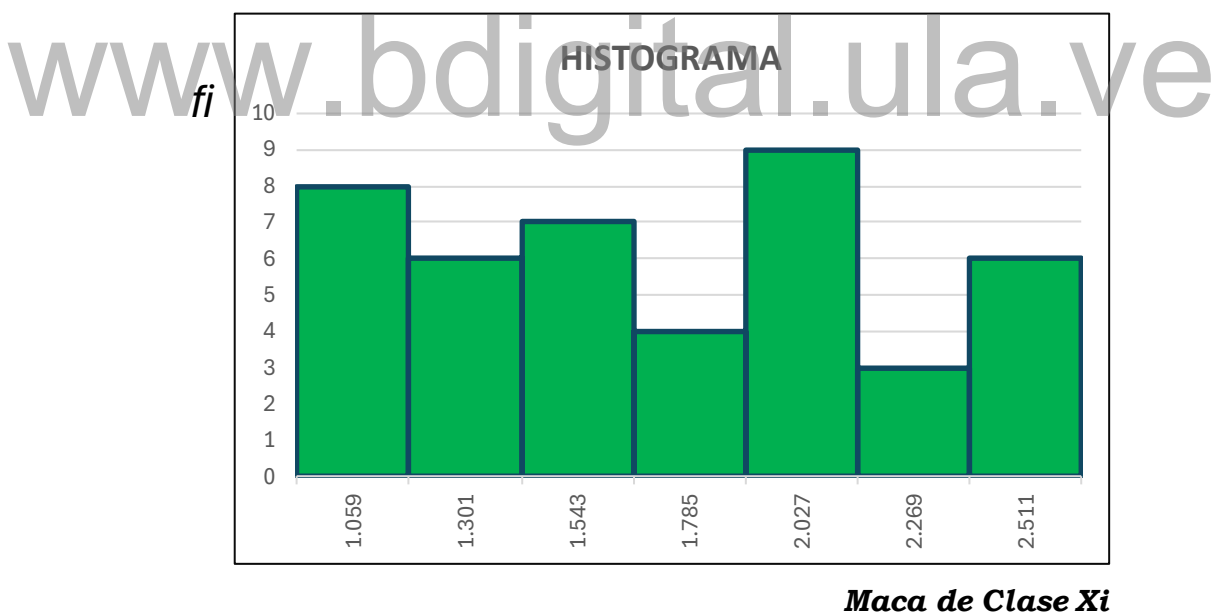
TABLA 19: Tabla de Distribución de Frecuencias para la Primera Serie

TABLA DE DISTRIBUCION DE FRECUENCIA								
CLASE	DESDE	HASTA	X_i	f_i	F_i	$X_i * f_i$	$ X_i - \bar{X} * f_i$	$ X_i - Me * f_i$
1	937,50	1.179,51	1.058,51	8	8	8.468,05	5.358,03	5.324,26
2	1.179,51	1.421,52	1.300,52	6	14	7.803,11	2.566,45	2.541,13
3	1.421,52	1.663,54	1.542,53	7	21	10.797,71	1.300,11	1.270,56
4	1.663,54	1.905,55	1.784,54	4	25	7.138,17	225,13	242,01
5	1.905,55	2.147,56	2.026,55	9	34	18.238,99	2.684,64	2.722,64
6	2.147,56	2.389,57	2.268,57	3	37	6.805,70	1.620,92	1.633,58
7	2.389,57	2.631,58	2.510,58	6	43	15.063,47	4.693,91	4.719,23
				43		74.315,19	18.449,19	18.453,42
				$n/2 =$	22			

Clase Mediana
Clase Modal

(cálculos propios)


Gráfico 18. Histograma para la Primera Serie



(cálculos propios)

Una vez elaborada la tabla de distribución de frecuencias y su correspondiente representación gráfica, se procede al cálculo del análisis de varianza de la “Primera Serie” a fin de poder determinar su “Término Central” y su correspondiente “Medidor de Dispersión”:

TABLA 20: Análisis de Varianza para la Primera Serie

ANÁLISIS DE VARIANZA		
Valor máximo de la variable US\$/M2=	2.631,58	(Expresado en US\$/M2)
Valor mínimo de la variable US\$/M2=	937,50	(Expresado en US\$/M2)
Rango de la variable US\$/M2 =	1.694	(Expresado en US\$/M2)
Número de Datos =	43	Datos
Ancho de la Clase (C) =	242,01	(Expresado en US\$/M2)
Número de Clases =	7	Clases
Aritmético (\bar{x}) =	1.728,26	(Expresado en US\$/M2)
Desviación Media (Dx) =	429,05	(Expresado en US\$/M2)
Mediana (Me) =	 1.724,04	(Expresado en US\$/M2)
Desviación Mediana (Dm) =	429,15	(Expresado en US\$/M2)
D1 =	5	
D2 =	6	
Moda (Mo) =	2.015,55	(Expresado en US\$/M2)

RESUMEN		
	DESDE (M2)	HASTA (M2)
SUPERF.	44,00	68,56
DORMIT.	1	
BAÑOS	1	
N° DATOS	43	
T.C.S.	MEDIANA	
T.C.S.	1.724,04	US\$/M2
VALOR	97.024,60	US\$

(cálculos propios)

Una vez determinado el término central y su correspondiente medidor de dispersión, se procede a predecir el valor del Apartamento Patrón N° 1 utilizando el enfoque de comparación directa:

TABLA 21: Calculo del Valor del Apartamento Patrón 1

CALCULO DEL VALOR DEL APARTAMENTO PATRON EN FUNCION AL ENFOQUE DE COMPARACION DIRECTA

DESCRIPCION	SUPERF. M2	DORM.	BAÑOS	VALOR US\$
APARTAMENTO 1	56,28	1	1	97.024,60
APARTAMENTO 2	80,83	2	2	
APARTAMENTO 3	105,39	3	3	
APARTAMENTO 4	129,94	3	3	

(cálculos propios)

SEGUNDA SERIE: (68,57 M2 – 93,09 M2)

En hoja de cálculo se elabora la tabla de distribución de frecuencias correspondiente al apartamento patrón N° 2. Para ello, se extrajo una submuestra de 88 referentes de la serie de ofertas de apartamentos en la Urb. El Rosal, cuyas superficies oscilan entre los 68,57 a 93,09 M2 y están conformados por dos dormitorios y dos baños:

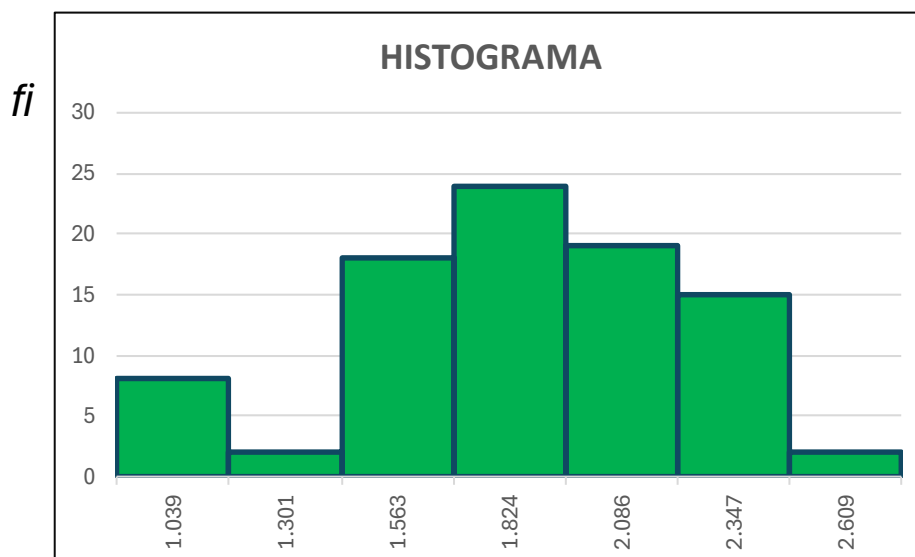
TABLA 22: Tabla de Distribución de Frecuencias para la Segunda Serie

TABLA DE DISTRIBUCION DE FRECUENCIA								
CLASE	DESDE	HASTA	X_i	f_i	F_i	$X_i * f_i$	$ X_i - \bar{X} * f_i$	$ X_i - Me * f_i$
1	908,54	1.170,14	1.039,34	8	8	8.314,71	6.492,39	6.627,15
2	1.170,14	1.431,74	1.300,94	2	10	2.601,87	1.099,90	1.133,59
3	1.431,74	1.693,33	1.562,54	18	28	28.125,63	5.190,34	5.493,56
4	1.693,33	1.954,93	1.824,13	24	52	43.779,19	642,10	1.046,39
5	1.954,93	2.216,53	2.085,73	19	71	39.628,89	4.462,03	4.141,97
6	2.216,53	2.478,13	2.347,33	15	86	35.209,94	7.446,62	7.193,95
7	2.478,13	2.739,73	2.608,93	2	88	5.217,85	1.516,08	1.482,39
				88		162.878,09	26.849,47	27.118,99
			$n/2 =$	44				

C. Mediana-Modal

(cálculos propios)

Gráfico 19. histograma para la Segunda Serie



Maca de Clase Xi

(cálculos propios)

www.bdigital.ula.ve

Una vez elaborada la tabla de distribución de frecuencias y su correspondiente representación gráfica, se procede al cálculo del análisis de varianza de la “Segunda Serie” a fin de poder determinar su “Término Central” y su correspondiente “Medidor de Dispersión”:

TABLA 23: Análisis de Varianza para la Segunda Serie

ANALISIS DE VARIANZA		
Valor máximo de la variable US\$/M2=	2.739,73	(Expresado en US\$/M2)
Valor mínimo de la variable US\$/M2=	908,54	(Expresado en US\$/M2)
Rango de la variable US\$/M2 =	1.831	(Expresado en US\$/M2)
Número de Datos =	88	Datos
Ancho de la Clase (C) =	261,60	(Expresado en US\$/M2)
Número de Clases =	7	Clases
Medio Aritmético (\bar{x}) =	1.850,89	(Expresado en US\$/M2)
Desviación Media (Dx) =	305,11	(Expresado en US\$/M2)
Mediana (Me) =	1.867,73	(Expresado en US\$/M2)
Desviación Mediana (Dm) =	308,17	(Expresado en US\$/M2)
D1 =	6	
D2 =	5	
Moda (Mo) =	1.836,02	(Expresado en US\$/M2)

www.bdigital.ula.ve

RESUMEN		
	DESDE (M2)	HASTA (M2)
SUPERF.	68,57	93,09
DORMIT.	2	
BAÑOS	2	
N° DATOS	88	
T.C.S.	PROMEDIO	
T.C.S.	1.850,89	US\$/M2
VALOR	149.611,85	US\$

(cálculos propios)

Una vez determinado el término central y su correspondiente medidor de dispersión, se procede a predecir el valor del Apartamento Patrón N° 2 utilizando el enfoque de comparación directa:

TABLA 24: Calculo del Valor del Apartamento Patrón 2

CALCULO DEL VALOR DEL APARTAMENTO PATRON EN FUNCION AL ENFOQUE DE COMPARACION DIRECTA

DESCRIPCION	SUPERF. M2	DORM.	BAÑOS	VALOR US\$
APARTAMENTO 1	56,28	1	1	
APARTAMENTO 2	80,83	2	2	149.611,85
APARTAMENTO 3	105,39	3	3	
APARTAMENTO 4	129,94	3	3	

(cálculos propios)

TERCERA SERIE (93,11 M2 – 117,67 M2)

En hoja de cálculo se elabora la tabla de distribución de frecuencias correspondiente al apartamento patrón N° 3. Para ello, se extrajo una submuestra de solo 13 referentes de la serie de ofertas de apartamentos en la Urb. El Rosal, cuyas superficies oscilan entre los 93,11 a 117,67 M2 y están conformados por tres dormitorios y tres baños:

TABLA 25: Tabla de Distribución de Frecuencias para la Segunda Serie

TABLA DE DISTRIBUCION DE FRECUENCIA									
CLASE	DESDE	HASTA	X_i	f_i	F_i	$X_i * f_i$	$ X_i - \bar{X} * f_i$	$ X_i - Me * f_i$	
1	1.473,68	1.659,72	1.566,70	1	1	1.566,70	515,19	576,72	
2	1.659,72	1.845,76	1.752,74	1	2	1.752,74	329,15	390,68	
3	1.845,76	2.031,80	1.938,78	2	4	3.877,56	286,22	409,29	
4	2.031,80	2.217,84	2.124,82	5	9	10.624,10	214,66	93,02	C. Mediana-Modal
5	2.217,84	2.403,88	2.310,86	4	13	9.243,44	915,89	669,74	
				13		27.064,54	2.261,10	2.139,46	
			$n / 2 =$	7					

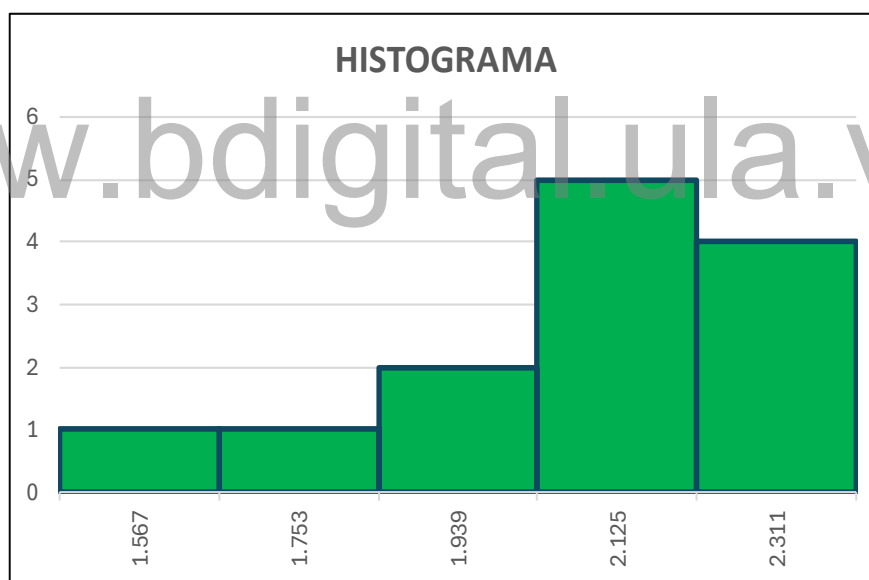
(cálculos propios)

Tabla 26. Histograma para la Tercera Serie

CLASE	X_i	f_i
1	1.566,70	1
2	1.752,74	1
3	1.938,78	2
4	2.124,82	5
5	2.310,86	4

(cálculos propios)


Gráfico 20. histograma para la Tercera Serie

**Maca de Clase X_i**

(cálculos propios)

Una vez elaborada la tabla de distribución de frecuencias y su correspondiente representación gráfica, se procede al cálculo del análisis de varianza de la “Tercera Serie” a fin de poder determinar su “Término Central” y su correspondiente “Medidor de Dispersión”:

TABLA 27: Análisis de Varianza para la Tercera Serie

ANALISIS DE VARIANZA		
Valor máximo de la variable US\$/M2=	2.403,88	(Expresado en US\$/M2)
Valor mínimo de la variable US\$/M2=	1.473,68	(Expresado en US\$/M2)
Rango de la variable US\$/M2 =	930	(Expresado en US\$/M2)
Número de Datos =	13	Datos
Ancho de la Clase (C) =	186,04	(Expresado en US\$/M2)
Número de Clases =	5	Clases
Promedio Aritmético (\bar{x}) =	 2.081,89	(Expresado en US\$/M2)
Desviación Media (Dx) =	173,93	(Expresado en US\$/M2)
Mediana (Me) =	2.143,42	(Expresado en US\$/M2)
Desviación Mediana (Dm) =	164,57	(Expresado en US\$/M2)
D1 =	3	
D2 =	1	
Moda (Mo) =	2.171,33	(Expresado en US\$/M2)

www.bdigital.ula.ve

RESUMEN		
	DESDE (M2)	HASTA (M2)
SUPERF.	93,11	117,67
DORMIT.	3	
BAÑOS	3	
N° DATOS	13	
T.C.S.	PROMEDIO	
T.C.S.	2.081,89	US\$/M2
VALOR	219.404,94	US\$

(cálculos propios)

Una vez determinado el término central y su correspondiente medidor de dispersión, se procede a predecir el valor del Apartamento Patrón N° 3 utilizando el enfoque de comparación directa:

TABLA 28: Calculo del Valor del Apartamento Patrón 3

CALCULO DEL VALOR DEL APARTAMENTO PATRON EN FUNCION AL ENFOQUE DE COMPARACION DIRECTA

DESCRIPCION	SUPERF. M2	DORM.	BAÑOS	VALOR US\$
APARTAMENTO 1	56,28	1	1	
APARTAMENTO 2	80,83	2	2	
APARTAMENTO 3	105,39	3	3	219.404,94
APARTAMENTO 4	129,94	3	3	

(cálculos propios)

CUARTA SERIE (117,68 M2 – 142,20 M2)

Para predecir el valor del apartamento patrón N° 4 por el enfoque de comparación directa, solamente se identificaron seis (6) referentes similares en la Urb. El Rosal.

Dado el tamaño reducido de la serie no resulta significativo el cálculo de su análisis de varianza y será sustituido por el "Método de control estadístico de errores"; que es más adecuado para conjuntos de datos pequeños que, si bien se suponen normalmente distribuidos, pero se desconoce su varianza o tendencia de los datos a desviarse del valor promedio. La muestra está constituida por apartamentos cuyas superficies oscilan entre los 117,68 a 142,20 M2 y que cuentan con tres dormitorios y tres baños:

TABLA 29: Determinación del Término Central de la Serie por el método estadístico de control de errores (serie pequeña)

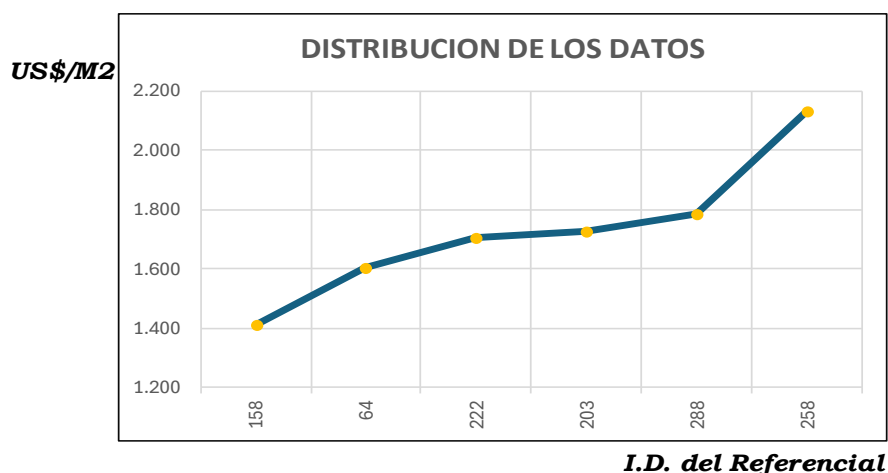
Identificac.	x_i	$(x_i - \bar{x})$	$(x_i - \bar{x})^2$	$ \bar{x} - x_i > 3 \delta_{\bar{x}}$	
158	1.413,04	-315,58	99.589,68	RECHAZAR	<i>Error Accidental!!!</i>
64	1.605,84	-122,78	15.074,52	ACEPTAR	
222	1.705,45	-23,17	536,77	ACEPTAR	
203	1.729,32	0,70	0,49	ACEPTAR	
288	1.785,71	57,09	3.259,46	ACEPTAR	
258	2.132,35	403,73	162.999,26	RECHAZAR	
$\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$			281.460,18		
$n * (n - 1)$			30		
$\delta_{\bar{x}}$			96,86	US\$/M2	
$3\delta_{\bar{x}}$			290,58	US\$/M2	

www.bdigital.ula.ve

Identificac.	x_i	$(x_i - \bar{x})$	$(x_i - \bar{x})^2$	
64	1.605,84	-122,78	15.074,52	
222	1.705,45	-23,17	536,77	
203	1.729,32	0,70	0,49	
288	1.785,71	57,09	3.259,46	
$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$			1.706,58	
$\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$			18.871,24	
$n * (n - 1)$			12	
$\delta_{\bar{x}}$			39,66	US\$/M2

Cálculo del valor del Término Central de la serie: 1.706,58 US\$/M2
(cálculos propios)

Gráfico 21. distribución de datos



(cálculos propios)

Una vez determinado el término central y su correspondiente medidor de dispersión, se procede a predecir el valor del Apartamento Patrón N° 4 utilizando el enfoque de comparación directa:

TABLA 30: Cálculo del valor del apartamento patrón 4

RESUMEN		
	DESDE (M2)	HASTA (M2)
SUPERF.	117,68	142,20
DORMIT.	3	
BAÑOS	3	
N° DATOS	6	
T.C.S.	$\bar{x}_{mod.}$	
T.C.S.	1.706,58	US\$/M2
VALOR	221.757,27	US\$

CALCULO DEL VALOR DEL APARTAMENTO PATRON EN FUNCION AL ENFOQUE DE COMPARACION DIRECTA

DESCRIPCION	SUPERF. M2	DORM.	BAÑOS	VALOR US\$
APARTAMENTO 1	56,28	1	1	
APARTAMENTO 2	80,83	2	2	
APARTAMENTO 3	105,39	3	3	
APARTAMENTO 4	129,94	3	3	221.757,27

(cálculos propios)

Resumen

A continuación, se presenta el resumen en la hoja de cálculo la predicción de los valores de los cuatro apartamentos patrón, calculados en base al enfoque de comparación directa:

TABLA 31: Cálculo del valor de los apartamentos patrón 1 al 4

RESULTADOS DE LA APLICACION DEL ENFOQUE DE COMPARACION DIRECTA					
DESCRIPCION	SUPERF. M2	DORM.	BAÑOS	VALOR US\$	Nº DATOS
APARTAMENTO 1	56,28	1	1	97.024,60	43
APARTAMENTO 2	80,83	2	2	149.611,85	88
APARTAMENTO 3	105,39	3	3	219.404,94	13
APARTAMENTO 4	129,94	3	3	221.757,27	6

(cálculos propios)

COMPROBACION Y CONTRASTE DE LOS RESULTADOS

Redes neuronales artificiales (RNA) y regresión múltiple

Comprobación y contraste en funciones multivariantes. Evaluación del rendimiento de los modelos mediante el análisis de los estadígrafos de control

Se compararán los estadígrafos de control de ambos modelos mediante el análisis de los estadígrafos de control. Dado a que ambos son funciones multivariantes es posible evaluar su calidad de ajuste utilizando estimadores relevantes tales como el coeficiente de determinación (R^2), la raíz cuadrática del error medio (RMS), el test de Fisher-Snedecor (F y F_0), entre otros.

Estos estadígrafos, proporcionan información sobre la precisión y exactitud con la que cada función representa la relación entre las variables. Por ejemplo, el RMS mide la discrepancia entre los valores predichos por las funciones y los valores observados en los datos, mientras que el R^2 indica la proporción de variabilidad en los datos que es explicada por los modelos, así mismo F y F_0 permiten determinar la existencia de asociación entre los datos y las variables, así como la significancia de las variables independientes en relación con la variable dependiente.

Al comparar los estadígrafos de control en los dos modelos diferentes, se podrá determinar cuál de ellos se ajusta mejor a los datos y es el más apropiado para la predicción del fenómeno investigado. Esto permite hacer predicciones con mayor precisión y tomar mejores decisiones basadas en el análisis de los datos.

TABLA 32: Redes neuronales artificiales (RNA) y regresión múltiple

COMPARACION PARAMETRICA ENTRE DOS ANALISIS MULTIVARIANTE (RED NEURONAL ARTIFICIAL Y REGRESION MULTIPLE)		
ESTADIGRAFOS DE CONTROL	RED NEURONAL	REGRESION MULTIPLE
COEFICIENTE DE DETERMINACIÓN (R^2):	0,8327 ✓	0,7124
ES $R^2 > 0.70$:	SI ✓	SI
RAIZ DEL ERROR CUADRATICO MEDIO (RMS) ($\delta_{\hat{Y}}$):	23.177,03 ✓	31.933,97
AJUSTE DEL PROCESO DE APRENDIZAJE DE LA RNA (RMSProp):	ANTES:	
	DESPUES:	
Yobservada PROMEDIO (\bar{Y}):	155.076,00	155.076,52
DESVIACION ESTANDAR DE Yobservada (σ_Y):	59.657,200	59.657,28
PROBABILIDAD (ρ):	0,0035	0,0035
DESV. NORMAL ESTANDAR INVERSA (k):	-2,6925	-2,6925
DESVIACION ESTANDAR DE Ycalculada ($\sigma_{\hat{Y}}$):	54.438,69	32.162,89
$k * \sigma_{\hat{Y}}$:	-146.575,30	-86.598,06
NUMERO DE DATOS (n):	282	282
NUMERO DE VARIABLES DEPENDIENTES (SALIDA):	1	1
NUMERO DE VARIABLES INDEPENDIENTES (ENTRADA):	3	3
GRADOS DE LIBERTAD [$n - (K+1)$]	280	280
ESTADIGRAFO F DE FISHER (F):	509,4398	229,5900
F DE PRUEBA (F_0):	2,6368	2,6368
ES $F > F_0$:	SI ✓	SI
SUMA DE LOS CUADRADOS DE LA REGRESION (SCR):	832.786.934.004	712.499.017.811
SUMA DE LOS CUADRADOS DEL ERROR (SCE):	151.483.232.882	287.577.492.650
SUMA DE CUADRADOS TOTALES (SCT):	1.000.076.510.460	1.000.076.510.460

(cálculos propios)

Glosario de Términos:

Coefficiente de determinación: Estadígrafo que indica qué tan bien los datos se ajustan a un modelo de regresión.

RMS: Estadígrafo que cuantifica la diferencia entre los valores observados y los valores predichos por un modelo, indicando la precisión del modelo.

RMSProp: Resultado del algoritmo de optimización que ajusta la tasa de aprendizaje para ayudar a mejorar la convergencia en el entrenamiento de modelos.

Y observada Promedio (\bar{Y}): Promedio simple de los valores observados

Desviación estándar de Y: Desviación Estándar de los valores observados

Inversa de la Desviación Normal Estándar - (ρ) “Ro”: Probabilidad de que un Residuo ($\hat{y} - y$) caiga debajo de la campana

Inversa de la Desviación Normal Estándar - (K) “Kappa”: Estadígrafo que indica cuán alejado se emplaza un valor de la media, en términos de “desviaciones estándar”.

Desviación estándar de \hat{Y} : Desviación Estándar de los valores calculados

Inversa de la Desviación Normal Estándar - ($K * \sigma$): Estadígrafo que indica cuál es el ancho del área bajo la curva de una distribución normal (amplitud de la campana).

Inversa de la Desviación Normal Estándar - ($\sigma \hat{y}$): Estadígrafo que indica cuánto varían los valores predichos (o estimados) de un modelo, con respecto a su valor medio.

Test de Fisher - Grados de Libertad [$n - (k + 1)$]: Cantidad de opciones disponibles que restan en un análisis multivariante, después del ajuste o restricción por k variables independientes.

F (Parámetro del Test de Fisher): Relación entre el número de datos y el número de variables independientes en un modelo, que asegure que existan suficientes observaciones para obtener un resultado válido.

Fo (Parámetro del Test de Fisher): Coeficiente que permite determinar si las diferencias observadas entre los datos son significativas o si pueden haber ocurrido por azar.

SCR: Suma de los cuadrados de la regresión

SCE: Suma de los cuadrados del error

SCT: Suma de cuadrados totales

Redes neuronales artificiales (RNA) vs. regresión múltiple vs. enfoque de comparación directa.

Comprobación y contraste en funciones mixtas: Comparación de resultados entre la red neuronal artificial (RNA), la regresión múltiple y el enfoque de comparación directa.

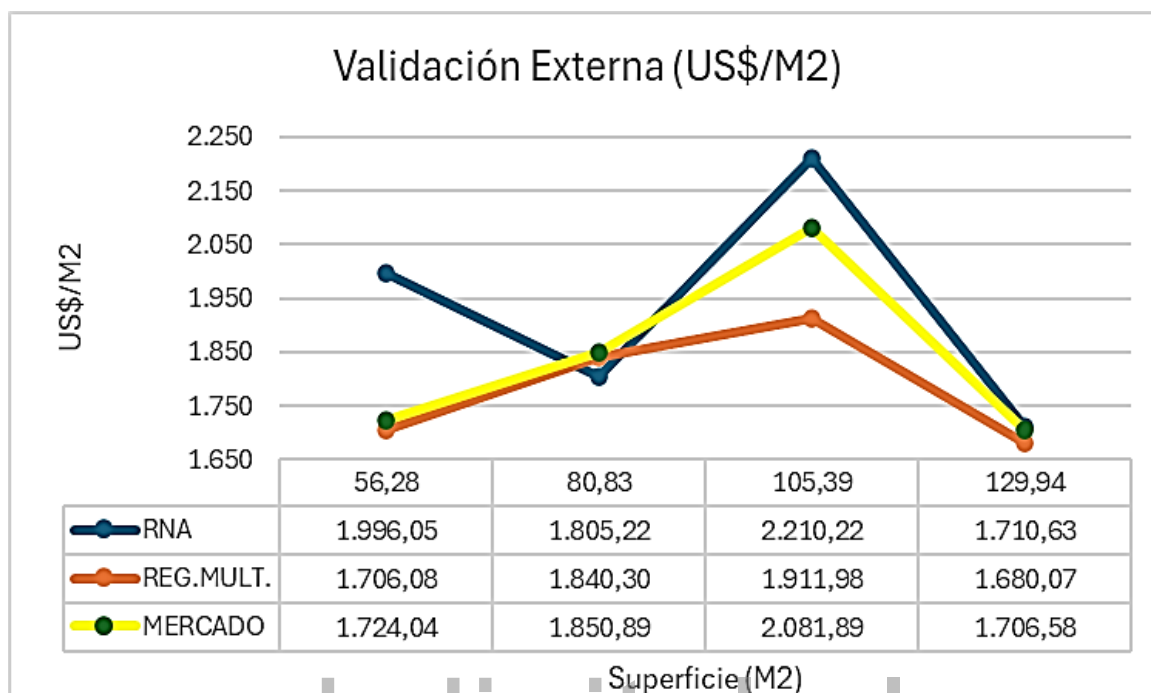
Dado que se trata de un "Análisis Univariante", no es posible realizar un estudio comparativo, como el presentado en la Tabla N° 32, para analizar los resultados mediante el enfoque de comparación directa.

El análisis univariante se enfoca en examinar una sola variable a la vez; mientras que el análisis multivariante considera múltiples variables simultáneamente. En consecuencia, el análisis multivariante ofrece una visión más completa y detallada de las relaciones entre las variables. En consecuencia, el análisis univariante podría ser más fácil de interpretar debido a su enfoque simplificado, mientras que el análisis multivariante puede requerir un mayor nivel de comprensión estadística para interpretar los resultados de manera adecuada.

Para comparar los resultados entre análisis mixtos, es fundamental evaluar las conclusiones obtenidas en ambos enfoques. Además, es importante considerar las fortalezas y limitaciones de cada tipo de análisis, así como al interpretar los resultados para extraer conclusiones significativas. Al contrastar un análisis univariante y un análisis multivariante, es posible obtener una visión más completa y profunda de los datos, así como descubrir relaciones más complejas que podrían influir en la investigación.

Para realizar una comparación adecuada entre las tres técnicas, se deben evaluar por separado los resultados obtenidos por la RNA y la regresión múltiple y posteriormente proceder a contrastarlos con los logrados a través del enfoque de comparación directa en la valoración de los "apartamentos Patrón".

Gráfico 22. comportamiento RNA vs. Regresión vs. Mercado



(cálculos propios)

A continuación, se presenta el resumen de la predicción de los valores de los apartamentos patrón, calculados por RNA, regresión múltiple y enfoque de comparación directa:

TABLA 33: Redes neuronales artificiales (RNA) - regresión múltiple – comparación directa

COMPROBACION Y CONTRASTE ENTRE FUNCIONES MIXTAS				
COMPARACION ENTRE TIPOLOGIA / VALOR	SUPERF. M2	REDES NURONALES US\$	REGRESION MULTIPLE US\$	COMPARAC. DIRECTA US\$
		MULTIVARIANTE	MULTIVARIANTE	UNIVARIANTE
APARTAMENTO 1	56,28	112.332,91	96.014,01	97.024,60
APARTAMENTO 2	80,83	145.920,14	148.756,38	149.611,85
APARTAMENTO 3	105,39	232.929,38	201.498,76	219.404,94
APARTAMENTO 4	129,94	222.283,66	218.312,39	221.757,27

COMPARACION ENTRE TIPOLOGIA / VALOR	SUPERF. M2	REDES NURONALES US\$/M2	REGRESION MULTIPLE US\$/M2	COMPARAC. DIRECTA US\$/M2
		MULTIVARIANTE	MULTIVARIANTE	UNIVARIANTE
APARTAMENTO 1	56,28	1.996,05	1.706,08	1.724,04
APARTAMENTO 2	80,83	1.805,22	1.840,30	1.850,89
APARTAMENTO 3	105,39	2.210,22	1.911,98	2.081,89
APARTAMENTO 4	129,94	1.710,63	1.680,07	1.706,58

(cálculos propios)

Para un análisis cruzado más preciso entre los resultados de los cuatro “apartamentos patrón”, se presentan en términos del valor (US\$), como en valor unitario (US\$/M2).

Para la comparación de resultados entre los resultados obtenidos por el enfoque de comparación directa, el cual se corresponde a un análisis univariante y los resultados de la RNA y regresión múltiple (análisis multivariantes), se utilizaron dos enfoques metodológicos distintos que permitieron una evaluación más completa entre las variables y proporcionó una comprensión más profunda de los patrones de comportamiento en el conjunto de datos.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES

CONCLUSIONES SOBRE LA CAPTURA DE LOS DATOS

A) El software de extracción de datos web (Web scrapping) facilitó la captura de grandes cantidades de datos de múltiples fuentes, eficiente y sin intervención humana.

B) La falta de información disponible en los portales inmobiliarios fué preocupante. Características tan importantes como la georreferenciación de las ofertas, edad de los inmuebles, cantidad de estacionamientos y maleteros, superficie de balcones, entre otros; no son aprehensibles por el software de extracción de datos; bien por no poseer reflejada dicha información en los metadatos de los website consultados o bien porque la información faltante está solo presente en los textos publicitarios de los anuncios de ofertas, los cuales tampoco pueden ser capturados.

C) Se detectaron una cantidad alarmante de ofertas de venta de apartamentos repetidos en todos los portales consultados. Se tomaron medidas para resolver este problema, eliminando los duplicados de la base de datos capturados.

D) En los cursos de capacitación de las diferentes organizaciones de valuación del continente americano, existe muy poca difusión en la enseñanza del uso correcto de los software de extracción de datos web.

E) La extracción de datos en algunos sitios web, podría infringir sus términos de servicio y condiciones legales; hasta el punto de bloquear las direcciones IP y dificultar o impedir la captura.

CONCLUSIONES DOBRE LA VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS DEL USO DE LAS TÉCNICAS DE REDES NEURONALES ARTIFICIAL Y REGRESIÓN MÚLTIPLE:

A) La aplicación del enfoque de RNA permitió obtener resultados más precisos en la valoración de apartamentos en la Urb. El Rosal de Caracas, en comparación con el uso de las técnicas de regresión múltiple.

B) El coeficiente de determinación (R^2) de la RNA (0,8327) es mayor que el de la regresión múltiple (0,7124). Interpretándose como que la técnica de RNA predice con una precisión del 83,27% la variabilidad en los precios de los apartamentos; se ajusta mejor a los datos y tiene una mayor capacidad predictiva que la regresión múltiple.

C) La raíz del error cuadrático medio de la RNA tiene una desviación promedio de 23,177.03 US\$ con respecto a los valores reales de los precios de los apartamentos en la Urb. El Rosal; mientras que en la regresión múltiple la desviación es mayor (31.933,97 US\$). Interpretándose como que la RNA tiene un mejor rendimiento en la predicción de los precios de los apartamentos en comparación con la regresión múltiple.

D) Respecto al test de Fisher-Snedecor, para ambas técnicas se cumple la condición que F es mayor que F_0 ($F > F_0$); indicando la existencia de asociación entre el número de datos y el número de variables, así como también señala que existe significancia de las variables independientes en relación a la variable dependiente.

E) En base del análisis de los estadígrafos de control (R^2 y RMS) anteriormente indicados, se concluye que las técnicas de RNA supera a la regresión múltiple en términos de precisión y capacidad para modelar el comportamiento de un fenómeno.

F) Se observó que las redes neuronales artificiales (RNA), fueron capaces de comprender y procesar de forma más efectiva la complejidad de los datos en comparación con la regresión múltiple. Esta capacidad para capturar la complejidad de los datos resulta en predicciones más precisas.

CONCLUSIONES SOBRE LA VALIDACIÓN EXTERNA DE LOS RESULTADOS DEL USO DE LAS TÉCNICAS DE REDES NEURONALES ARTIFICIAL Y REGRESIÓN MÚLTIPLE EN COMPARACIÓN AL ENFOQUE DE COMPARACIÓN DIRECTA:

A) Para los todos los apartamentos patrón [con excepción del N° 3 (105,39 M2 / 13 referenciales), las técnicas de regresión múltiple y el enfoque de comparación directa son concurrentes con valores unitarios (US\$/M2) muy aproximados.

B) Para los apartamentos patrón N° 2 (56,28 M2 / 88 referenciales) y N° 4 (129,94 M2 / 6 referenciales), los tres (3) enfoques son concurrentes con valores unitarios (US\$/M2) muy aproximados.

C) La técnica de RNA, indica una tendencia hacia valores unitarios más altos para todos los apartamentos patrón, salvo la particularidad detallada en el punto anterior.

D) Para una investigación de mercado es crucial considerar la interpretabilidad y la disponibilidad de los datos para poder seleccionar un enfoque apropiado. En este caso, se observa una baja variabilidad entre la predicción de los valores por los tres (3) enfoques

estudiados debido a la homogeneidad de la muestra de referenciales. No obstante, vale la pena señalar que el enfoque de comparación directa fue quien utilizó la menor cantidad de referenciales por serie (Serie 1= 43 datos, Serie 2= 88 datos., Serie 3= 13 datos. y Serie 4= 6 datos.), a diferencia de las técnicas de RNA y regresión múltiple, que analizaron 282 datos cada una. Por lo tanto, es de esperar que los enfoques que emplearon la mayor cantidad de datos para predecir sus estimaciones sean los que generen valores más precisos. Es importante tener en cuenta que la idoneidad de cada enfoque puede depender de diversos factores, como la calidad y la cantidad de datos disponibles, el tipo y número de variables empleadas, el contexto específico del mercado inmobiliario, entre otros elementos.

E) La precisión de las RNA depende de la calidad y cantidad de los datos, así como del procedimiento de aprendizaje o entrenamiento de la red. Además de ofrecer un potencial significativo en la precisión y eficacia del proceso valuatorio, contribuyen a facilitar la toma de decisiones en el mercado inmobiliario.

F) Las técnicas de redes neuronales artificiales tienen un desempeño superior a las técnicas de regresión múltiple, gracias a su capacidad para aprender y adaptarse de manera más efectiva a los datos. Estos algoritmos de aprendizaje profundo, también conocidos como “Deep Learning”, mejoran considerablemente la precisión de las predicciones en el campo del avalúo inmobiliario, brindando una alternativa innovadora y altamente efectiva.

G) Es importante tener en cuenta que los resultados presentados en este trabajo de investigación se fundamentan en datos específicos de ofertas de venta de apartamentos de lujo en un sector particular de Caracas, donde demanda de apartamentos se ha mantenido precariamente estable en los últimos años. Por lo tanto, es probable que estudios similares en otros sectores arrojen resultados distintos o incluso contradictorios.

RECOMENDACIONES

Estas recomendaciones buscan contribuir al avance y la mejora de las metodologías utilizadas en la tasación de bienes raíces, aprovechando el potencial de las técnicas neuronales artificiales para optimizar dicho proceso. Basados en los resultados obtenidos en este estudio de investigación, se presentan las siguientes recomendaciones:

A) Se recomienda la aplicación de softwares de extracción de datos web (Web Scrapers) para mejorar la cantidad y calidad de los datos empleados en la aplicación de las técnicas de RNA en la tasación, logrando así obtener resultados más precisos y confiables.

B) Para mejorar la precisión y fiabilidad en la valoración inmobiliaria, es fundamental mantener una actualización constante de la información relevante acerca de los softwares disponibles para la aplicación y entrenamiento de las redes neuronales artificiales. Solo de esta manera es posible difundir y popularizar esta novedosa tecnología para la tasación inmobiliarias.

C) Se propone impulsar la divulgación y capacitación en el uso de softwares de redes neuronales artificiales (RNA) en distintos ámbitos y agrupaciones de profesionales en la valoración de bienes raíces, con la finalidad de ampliar su aplicación y enseñanza a lo largo de todo el territorio venezolano. Asimismo, se insta a compartir y difundir los resultados y experiencias derivados de esta investigación a los tasadores y profesionales del sector inmobiliario, así como a las asociaciones de valoradores, colegios profesionales y universidades, con el objetivo de estimular el aprendizaje y la utilización de las técnicas de RNA en la valoración de propiedades.

D) También es fundamental informar a los profesionales tasadores sobre algunas de las limitaciones más relevantes de las Redes Neuronales Artificiales (RNA), tales como: a) La dificultad de incorporar datos o variables insuficientes o no relevantes para la tasación, lo que puede resultar en estimaciones inexactas. b) Destacar que las RNA son cajas negras que solo generan las predicciones sin mostrar cómo se ha construido el modelo, lo que puede resultar desafiante para el tasador y el revisor. c) Enseñar a utilizar correctamente el análisis de los estadísticos de control y técnicas de validación cruzada o externa para verificar las predicciones de las RNA, ya que no siempre convergen en un resultado óptimo.

E) Es crucial seleccionar cuidadosamente una muestra significativa de datos del mercado inmobiliario para aplicar las técnicas de RNA y regresión múltiple sugeridas en este trabajo de investigación. Es importante tener en cuenta que la inclusión o exclusión de ciertos referenciales y variables pueden distorsionar los resultados de la tasación.

F) En resumen, los resultados alcanzados en este estudio de investigación están condicionados por las limitaciones establecidas por el software aiNET y la data capturada de los portales inmobiliarios, sin embargo, los mismos se consideran satisfactorios y cumplen los objetivos establecidos. Sin embargo, en el ámbito del aprendizaje automático hay numerosas oportunidades para mejorar la minería de datos y las predicciones de los programas de RNA, las cuales podrían ser implementadas en futuros trabajos de investigación.

REFERENCIAS

- Arias, F. (2023). *El Proyecto de Investigación (6ta. Edición)*. [E-Book]. Editorial Episteme. Caracas. <https://abacoenred.org/wp-content/uploads/2019/02/El-proyecto-de-investigaci%C3%B3n-F.G.-Arias-2012-pdf-1.pdf>
- Asociación Peruana de Bienes Raíces. Blog N° 103 (2023). *Inteligencia Artificial para el sector inmobiliario*. <https://bienesraicess.com/blogs/inteligencia-artificial-sector-inmobiliario-2/>
- Bavaresco, A. (2013). *Proceso Metodológico en la Investigación. (6ta Edición)*. [E-Book]. Imprenta Internacional, C.A. Maracaibo. <https://gsosa61.wordpress.com/wp-content/uploads/2015/11/proceso-metodologico-en-la-investigacion-bavaresco-reduc.pdf>
- Balestrini, M. (2002). *Como se elabora el Proyecto de Investigación (6ta Ed.)*. [E-Book]. Caracas, Venezuela: BL Consultores Asociados. Servicio Editorial. https://issuu.com/sonia_duarte/docs/como-se-elabora-el-proyecto-de-inve
- Barberan, L. Rivadeneira, F y Larrea Jhonny (2018). *Análisis de comentarios y revisiones de usuario usando redes neuronales recurrentes y procesamiento de lenguajes naturales*. Revista “Informática y Sistemas”, Vol. 2, N° 1, 2018. Ecuador. <https://revistas.utm.edu.ec/index.php/Informaticaysistemas/article/view/1127>
- Carpio, G. (2014). *Precio del Suelo y Metodologías de Evaluación. Exploración para la captura de plusvalías urbanas en el caso de la Región Metropolitana de Santiago de Chile*. Tesis de Grado publicada en el Repositorio de la Universidad de Chile. Santiago. <https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/130467/precio-del-suelo-y-metodologias-de-%20avaluacion.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Chávez, D. (2022). *Aplicación de Redes Neuronales Artificiales para la valorización de los departamentos habitacionales de la ciudad de Lima*. Tesis de Grado publicada en el Repositorio de la Universidad Señor de Sipán. Lima. <https://repositorio.uss.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12802/9396/Ch%c3%a1vez%20Bartur%c3%a9n%20Daniel%20Armando.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Condori, J y Gutiérrez, J. (2023). *Evaluación de las propiedades mecánicas del suelo para pavimentos, utilizando redes neuronales artificiales como herramienta predictiva*. Tesis de Grado publicada en el Repositorio de la Universidad Tecnológica del Perú. Lima.

<https://repositorio.utp.edu.pe/handle/20.500.12867/9066>

Cueto, A. (2022). *Análisis Predictivo del Precio de las Viviendas en los Distritos de Ciudad Lineal y La Latina con modelos de Machine Learning*. Tesis de Grado publicada en el Repositorio de la Universidad Pontificia Comillas. Madrid.

<https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/68911/TFG%20-%20Bruno%20Cueto%2c%20Ana.pdf?sequence=2&isAllowed=y>

Equipo de redacción de “Blog Real Estate News” (2022). Inteligencia artificial en el sector inmobiliario [España]. *El debut de la IA en el real estate*. [inmobiliario/oficinas/item/3001-como-la-inteligencia-artificial-esta-cambiando-el-mercado-inmobiliario](#)

Equipo de redacción de la Agencia “Inspace, Digital Marketing”. (2023). Blog [Panamá]. *Bienes y raíces en 2024: Tendencias, tecnologías y datos económicos*. <https://>

<https://inspacedigital.com/bienes-y-raices-en-2024/>

Equipo de redacción de “Diario Jurídico”. (2022). Revista Digital [España]. *La Inteligencia Artificial llega a las tasaciones inmobiliarias*. [https://www.diariojuridico.com/la-inteligencia-artificial-llega-a-las-tasaciones-](https://www.diariojuridico.com/la-inteligencia-artificial-llega-a-las-tasaciones-inmobiliarias/)

[inmobiliarias/?utm_source=rss&utm_medium=rss&utm_campaign=la-inteligencia-artificial-llega-a-las-tasaciones-inmobiliarias](https://www.diariojuridico.com/la-inteligencia-artificial-llega-a-las-tasaciones-inmobiliarias/?utm_source=rss&utm_medium=rss&utm_campaign=la-inteligencia-artificial-llega-a-las-tasaciones-inmobiliarias)

Equipo de redacción de la “Inmobiliaria Whereinrio”. (2023). Blog [Brasil]. *Impactos de la inteligencia artificial en el mercado inmobiliario*. <https://www.whereinrio.com/es-es/detalle-de-noticia/impactos-de-la-inteligencia-artificial-en-el-mercado-inmobiliario/19225>

Equipo de redacción de “Promotora Inmobiliaria de Obra Nueva, S.A.”, (2023). *Blog Profesional de la empresa CULMIA [España]*. Inteligencia Artificial en el sector inmobiliario: ¿Cómo nos afecta? <https://www.culmia.com/blog/inteligencia-artificial-sector-inmobiliario>

Equipo de redacción de Revista “Inversión Inmobiliaria” (2023). *¿Cómo la inteligencia artificial está cambiando el mercado inmobiliario? [Costa Rica]*.

<https://www.inversioninmobiliariacr.com/es/mercado-inmobiliario/oficinas/item/3001-como-la-inteligencia-artificial-esta-cambiando-el-mercado-inmobiliario>

- Fernández G., Andoni. (2023). *Análisis del impacto de las Smart Technologies en el mercado inmobiliario español: Un enfoque sobre la digitalización del Sector*. [Tesis de Grado. Facultad de Economía y Empresa. Universidad de Oviedo].
https://digibuo.uniovi.es/dspace/bitstream/handle/10651/69300/tfg_AndoniFern%C3%A1ndezGaritano.pdf?sequence=4&isAllowed=y
- Franco, Y (2011). "Metodología de la Investigación Científica: Perspectivas y Aplicaciones". Tesis de grado publicada en el Blog "Tesis de Investigación". Venezuela.
<http://tesisdeinvestig.blogspot.com/2011/06/marco-metodologico-definicion.html>
- García, M. Hernández, G. y Hernández, J. (2016). "Líneas de investigación y Matrices De Ponderación". Ponencia presentada en la Universidad Metropolitana. Caracas. Venezuela. https://www.researchgate.net/profile/Jose-Hernandez-Ramirez/publication/310818510_LineasInvestigacionMDP151012aCPDF/links/583879ac08aed5c6148859bd/LineasInvestigacionMDP151012aCPDF.pdf
- González, J.E. (2023). *Revista América Economía [Chile]*. El impacto de la innovación tecnológica en las tasaciones inmobiliarias y agrícolas.
<https://www.americaeconomia.com/analisis-y-opinion/el-impacto-de-la-innovacion-tecnologica-en-las-tasaciones-inmobiliarias-y>
- Guijarro M., F., (2023). *Revista de Estudios Empresariales de la Universidad de Jaén*. Número 2/2023, Época 2. Valoración automática de inmuebles residenciales mediante modelos de Machine Learning. <https://revistaselectronicas.ujaen.es/index.php/REE/article/view/7823>
- Hernández, R. Fernández, C. y Baptista P. (2010). "Metodología de la Investigación". Quinta Edición. [E-Book]. Publicado por McGraw-Hill / Interamericana Editores, S.A. México.
<https://www.smujerescoahuila.gob.mx/wp-content/uploads/2020/05/Sampieri.Met.Inv.pdf>
- Hurtado, I. Toro, J. (2005). E-Book: "Metodología de la Investigación. (Quinta Edición)". [E-Book]. Publicado por Episteme Consultores Asociados, C.A. Valencia.Venezuela.
<https://epinvestsite.wordpress.com/wp-content/uploads/2017/09/paradigmas-libro.pdf>
- Martínez A. Ochando F., Cantero A y Ventura S (2022). *Diseño, implementación, entrenamiento y validación de un sistema de clasificación automático de las muestras de aceites lubricantes y de líquidos hidráulicos basado en Redes de Neuronas Artificiales aplicado al Programa de Análisis de Aceites del ET*. Ponencia presentada para el IX Congreso Nacional de Investigación y Desarrollo en Defensa y Seguridad. Pontevedra.

España.

[https://www.researchgate.net/publication/364914381_Diseño_Implementación_Entrenamiento_y_validación_de_un_sistema_de_clasificación_automática_de_las_muestras_de_aceites_lubricantes_y_de_liquidos_hidraulicos_basado_en_Neural_Networks](https://www.researchgate.net/publication/364914381_Diseño_Implementación_Entrenamiento_y_validación_de_un_sistema_de_clasificación_automática_de_las_muestras_de aceites_lubricantes_y_de_liquidos_hidraulicos_basado_en_Neural_Networks)

Montaño, J. (2002). *Redes Neuronales Artificiales aplicadas al Análisis de Datos*. Tesis de Grado publicada en el Repositorio de la Universidad de las Islas Baleares. España. <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=eae427113918d9780e856aed7cba91fb8d414209>

Mujica, A. (2022). *Influencia de factores urbanos en el valor del suelo residencial para tasaciones inmobiliarias. El caso del Sector 9 en el Dto. San Borja. (2010 – 2019)*. Tesis de Grado publicada en el Repositorio de la Universidad Ricardo Palma. Lima. <https://repositorio.urp.edu.pe/handle/20.500.14138/5845>

Muncio, A. y Llorente, A. (2020). *Revista de la empresa “Piperlab, Big Data & Data Science”*. Inteligencia Artificial para la gestión del valor de activos inmobiliarios. <https://piperlab.es/2020/11/03/inteligencia-artificial-para-la-gestion-del-valor-de-activos-inmobiliarios/>

Nocetti, N. (2019). *Promesas de la Inteligencia Artificial y el Aprendizaje Automático para la Banca Tradicional Privada un análisis de oportunidades, aplicaciones, barreras y riesgos*. Tesis de Grado. Repositorio Universidad San Andrés. Buenos Aires. Argentina. <http://hdl.handle.net/10908/16749>

Núñez F. (2016). *Diseño de un sistema de reconocimiento automático de matrículas de vehículos mediante una red neuronal*. Tesis de Grado publicada en el Repositorio de la Universidad de Oberta. Cataluña. España. <http://hdl.handle.net/10609/52222>

Núñez T., J., Rey C., F. y Caridad O., J. (2016). *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, vol. 19, núm. 58*. Técnicas de Inteligencia Artificial (IA) para analizar los atributos determinantes en el precio de una vivienda. <https://www.redalyc.org/pdf/925/92549096001.pdf>

Ortega C. (2022). *Blog de la empresa consultora QuestionPro*. Marco teórico: Qué es, ejemplo y cómo construirlo. Artículo de divulgación. San Francisco. EE.UU. <https://www.questionpro.com/blog/es/marco-teorico/>

- Ortega, G. (2017). *Cómo se genera una investigación científica que luego sea motivo de publicación*. Journal of the Selva Andina Research Society, vol. 8, núm. 2, 2017, pp. 145-146 Selva Andina Research Society La Paz, Bolivia.
<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=361353711008>.
- Parella, S., Martins, F. (2012). *Metodología de la Investigación Cuantitativa (3ra. Edición)*. [E-Book]. Fondo Editorial de la Universidad Pedagógica Experimental Libertador. Caracas.
<https://metodologiaecs.wordpress.com/wp-content/uploads/2015/09/metodologc3ada-de-la-investigac3b3n-cuantitativa-3ra-ed-2012-santa-parella-stracuzzi-feliberto-martins-pestana.pdf>
- Pierna E. [@elenapierna]. (2018). *LinkedIn*. El papel de la inteligencia artificial en la valoración inmobiliaria. <https://www.linkedin.com/pulse/el-papel-de-la-inteligencia-artificial-en-valoraci%C3%B3n-elena-pierna/?originalSubdomain=es>
- Piol, R. (2002). *Redes Neurales aplicadas a la valoración inmobiliaria*. [Disertación, Escuela de economía y ciencias-sociales. Universidad Politécnica de Valencia].
https://www.rpiol.com/redes_neurales.pdf
- Piol, R. (2011). *Análisis de Variables Múltiple aplicadas a la valoración inmobiliaria*. [Material didáctico del programa de especialización en tasación de inmuebles urbanos. Universidad de Los Andes - SOITAVE]. https://www.rpiol.com/est_2.pdf
- Pino, R. Gómez, A. y De Abajo, N. (2001). *Introducción a la Inteligencia Artificial: Sistemas Expertos, RNA y Computación Evolutiva*. E-Book publicado por el Servicio de Publicaciones de la Universidad de Oviedo. I.S.B.N, 84-8317-249-6.1ra. Edición. España.
<https://books.google.co.ve/books?hl=es&lr=&id=RKqLMCw3lUkC&oi=fnd&pg=PA1&dq=objektividad+redes+neurales+subjetividad+humana&ots=iIEDl-C0cO&sig=9LxCOncECYy51G6-RWtGL40eLec#v=onepage&q&f=false>
- Preciado, C. (2015). *Valoración de Inmuebles Urbanos: Comparativa Modelo de Regresión Multivariable vs. Redes Neuronales Artificiales para la ciudad de Morelia. Michoacán. México*. Tesis de Grado publicada en el Repositorio de la Universidad Politécnica de Valencia. España. <https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/62202/PRECIADO%20-%20Valoraci%C3%B3n%20de%20inmuebles%20urbanos%20%20comparativa%20model%20regresi%C3%B3n%20multivariable%20versus%20red...pdf?sequence=1&isAllowed=y>

- Restrepo, L. y Velásquez, J. (2020). *Análisis comparativo de la metodología de valoración de Redes Neuronales Artificiales y el Modelo Multicriterio en la predicción de los valores integrales de los apartamentos, en la comuna 11 – Laureles. Medellín.* Tesis de Grado publicada en el Repositorio de la Universidad Esumer, Institución Universitaria. Medellín. <https://repositorio.esumer.edu.co/bitstream/esumer/1885/1/Trabajo%20de%20Grado%20Final%20entregado.pdf>
- Rivera, J. (2023). *Blog Profesional de la empresa Fotocasa [España].* Cómo la inteligencia artificial puede cambiar el sector inmobiliario en España. <https://blogprofesional.fotocasa.es/como-la-inteligencia-artificial-puede-cambiar-el-sector-inmobiliario-en-espana/>
- Sabino, C. (2002). *El proceso de Investigación.* [Libro en línea]. Editorial Panapo. Caracas / Editorial Panamericana. Bogotá / Editorial Lumen. Buenos Aires. https://www.fapyd.unr.edu.ar/wp-content/uploads/2015/09/el-proceso-de-investigacion_carlos-sabino.pdf
- San José C., A. (2020). *El futuro de la valoración inmobiliaria.* [Disertación, Escuela Superior Técnica. Universidad Politécnica de Madrid]. https://oa.upm.es/63335/1/TFG_Jun20_SanJose_Cabrero_Andrea.pdf
- Santolaria, J. (2010). *Aplicación informática de modelización del comportamiento de un motor, mediante la utilización de Redes Neuronales Artificiales (RNA).* Trabajo final de carrera, publicado en el Repositorio de la Universidad Politécnica de Cataluña. España. <https://upcommons.upc.edu/handle/2099.1/10309>
- Stanic, A. (2023). *Redes Neuronales y Métodos basados en Árboles para predicción de Valores de Suelo en Córdoba.* Tesis de Grado publicada en el Repositorio de la Universidad Nacional de Córdoba. Argentina. <https://rdu.unc.edu.ar/bitstream/handle/11086/551320/Stanic%20Najarro%2c%20Alvaro%20Mateo.%20Redes%20neuronales%20y%20m%c3%a9todos%20basados%20en%20c3%a1rboles%20para%20predicci%c3%b3n%20de%20valores%20de%20suelo%20en%20C%3%b3rdoba.pdf?sequence=2&isAllowed=y>

- Tallón, J. (2013). *Nuevos modelos de redes neuronales evolutivas para clasificación. Aplicación a unidades producto y unidades sigmoide*. Tesis doctoral. Publicada en el Repositorio de la Universidad de Sevilla. España.
https://idus.us.es/bitstream/handle/11441/15881/O_Tesis-PROV27.pdf?sequence=1
- Tamayo y Tamayo, M. (2003). *El proceso de la investigación científica*. [E-Book]. Editorial, Limusa, S.A. / Grupo Noriega Editores. México. Noriega Editores.
https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/227860/El_proceso_de_la_investigacion_cientifica_Mario_Tamayo.pdf
- Universidad de Murcia. (2022). Sitio web de la Oficina de Transferencia de Resultados de la Investigación (OTRI). *Caso de Éxito: Inteligencia artificial en la valoración de inmuebles*.
https://www.um.es/web/otri/empresas/casos-de-exito/-/asset_publisher/mNCSCrwa7qX4/content/inteligencia-artificial-en-la-valoracion-de-inmuebl-1
- Velasco, J. (2009). *Revista de Información, Tecnología y Sociedad [Bolivia]*. Redes Neuronales Aplicadas al Análisis de Datos.
<http://revistasbolivianas.umsa.bo/pdf/rits/n2/n2a16.pdf>

www.bdigital.ula.ve

ANEXOS

ANEXO 1

ANEXO 1: MUESTRA: BASE DE DATOS

282 DATOS						
I.D.	Portal	Descripción	Y (US\$)	X1	X2	X3
1	MERC_LIBRE	Ip Vendo Apartamento En El Rosal 24-19736	100.000	57,00	1	2
2	MERC_LIBRE	Apartamento En Venta En El Rosal Chacao Caracas Pozo De Agua Seguridad	169.000	73,00	2	2
3	MERC_LIBRE	24-26240 ExceleInTe Apartamento, Remodelado, r.	169.000	73,00	2	2
4	MERC_LIBRE	Apartamento En Venta En El Rosal Chacao Caracas Remodelado Seguridad	169.800	77,00	2	2
5	MERC_LIBRE	Apartamento En Venta En El Rosal Chacao Caracas	139.700	59,00	1	2
6	MERC_LIBRE	Venta De Apartamento Amoblado, En El Rosal, 3 Habitaciones. Lan	220.000	104,00	3	3
7	MERC_LIBRE	Apartamento En Venta En El Rosal 24-20774	295.000	220,00	3	3
8	MERC_LIBRE	Apto Remodelado En El Rosal Edif Data Reciente 2ha/2ba/2pe 75mts2	169.000	75,00	2	2
9	MERC_LIBRE	El Rosal , Apartamento En Venta 24-25275 Mim	50.000	50,00	1	1
10	MERC_LIBRE	Apartamento En Venta En El Rosal	400.000	232,00	4	4
11	MERC_LIBRE	Apartamento En Venta El Rosal Mls #24-13791	120.000	77,00	2	2
12	MERC_LIBRE	En Venta Apartamento El Rosal 24-2601	150.000	96,00	2	2
13	MERC_LIBRE	Apartamento En Venta En El Rosal Chacao Caracas Precio Negociable Vista Al Avila	120.000	55,00	3	2
14	MERC_LIBRE	#24-22780 Espectacular Apartamento En El Rosal	164.000	59,00	1	2
15	MERC_LIBRE	Apartamento En El Rosal Moderno Y Minimalista #24-10546 Dg	230.000	100,00	2	2

BASE DE DATOS COMPLETA EN: https://www.rpiol.com/el_rosal.pdf

301	RE-MAX	Apartamento a estrenar en El Rosal	145.000	75,00	2	2
302	RE-MAX	Venta de Apartamento El Rosal	300.000	200,00	3	2
304	BOLSA_INM	Vendo apartamento 61,13m2 2h/1b/1p El Rosal 9685	76.500	61,13	2	1
312	BOLSA_INM	Se vende apto 65m2 obra gris - 1h+1b+2p - El Rosal -RG	110.000	65,00	1	1
316	BOLSA_INM	Apartamento en Venta en El Rosal 48m2 2h/2b/2p	125.000	48,00	2	2
319	BOLSA_INM	Se vende apartamento 58m2. 1H/1.5B/2P. El Rosal	145.000	58,00	1	2
320	BOLSA_INM	Vendo apto 60m2 1h/1b/2p El Rosal 1062	150.000	60,00	1	2
282						

ANEXO 2

ANEXO 2: DISTRIBUCION DE FISHER - SNEDECOR

Tabla 4. Valores críticos de la distribución F 0.05(v1, v2)

V ₂	V ₁								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	161.4	199.5	215.7	224.6	230.2	234.3	236.8	238.9	240.5
2	18.51	19.00	19.16	19.25	19.30	19.33	19.35	19.37	19.38
3	10.13	9.55	9.28	9.12	9.01	8.94	8.89	8.85	8.81
4	7.71	6.94	6.59	6.39	6.26	6.16	6.09	6.04	6.00
5	6.61	5.79	5.41	5.19	5.05	4.95	4.88	4.82	4.77
6	5.99	5.14	4.76	4.53	4.39	4.28	4.21	4.15	4.10
7	5.59	4.74	4.35	4.12	3.97	3.87	3.79	3.73	3.68
8	5.32	4.46	4.07	3.84	3.69	3.58	3.50	3.44	3.39
9	5.12	4.26	3.86	3.63	3.48	3.37	3.29	3.23	3.18
10	4.96	4.10	3.71	3.48	3.33	3.22	3.14	3.07	3.02
11	4.84	3.98	3.59	3.36	3.20	3.09	3.01	2.95	2.90
12	4.75	3.89	3.49	3.26	3.11	3.00	2.91	2.85	2.80
13	4.67	3.81	3.41	3.18	3.03	2.92	2.83	2.77	2.71
14	4.60	3.71	3.34	3.11	2.96	2.85	2.76	2.70	2.65
15	4.54	3.68	3.29	3.06	2.90	2.79	2.71	2.64	2.59
16	4.49	3.63	3.24	3.01	2.85	2.74	2.66	2.59	2.54
17	4.45	3.59	3.20	2.96	2.81	2.70	2.61	2.55	2.49
18	4.41	3.55	3.16	2.93	2.77	2.66	2.58	2.51	2.46
19	4.38	3.52	3.13	2.90	2.74	2.63	2.54	2.48	2.42
20	4.35	3.49	3.10	2.87	2.71	2.60	2.51	2.45	2.39
21	4.32	3.47	3.07	2.84	2.68	2.57	2.49	2.42	2.37
22	4.30	3.44	3.05	2.82	2.66	2.55	2.46	2.40	2.34
23	4.28	3.42	3.03	2.8	2.64	2.53	2.44	2.37	2.32
24	4.26	3.40	3.01	2.78	2.62	2.51	2.42	2.36	2.30
25	4.24	3.39	2.99	2.76	2.60	2.49	2.40	2.34	2.28
26	4.23	3.37	2.98	2.74	2.59	2.47	2.39	2.32	2.27
27	4.21	3.35	2.96	2.73	2.57	2.46	2.37	2.31	2.25
28	4.20	3.34	2.95	2.71	2.56	2.45	2.36	2.29	2.24
29	4.18	3.33	2.93	2.70	2.55	2.43	2.35	2.28	2.22
30	4.17	3.32	2.92	2.69	2.53	2.42	2.33	2.27	2.21
40	4.08	3.23	2.84	2.61	2.45	2.34	2.25	2.18	2.12
60	4.00	3.15	2.76	2.53	2.37	2.25	2.17	2.10	2.04
120	3.92	3.07	2.68	2.45	2.29	2.17	2.09	2.02	1.96
α	3.84	3.00	2.60	2.37	2.21	2.10	2.01	1.94	1.88

*Reproducida de la tabla 18 de Biométrica Tables for Statisticians, Vol1, con permiso de E.S. Pearson y de los fiduciarios de Biometrika

ANEXO 2 (Cont.)

Tabla 4. (Continuación) Valores críticos de la distribución F
 $F_{0.05}(v_1, v_2)$

V_2	V_1									
	10	12	15	20	24	30	40	60	120	α
1	241.9	243.9	245.9	248.0	249.1	250.1	251.1	252.2	253.3	254.3
2	19.40	19.41	19.43	19.45	19.45	19.46	19.47	19.48	19.49	19.50
3	8.79	8.74	8.70	8.66	8.64	8.62	8.59	8.57	8.55	8.53
4	5.96	5.91	5.86	5.80	5.77	5.75	5.72	5.69	5.66	5.63
5	4.74	4.68	4.62	4.56	4.53	4.50	4.46	4.43	4.40	4.36
6	4.06	4.00	3.94	3.87	3.84	3.81	3.77	3.74	3.70	3.67
7	3.64	3.57	3.51	3.44	3.41	3.38	3.34	3.30	3.27	3.23
8	3.35	3.28	3.22	3.15	3.12	3.08	3.04	3.01	2.97	2.93
9	3.14	3.07	3.01	2.94	2.90	2.86	2.83	2.79	2.76	2.74
10	2.98	2.91	2.85	2.77	2.74	2.70	2.66	2.62	2.58	2.54
11	2.85	2.79	2.72	2.65	2.61	2.57	2.53	2.49	2.45	2.40
12	2.75	2.69	2.62	2.54	2.51	2.47	2.43	2.38	2.34	2.30
13	2.67	2.60	2.53	2.46	2.42	2.38	2.34	2.30	2.25	2.21
14	2.60	2.53	2.46	2.39	2.35	2.31	2.27	2.22	2.18	2.13
15	2.54	2.48	2.40	2.33	2.29	2.25	2.20	2.16	2.11	2.07
16	2.49	2.42	2.35	2.28	2.24	2.19	2.15	2.11	2.06	2.01
17	2.45	2.38	2.31	2.23	2.19	2.15	2.10	2.06	2.01	1.96
18	2.41	2.34	2.27	2.19	2.15	2.11	2.06	2.02	1.97	1.92
19	2.38	2.31	2.23	2.16	2.11	2.07	2.03	1.98	1.93	1.88
20	2.35	2.28	2.20	2.12	2.08	2.04	1.99	1.95	1.90	1.84
21	2.32	2.25	2.18	2.10	2.05	2.01	1.96	1.92	1.87	1.81
22	2.30	2.23	2.15	2.07	2.03	1.98	1.94	1.89	1.84	1.78
23	2.27	2.20	2.13	2.05	2.01	1.96	1.91	1.86	1.81	1.76
24	2.25	2.18	2.11	2.03	1.98	1.94	1.89	1.84	1.79	1.73
25	2.24	2.16	2.09	2.01	1.96	1.92	1.87	1.82	1.77	1.71
26	2.22	2.15	2.07	1.99	1.95	1.90	1.85	1.80	1.75	1.69
27	2.20	2.13	2.06	1.97	1.93	1.88	1.84	1.79	1.73	1.67
28	2.19	2.12	2.04	1.96	1.91	1.87	1.82	1.77	1.71	1.65
29	2.18	2.10	2.03	1.94	1.90	1.85	1.81	1.75	1.70	1.64
30	2.16	2.09	2.01	1.93	1.89	1.84	1.79	1.74	1.68	1.62
40	2.08	2.00	1.92	1.84	1.79	1.74	1.69	1.64	1.58	1.51
60	1.99	1.95	1.84	1.75	1.70	1.65	1.59	1.53	1.47	1.39
120	1.91	1.83	1.75	1.66	1.61	1.55	1.50	1.43	1.35	1.25
α	1.83	1.75	1.67	1.57	1.52	1.46	1.39	1.32	1.22	1.00