



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería

**REDES NEURONALES EN LA OPTIMIZACIÓN DE ESTRUCTURAS
REGULARES DE ACERO DE MEDIANA ALTURA CON
ARRIOSTRAMIENTOS. ANÁLISIS BASADO EN DESEMPEÑO SÍSMICO**

Tesis

Que como parte de los requisitos para
obtener el Grado de

Maestro en Ciencias (Estructuras)

Presenta:

Ing. Enrique Avila Nieto

Dirigido por:

Dr. Jaime Moisés Horta Rangel

La presente obra está bajo la licencia:
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es>



CC BY-NC-ND 4.0 DEED

Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional

Usted es libre de:

Compartir — copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato

La licenciatario no puede revocar estas libertades en tanto usted siga los términos de la licencia

Bajo los siguientes términos:



Atribución — Usted debe dar [crédito de manera adecuada](#), brindar un enlace a la licencia, e [indicar si se han realizado cambios](#). Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciatario.



NoComercial — Usted no puede hacer uso del material con [propósitos comerciales](#).



SinDerivadas — Si [remezcla, transforma o crea a partir](#) del material, no podrá distribuir el material modificado.

No hay restricciones adicionales — No puede aplicar términos legales ni [medidas tecnológicas](#) que restrinjan legalmente a otras a hacer cualquier uso permitido por la licencia.

Avisos:

No tiene que cumplir con la licencia para elementos del material en el dominio público o cuando su uso esté permitido por una [excepción o limitación](#) aplicable.

No se dan garantías. La licencia podría no darle todos los permisos que necesita para el uso que tenga previsto. Por ejemplo, otros derechos como [publicidad, privacidad, o derechos morales](#) pueden limitar la forma en que utilice el material.



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Maestría en Ciencias (Estructuras)

Redes neuronales en la optimización de estructuras regulares
de acero de mediana altura con arriostramientos.
Análisis basado en desempeño sísmico

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
Maestro en Ciencias (Estructuras)

Presenta:

Ing. Enrique Avila Nieto

Dirigido por:

Dr. Jaime Moisés Horta Rangel

Dr. Jaime Moisés Horta Rangel
Presidente

Dr. Miguel Ángel Pérez Lara y Hernández
Secretario

Dr. Luis Francisco Pérez Moreno
Vocal

Dr. Enrique Rico García
Suplente

M. en C. Iván Fermín Arjona Catzim
Suplente

Centro Universitario, Querétaro, Qro.
Mayo de 2025
México

RESUMEN

En el presente trabajo se llevó a cabo la optimización de estructuras de acero regulares de mediana altura mediante el uso de redes neuronales artificiales, con el objetivo de lograr diseños más eficientes y seguros. El proceso inició con la automatización de los análisis estructurales bajo cargas gravitacionales, empleando Python y ETABS. A partir de estos análisis, se diseñaron y optimizaron los perfiles estructurales de vigas y columnas, garantizando el cumplimiento de los criterios normativos y funcionales. Posteriormente, se realizó un análisis por desempeño estructural mediante un análisis estático no lineal (pushover), siguiendo los lineamientos establecidos en el documento ASCE/SEI 41-17. Dichos análisis permitieron determinar el punto de desempeño de las edificaciones estudiadas, asegurando una respuesta adecuada frente a eventos sísmicos. Adicionalmente, se llevó a cabo el diseño y la optimización de los elementos diagonales (arriostramientos), considerados como sometidos únicamente a cargas axiales, con el fin de mejorar su desempeño y eficiencia. Con los datos obtenidos a lo largo de los análisis, se entrenó una red neuronal artificial del tipo perceptrón multicapa, diseñada para predecir, con un margen de error mínimo, los perfiles estructurales más adecuados que cumplieran con los requerimientos tanto de carga gravitacional como de carga lateral asociada a eventos sísmicos. Finalmente, se compararon los resultados obtenidos mediante este enfoque con los métodos tradicionales más utilizados, en particular el análisis estático de carga equivalente. La comparación se realizó sobre una estructura de control, enfocándose principalmente en evaluar las diferencias en términos del peso total de la estructura y las deformaciones resultantes. Este estudio demuestra la efectividad del enfoque propuesto, destacando las ventajas de integrar técnicas de inteligencia artificial con métodos avanzados de análisis estructural para optimizar el diseño de edificaciones de acero.

(Palabras clave: Red Neuronal, análisis estructural, estructuras de acero, análisis sísmico, pushover)

ABSTRACT

In the present study, the optimization of regular mid-rise steel structures was carried out using artificial neural networks, with the aim of achieving more efficient and safer designs. The process began with the automation of structural analyses under gravitational loads using Python and the OpenSeesPy library. Based on these analyses, the structural profiles of beams and columns were designed and optimized, ensuring compliance with regulatory and functional criteria. Subsequently, a performance-based structural analysis was conducted using a nonlinear static analysis (pushover), following the guidelines established in FEMA 440. This analysis enabled the determination of the performance point of the studied buildings, ensuring an adequate response to seismic events. Additionally, the design and optimization of diagonal elements (bracings) were carried out, which were considered to be subjected only to axial loads, thus enhancing their performance and efficiency. With the data obtained throughout the analyses, a multilayer perceptron artificial neural network was trained. This network was designed to predict, with minimal error, the most suitable structural profiles that meet both gravitational load requirements and lateral loads associated with seismic events. Finally, the results obtained through this approach were compared with the most commonly used traditional methods: the equivalent static load analysis and the response spectrum modal analysis. The comparison was made for a control structure and focused primarily on evaluating differences in terms of the total structural weight and the resulting deformations. This study demonstrates the effectiveness of the proposed approach, highlighting the advantages of combining artificial intelligence techniques with advanced structural analysis methods to optimize the design of steel buildings.

(Keywords: Artificial Neural Network, structural analysis, steel structures, seismic analysis, pushover).

DEDICATORIAS

A mis padres, por brindarme siempre un amor firme y desinteresado, por su esfuerzo callado y por enseñarme, con su ejemplo, el valor del trabajo y la constancia. Han sido el cimiento sobre el que he construido este camino.

A mi hermana, por su apoyo constante, su ternura y esa cercanía que reconforta incluso en los momentos más difíciles. Gracias por estar siempre, con palabras, gestos y presencia.

Este logro les pertenece tanto como a mí.

AGRADECIMIENTOS

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI) por el respaldo económico brindado a través de la beca que me permitió continuar con mis estudios de posgrado. Su apoyo fue fundamental para la realización de este trabajo.

Agradezco profundamente a la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), por brindarme los recursos, la formación académica y el entorno propicio para el desarrollo de este proyecto. Me siento honrado de haber formado parte de esta institución.

Al Dr. Jaime Horta, mi asesor de tesis, por su invaluable guía, paciencia y compromiso a lo largo de este proceso. Su acompañamiento fue clave para alcanzar los objetivos planteados.

A los sinodales de este trabajo, por el tiempo y la dedicación invertidos en la revisión del manuscrito, así como por sus observaciones y aportaciones, que enriquecieron significativamente el desarrollo de esta tesis.

A mis padres y a mi hermana, por su amor incondicional, comprensión y apoyo constante, pilares fundamentales que me sostuvieron en cada etapa de este camino.

A la M.I. Ana Cristel Muñoz, por su ayuda, cercanía y motivación constante, que fueron decisivas para culminar este trabajo de investigación en tiempo y forma.

Y finalmente, a Dios, por darme la fortaleza, claridad y perseverancia necesarias para llegar hasta aquí.

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN

SUMMARY

1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 Justificación	2
1.2 Descripción del problema	4
2 ANTECEDENTES	6
2.1 La automatización y optimización en el diseño estructural	6
2.2 Diseño basado en desempeño, PBD	9
2.2.1 Ecuaciones y descripción del método N2	13
2.2.2 Revisión de ecuaciones AISC de diseño en acero	21
2.3 Optimización en el diseño basado en desempeño, PBDO	22
2.3.1 Representación matemática de una red neuronal artificial	25
3 HIPÓTESIS Y OBJETIVOS	28
3.1 Hipótesis	28
3.2 Objetivo general	28
3.3 Objetivos particulares	28
4 METODOLOGÍA	29
4.1 Automatización de la obtención de elementos estructurales bajo cargas gravitacionales	29
4.1.1 Elección de estructuras de control	31
4.1.2 Agrupación de elementos estructurales	32
4.1.3 Análisis estructural mediante OpenSeesPy	33
4.1.4 Verificación en ETABS	34
4.2 Diseño mediante análisis por desempeño sísmico	35

4.2.1	Caracterización de la demanda sísmica.	36
4.2.2	Análisis modal y selección del modo principal.	38
4.2.3	Aplicación de cargas laterales.	38
4.2.4	Construcción de la curva de capacidad mediante análisis pushover.	39
4.2.5	Identificación del punto de desempeño estructural.	40
4.2.6	Verificación y ajuste del diseño.	40
4.3	Elaboración de una red neuronal artificial	41
4.3.1	Preparación de los Datos	41
4.3.2	Arquitectura de la Red Neuronal	43
4.3.3	Entrenamiento de la Red	45
4.3.4	Evaluación y Validación	47
4.4	Análisis comparativo entre la metodología propuesta y el diseño tradicional	
por fuerzas		49
4.4.1	Ánálisis Estático de Fuerzas Equivalentes	50
4.4.2	Análisis Modal Espectral	50
4.4.3	Comparación de Resultados	51
5	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	53
5.1	Automatización de la obtención de elementos estructurales bajo cargas gravitacionales	
vitacionales		53
5.2	Diseño mediante análisis por desempeño sísmico	57
5.2.1	Definición de la demanda sísmica.	58
5.2.2	Obtención de curva de desempeño de estructura de control	59
5.3	Obtención de redes neuronales artificiales	60
5.4	Análisis comparativo entre la metodología propuesta y el diseño tradicional	
por fuerzas		62
6	CONCLUSIONES	64
7	REFERENCIAS	67

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Porcentaje de métodos de solución en estudios anteriores centrados en la optimización del diseño sísmico multi-objetivo (Zakian et al., 2022).	3
Figura 2. Relación entre la libertad de diseño y el conocimiento de diseño, (Mueller et al., 2013).	7
Figura 3. Proporción de artículos por cada objetivo de optimización, (Mei et al., 2021a).	8
Figura 4. Diagrama de flujo de metodología empleada.	29
Figura 5. Diagrama de flujo del diseño por cargas gravitacionales.	30
Figura 6. Geometría de las edificaciones de control de 5, 6 y 7 niveles.	31
Figura 7. Vista planta de las edificaciones de control de 5, 6 y 7 niveles.	32
Figura 8. Grupos de elementos estructurales de las edificaciones de control de 5, 6 y 7 niveles.	33
Figura 9. Geometría de flujo del diseño por desempeño sísmico.	36
Figura 10. Espectro de diseño transparente regional.	37
Figura 11. Aplicación cargas laterales a los marcos de análisis	39
Figura 12. Arquitectura de la red utilizada.	45
Figura 13. Esquema general del análisis comparativo.	49
Figura 14. Generación de puntos en OpenSeesPy	54
Figura 15. Generación de elementos estructurales.	55
Figura 16. Espectro de diseño transparente regional y modificado amortiguado.	58
Figura 17. Evaluación por desempeño de edificación de control	60
Figura 18. Red Neuronal Artificial para el cálculo de la fuerza axial	71
Figura 19. Red Neuronal Artificial para el cálculo de esfuerzo cortante	72
Figura 20. Red Neuronal Artificial para el cálculo de momentos	73

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Desarrollo del diseño basado en el rendimiento (PBD), (Hassanzadeh et al., 2024).	12
Tabla 2. Niveles de objetivos de desempeño sísmico propuestos por el comité Visión 2000 (Lagaros, 2018).	14
Tabla 3. Análisis estructural bajo cargas gravitacionales por grupo de elementos	56
Tabla 4. Diseño estructural bajo condiciones gravitacionales	57
Tabla 5. Resultados de variación de hiperparámetros	61
Tabla 6. Comparativa entre diferentes métodos de diseño sísmico	63

1. INTRODUCCIÓN

La optimización en el diseño estructural de edificaciones hace referencia al proceso mediante el cual se seleccionan adecuadamente los elementos estructurales —como vigas, columnas y arriostramientos— considerando su ubicación (topología), tipo de material, dimensiones y forma geométrica, con el objetivo principal de reducir los costos asociados al proyecto. En este sentido, optimizar implica minimizar el peso total de los componentes estructurales, garantizando al mismo tiempo que las deformaciones generadas bajo carga permanezcan dentro de los límites permitidos por la normativa vigente.

Actualmente existen diversas técnicas y herramientas orientadas a la optimización estructural, entre las cuales destacan las redes neuronales artificiales (RNA), que han cobrado especial relevancia debido a su capacidad para representar relaciones complejas entre múltiples variables. Las RNA están formadas por capas de neuronas artificiales interconectadas, las cuales emulan el comportamiento de las neuronas biológicas presentes en el sistema nervioso humano. Esta estructura permite simular procesos complejos de aprendizaje, análisis y toma de decisiones, facilitando su aplicación en tareas de diseño y optimización estructural.

Una red neuronal artificial puede representarse como una función $f : R^n \longrightarrow R^m$, que transforma un vector de entrada $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ en un vector de salida $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$. En términos generales, esto resume el funcionamiento de una RNA como un mapeo funcional que permite aproximar relaciones no lineales entre variables estructurales.

La mayoría de los métodos de optimización, incluyendo aquellos que emplean redes neuronales, se han desarrollado tradicionalmente bajo el paradigma del diseño basado en fuerzas (DBF), el cual ha sido incorporado en las normativas sísmicas a nivel internacional desde la década de 1970. Sin embargo, los recientes eventos sísmicos de gran magnitud ocurridos en distintas regiones del mundo han puesto en evidencia las limitaciones de este enfoque, especialmente en lo que respecta a la predicción del daño real en las edificaciones.

Por ello, las tendencias contemporáneas en el diseño estructural se han desplazado hacia metodologías fundamentadas en el desempeño sísmico de las edificaciones, conocidas co-

mo Performance Based Seismic Engineering (PBSE). Este enfoque busca diseñar estructuras que, ante diferentes escenarios sísmicos previamente definidos, alcancen estados de daño controlado también previamente establecidos. A diferencia del método tradicional basado en fuerzas, que se enfoca en resistencias estáticas, el enfoque basado en desempeño permite anticipar y controlar el nivel de daño estructural en función de la severidad del sismo.

En este contexto, el presente trabajo aborda la optimización de estructuras de acero de mediana altura (entre 5 y 7 niveles) mediante el uso de redes neuronales artificiales entrenadas bajo criterios de desempeño sísmico. Se automatizó el proceso de obtención de propiedades mecánicas, análisis estructural y diseño de 64 modelos de edificios de acero sometidos a cargas sísmicas, los cuales fueron evaluados bajo dos metodologías: la tradicional basada en fuerzas y la propuesta basada en desempeño. El objetivo fue comparar el peso total de las estructuras resultantes y determinar el porcentaje de reducción obtenido mediante el enfoque de optimización por desempeño.

En la siguiente sección se presenta la justificación del trabajo y se describe el problema dentro del contexto del estudio de optimización de estructuras de acero utilizando redes neuronales artificiales entrenadas con base en criterios de desempeño sísmico. En el capítulo 2 se desarrollan los fundamentos teóricos que sustentan la investigación y se comparan con antecedentes relevantes. Posteriormente, en el capítulo 3 se expone la hipótesis general y se establecen tanto el objetivo general como los objetivos específicos. En el capítulo 4 se describe la metodología seguida, organizada en etapas que corresponden a cada uno de los objetivos planteados, detallando las actividades realizadas. En el capítulo 5 se presentan y analizan los resultados obtenidos, los cuales se contrastan con información proveniente de estudios previos. Finalmente, en el capítulo 6 se formulan las conclusiones derivadas del trabajo y se sugieren posibles líneas de investigación futura.

1.1. Justificación

En el presente estudio se puso de manifiesto la importancia y los beneficios que ofrecen los métodos de optimización avanzados en el diseño estructural, al combinar el uso de Redes

Neuronales Artificiales (RNA) con el análisis por desempeño sísmico en proyectos de edificaciones sismorresistentes. Se llevó a cabo una comparación con los métodos tradicionales basados en análisis lineales, con el propósito de evidenciar las limitaciones de dichos enfoques y destacar las ventajas que los métodos más recientes pueden aportar al proceso de diseño.

El propósito de este trabajo fue investigar la aplicación de Redes Neuronales Artificiales (RNA) en el diseño estructural de edificaciones de acero, enfocándose particularmente en la optimización de las secciones estructurales, que constituye uno de los tipos más comunes de optimización, como se observa en la Figura 1. Para ello, se exploró el entrenamiento de RNA utilizando datos derivados de análisis por desempeño sísmico. De acuerdo con estudios recientes, el uso de técnicas avanzadas como las RNA puede reducir el peso total de las estructuras de acero en aproximadamente un 10 % en comparación con métodos de diseño tradicionales.

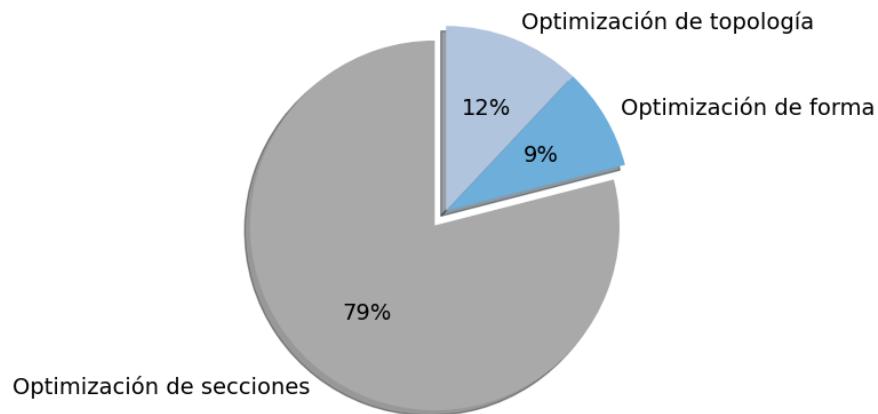


Figura 1. Porcentaje de métodos de solución en estudios anteriores centrados en la optimización del diseño sísmico multi-objetivo (Zakian et al., 2022).

El presente estudio representa una oportunidad para que ingenieros civiles y académicos exploren nuevas estrategias de optimización en el ámbito del diseño estructural. Los hallazgos obtenidos pueden servir como punto de partida para futuras investigaciones en el campo de la inteligencia artificial aplicada a la ingeniería estructural, promoviendo el desarrollo de solu-

ciones más eficientes y seguras. Asimismo, la herramienta desarrollada en este trabajo tiene potencial para ser aplicada en la práctica profesional, permitiendo reducir costos, mejorar la precisión del diseño y contribuir a la construcción de edificaciones más seguras y sostenibles.

1.2. Descripción del problema

Históricamente, el diseño sismorresistente se ha fundamentado en criterios de diseño por fuerzas, utilizando procedimientos similares a los empleados para cargas gravitacionales u otras acciones convencionales. Bajo este enfoque tradicional, el objetivo principal ha sido evitar la plastificación de los elementos estructurales, no obstante, desde una perspectiva económica, resulta inviable diseñar estructuras que permanezcan completamente elásticas y libres de daño ante sismos de gran intensidad.

Debido a consideraciones de costo, se reconoce la necesidad de permitir que las estructuras ingresen en el rango inelástico durante eventos sísmicos severos. Como consecuencia, los métodos convencionales basados en análisis lineales y diseño por fuerzas (DBF) presentan limitaciones importantes al no reflejar de manera realista el comportamiento estructural bajo demandas extremas. En este contexto, la optimización estructural debería orientarse hacia un enfoque basado en el desempeño sísmico, el cual ofrece una evaluación más precisa de los niveles de daño esperados. Sin embargo, esta metodología implica un aumento significativo en la complejidad computacional y en los tiempos de procesamiento, lo que representa un reto técnico. Este desafío puede abordarse eficientemente mediante la implementación de una red neuronal artificial, capaz de modelar y optimizar el comportamiento estructural bajo criterios de desempeño.

En México, los códigos y normativas de diseño contemplan de manera limitada el análisis no lineal de edificaciones, a pesar de que el país se encuentra en una región de elevada actividad sísmica debido a su ubicación y la presencia de placas tectónicas. Además, en el diseño estructural no se revisa exhaustivamente el comportamiento ni los posibles daños que puedan sufrir las estructuras bajo efectos dinámicos; regularmente, solo se considera un único nivel

de movimiento del terreno que la edificación debería resistir. Dado este contexto, y considerando la escasa utilización de redes neuronales en la optimización basada en desempeño sísmico, este trabajo se plantea no solo como una herramienta de optimización, sino también como una forma de automatizar en gran medida el proceso de diseño.

2. ANTECEDENTES

Para comprender la importancia de la optimización en la ingeniería civil, es esencial reconocer que la industria de la construcción representa una parte significativa de la economía global, contribuyendo aproximadamente con el 9 % del producto interno bruto mundial, según un informe de Horta et al. (2012). Además, se espera que esta contribución siga creciendo en los próximos años. Por este motivo, la implementación de métodos de optimización en el diseño estructural ha adquirido mayor relevancia.

2.1. La automatización y optimización en el diseño estructural

Como señala Zakian et al. (2022), la optimización es un aspecto inherente a la ingeniería civil y representa un desafío continuo. Este reto surge tanto por la aparición de nuevos materiales como por los avances computacionales, que permiten realizar diseños más complejos en menor tiempo. La optimización no solo mejora la eficiencia de los diseños estructurales, sino que también permite responder a la creciente demanda de soluciones sostenibles y económicamente viables en la industria de la construcción.

El proceso de diseño de un edificio se sugiere multidisciplinario (ingeniería civil, arquitectura, etc.) y se puede dividir en 4 fases, la primera llamada “diseño conceptual”, en esta fase se generan ideas iniciales sobre la geometría y forma de la edificación, la segunda fase es el “diseño esquemático”, en el que se realizan bosquejos donde ya se contempla la distribución espacial del edificio, posterior a eso sigue la tercera fase, la cual se denomina “desarrollo del diseño”, que implica la elaboración de memorias de cálculo, planos y especificaciones detalladas, por último tenemos la cuarta fase “documentación de la construcción”, donde ya se tienen los planos y especificaciones finales revisados y aprobados para el proceso constructivo (Mueller et al., 2013).

Una vez establecidas las fases de diseño, surge la cuestión acerca del momento en que el ingeniero estructurista debe intervenir. Es fundamental destacar que su participación está intrínsecamente vinculada a la optimización, eficiencia y seguridad de la estructura, asegurando su estabilidad y cumplimiento con las normativas vigentes. Esta cuestión difiere de

otra interrogante: ¿en qué etapas del diseño es necesario su involucramiento?, la respuesta es inequívoca: en todas, como se observa en la Figura 2, desde la primera etapa. Esto implica que la optimización debe iniciarse desde la concepción misma de la estructura (Mueller et al., 2013). En un contexto competitivo, el control de costos en edificaciones resulta esencial, siendo el diseño el área de mayor impacto en su reducción. Se asume que optimizar conlleva una disminución de costos, lo que refuerza la relevancia del ingeniero estructurista en este proceso (Mirzaei et al., 2019).

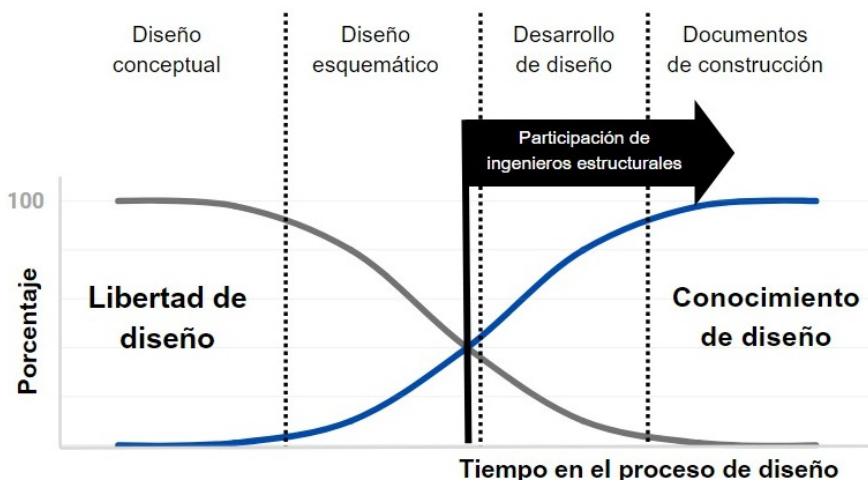


Figura 2. Relación entre la libertad de diseño y el conocimiento de diseño, (Mueller et al., 2013).

En un estudio realizado por Mei et al. (2021a), en el que se revisaron 196 artículos recopilados de 37 países diferentes, se presenta un resumen gráfico en la Figura 3. La mayoría de los artículos se centran en la minimización de costos, representando el 62 % de los artículos revisados, esto sugiere que el costo es uno de los aspectos más relevantes en la optimización estructural. Solo el 2 % de los estudios se dedica exclusivamente a reducir el impacto ambiental de las estructuras de ingeniería civil, lo que resalta la poca atención que ha recibido este enfoque en comparación con otros objetivos. Por otro lado, el 22 % de los artículos se enfocan en mejorar el rendimiento estructural mediante la optimización, lo que refleja un interés significativo en la eficacia y funcionalidad de las estructuras. Finalmente, el 14 % de los estudios abordan la optimización estructural con más de un objetivo, lo que demuestra un enfoque más holístico y alineado con la tendencia actual en la investigación de optimización.

estructural.

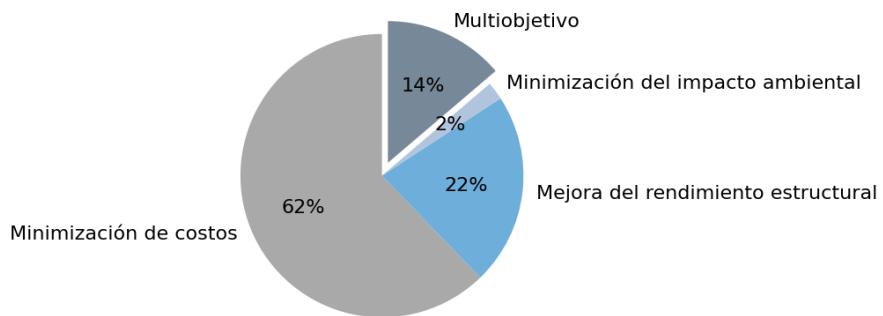


Figura 3. Proporción de artículos por cada objetivo de optimización, (Mei et al., 2021a).

La optimización, en resumidas cuentas se puede entender como la obtención del mejor resultado bajo condiciones específicas (Ghasemof et al., 2022), estas condiciones son dadas respecto al tipo de análisis que se esté considerando, actualmente existen 2 tipos que son los más conocidos, el diseño basado en fuerzas (*force-based design*, FBD) y el diseño basado en desempeño (*performance-based design*, PBD), éste último siendo una optimización más holística que el primero, siguiendo con la linea de la optimización multi-objetivo (Alonso, 2016). En el segundo sub-capítulo se habla sobre las dos filosofías de diseño, FBD y PBD y se hace una comparativa, destacando ventajas y desventajas entre cada una de ellas. Posteriormente en el tercer sub-capítulo vemos la parte de los avances de la optimización enfocada al diseño por desempeño (*Performance-based design optimization*, PBDO) incluyendo el uso de redes neuronales.

La formulación matemática de un problema de optimización se describe mediante las ecuaciones (1), (2) y (3), cuyo objetivo es encontrar las variables de diseño que optimizan una función objetivo, ya sea minimizándola o maximizándola, bajo ciertas restricciones. Estas variables, representadas por el vector X , son las cantidades ajustables para obtener la mejor solución al problema. La función objetivo (2) cuantifica el resultado deseado, en este caso cuantifica el peso total de la estructura. Las restricciones, expresadas en forma de ecuaciones o desigualdades, reflejan las limitaciones físicas, económicas o normativas que deben respetarse durante la optimización.

Encontrar:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_{n_g}\}^T \quad (1)$$

para minimizar:

$$w(X) = \sum_{i=1}^{n_g} \rho_i A_i \sum_{j=1}^{n_m} L_j \quad (2)$$

sujeto a:

$$g_k(X) \leq 0, \quad k = 1, 2, 3, \dots, n_c \quad (3)$$

donde:

X : Vector de variables de diseño.

x_i : Valor entero que representa los números de secuencia de las secciones de acero asignadas al i -ésimo grupo.

w : Peso de la estructura.

ρ_i : Peso por unidad de volumen del i -ésimo grupo.

A_i : Área de la sección transversal del i -ésimo grupo.

n_m : Número de elementos en el i -ésimo grupo.

L_j : Longitud del j -ésimo elemento en el i -ésimo grupo.

$g_k(X)$: k -ésima restricción de comportamiento.

n_c : Número total de restricciones de comportamiento.

En resumen, deseamos encontrar el vector X que minimice la función objetivo, mientras se asegura que todas las restricciones se satisfacen.

2.2. Diseño basado en desempeño, PBD

En la actualidad, el diseño sísmico a nivel mundial está atravesando una transformación significativa. Aunque los edificios diseñados conforme a los códigos estructurales actuales han

demonstrado un buen desempeño en términos de preservar la vida humana durante eventos sísmicos, los niveles de daño estructural, las pérdidas económicas y los costos asociados a las reparaciones posteriores han sido considerablemente elevados (Ghobarah, 2001). Frente a este panorama, el enfoque del diseño basado en desempeño (PBD, por sus siglas en inglés) ha emergido como una alternativa más precisa y realista, al enfocarse en la relación entre el daño estructural y los desplazamientos, los cuales reflejan de forma más fiel el comportamiento no lineal que las edificaciones experimentan durante un sismo. En contraste, el enfoque tradicional basado en fuerzas (FBD) emplea acciones sísmicas idealizadas que no consideran directamente las deformaciones, lo que puede llevar a una estimación poco representativa del daño real esperado (Humar et al., 2011).

Desde una perspectiva histórica, el diseño sismorresistente ha evolucionado a partir de eventos catastróficos como el terremoto de Messina en 1908, en Italia. A raíz de este evento, se estableció una comisión técnica que propuso una estrategia de diseño estructural específica para resistir sismos, la cual posteriormente se consolidó como el método estático equivalente (Bozorgnia y Bertero, 2004). Sin embargo, esta aproximación y otros métodos derivados tienden a simplificar el análisis al centrarse únicamente en la resistencia estructural necesaria para evitar el colapso, sin considerar los niveles de daño funcional o económico que podrían hacer inservible la edificación tras un sismo severo (Kaveh et al., 2020).

En cambio, el diseño basado en desempeño representa una metodología más reciente que incorpora explícitamente el comportamiento inelástico de las estructuras. Su objetivo principal es garantizar que las edificaciones mantengan una capacidad residual suficiente para resistir un determinado nivel de sismo sin sobrepasar ciertos umbrales de daño aceptable (Nikolaos D. Lagaros et al., 2007). Este enfoque permite definir, desde la etapa de diseño, los distintos niveles de desempeño deseados —como operatividad, seguridad de vida o prevención del colapso— y diseñar en consecuencia.

El diseño estructural óptimo bajo la filosofía del PBD busca minimizar el costo total de la estructura, cumpliendo con restricciones impuestas por el comportamiento esperado. Estas

restricciones pueden incluir, por ejemplo, los límites máximos de rotación plástica permitida en vigas y columnas, así como criterios específicos de desempeño en sistemas de marcos de concreto reforzado. Además, este enfoque considera la incertidumbre inherente a parámetros como el periodo fundamental de la estructura y la intensidad del sismo, los cuales se modelan mediante enfoques robustos como la teoría de conjuntos convexos (Gholizadeh et al., 2014).

Como se observa en la Tabla 1, el avance en el diseño basado en el desempeño comenzó en 1961. Incluso en las Normas Técnicas Complementarias de la Ciudad de México de 2017, ya se ha empezado a incorporar esta nueva filosofía de diseño.

El enfoque de diseño sismo resistente basado en el desempeño tiene como finalidad establecer estrategias que posibiliten la concepción y diseño de estructuras con una respuesta sísmica anticipada, de manera que el grado de daño esperado también pueda preverse con precisión. Dicho nivel de desempeño define un estado límite de daño, entendido como una condición máxima aceptable que considera tanto los daños físicos en la edificación, como los riesgos que estos pueden representar para la seguridad de los ocupantes y la capacidad funcional de la estructura tras un evento sísmico (Nikos D. Lagaros, 2018).

Los documentos fundamentales que han establecido los distintos niveles de desempeño comúnmente aceptados en la actualidad incluyen:

- SEAOC Vision 2000 Committee, 1995.
- ATC, 1996.
- FEMA 356, 2000.

A continuación, se expone la categorización de niveles de desempeño propuesta por el comité Vision 2000 (Tahmasebi et al., 2021):

- **Operacional (O):** Corresponde a una condición donde no se presentan daños significativos. La estructura sigue siendo completamente segura para sus ocupantes, y tanto sus instalaciones como el contenido permanecen funcionales sin interrupciones. En términos generales, no es necesario realizar reparaciones.

Tabla 1. Desarrollo del diseño basado en el rendimiento (PBD), (Hassanzadeh et al., 2024).

Año	Desarrollo en PBD
1961	Blume sugirió la técnica de energía de reserva.
1975	Freeman et al. desarrollaron un procedimiento de evaluación en un proyecto piloto para la vulnerabilidad sísmica de edificios.
1978	ATC-3-06 introdujo significado físico en los parámetros de la cortante basal.
1980	ATC-10 ofreció un procedimiento para encontrar la correlación entre el movimiento sísmico del suelo y el comportamiento del edificio.
1993	Priestley introdujo el diseño basado en desplazamientos directos (<i>Direct displacement-based design</i> , DDBD).
1995	El documento Vision 2000 de SEAOC discutió la rehabilitación de edificios.
1996	ATC-40 desarrolló el método del espectro de capacidad. Cuantificó niveles de rendimiento.
1997	FEMA-273 dio el método del coeficiente para desplazamiento objetivo.
2000	FEMA-368 (NEHRP 2000) otorgó disposiciones para nuevos edificios.
2000	FEMA-356 describió pautas para el diseño de nuevos edificios. Cuantificó el rendimiento en términos de deformaciones plásticas.
2004	FEMA-440 mejoró el método del coeficiente. Dio un método equivalente de bilinealización.
2004	FEMA-450 dio regulaciones sísmicas para nuevos edificios y otras estructuras.
2005	Pettigna y Priestley dieron DDBD para edificios de marcos.
2006	Sullivan et al. dio DDBD para edificios de marcos de muros.
2007	Choudhury (2007) desarrolló el método DDBD para el sistema dual de concreto reforzado.
2012	Sullivan y Lago desarrollaron el método DDBD para marcos con amortiguadores viscosos.
2013	Choudhury y Singh desarrollaron DDBD para edificios de marcos de concreto reforzado.
2014	Mayembam y Choudhury dieron el marco del diseño basado en desempeño unificado (<i>Unified Performance-Based Design</i> , UPBD) para la determinación del tamaño de columnas.
2015	Kotapati desarrolló el método UPBD para edificios de acero.
2017	Se introdujo el código de construcción local basado en PBD en la Ciudad de México.
2019	Das y Choudhury discutieron la influencia de la rigidez efectiva en el rendimiento de columnas.
2020	Banerjee y Choudhury dieron UPBD para puentes.
2022	Baruah aplicó el método UPBD al soporte elevado de tanques de agua.

- **Inmediatamente Operacional (IO):** Se caracteriza por la aparición de daños moderados en los elementos no estructurales y en el contenido, así como de daños menores en algunos componentes estructurales. La estabilidad global de la edificación no se ve comprometida, por lo que puede seguir utilizándose tras el sismo. Sin embargo, algunos servicios o contenidos pueden ver limitada su operación normal. Las intervenciones de reparación requeridas son mínimas.
- **Seguridad de Vida (LS):** Este nivel implica daños intermedios en elementos estructurales y no estructurales, así como en parte del contenido. La capacidad de la estructura para resistir fuerzas laterales disminuye notablemente, aunque mantiene un margen de seguridad ante el colapso. Debido al deterioro, la ocupación inmediata no es recomendable, y puede requerirse una rehabilitación estructural si resulta viable económicamente.
- **Prevención del Colapso (CP):** En esta etapa, se evidencia una pérdida crítica de rigidez y resistencia, lo que pone en riesgo la estabilidad de la edificación. Aunque los elementos verticales continúan funcionando, fallos locales pueden afectar rutas de evacuación. La estructura se considera insegura para el uso humano, y las reparaciones necesarias podrían no justificarse desde el punto de vista técnico ni financiero.

2.2.1. Ecuaciones y descripción del método N2

En este capítulo se describen los pasos de la versión simple del método N2. Se aplica una versión simplificada del espectro para el factor de reducción que es utilizado en los manuales y códigos de diseño sismorresistentes en el continente europeo (Fajfar, 2000).

Paso 1. Definición de Datos Iniciales:

El procedimiento comienza con la formulación de un modelo estructural bidimensional de múltiples grados de libertad (MDOF), el cual servirá como base para los análisis posteriores. A diferencia de los análisis elásticos convencionales, en este caso no solo se requiere la información básica como la geometría de la estructura, las propiedades mecánicas de los

Tabla 2. Niveles de objetivos de desempeño sísmico propuestos por el comité Visión 2000 (Lagaros, 2018).

Tipo de movimiento sísmico	Operacional	Inmediatamente operacional	Seguridad de vida	Prevención del colapso
Frecuente	01	00	00	00
Ocasional	02	01	00	00
Raro	03	02	01	00
Muy raro	-	03	02	01

Leyenda:

0. Nivel de desempeño no aceptable.
1. Aplicable a estructuras comunes o convencionales.
2. Corresponde a edificaciones esenciales o de alto riesgo (por ejemplo, hospitales, estaciones de bomberos, instalaciones militares).
3. Refiere a estructuras de seguridad crítica cuya falla puede implicar consecuencias graves.

materiales y la distribución de masas, sino también es imprescindible incorporar las curvas no lineales fuerza-deformación de los elementos estructurales. Estas relaciones, obtenidas bajo cargas laterales monótonamente crecientes, son esenciales para representar de manera realista el comportamiento inelástico de la estructura durante un evento sísmico.

Además, el coeficiente de amortiguamiento especificado para el sistema no se modela directamente dentro de las ecuaciones de movimiento, sino que su efecto se considera a través del espectro de respuesta utilizado en el análisis. Esto permite integrar la influencia de la disipación de energía inherente al sistema sin incrementar la complejidad del modelo estructural. En conjunto, estos datos constituyen la base para transformar el modelo MDOF en un sistema SDOF equivalente y continuar con el procedimiento del método N2.

Paso 2. Determinación de la Demanda Sísmica en Formato AD:

A partir del espectro de aceleración, se procede a derivar los espectros inelásticos expresados en términos de aceleración y desplazamiento (formato AD).

Para un sistema SDOF que responde de manera elástica, se utiliza la siguiente expresión:

$$S_{de} = \frac{T^2}{4\pi^2} S_{ae} \quad (4)$$

donde:

S_{ae} : Corresponde al espectro elástico de aceleración.

S_{de} : Es el espectro elástico de desplazamiento.

T : Representa el período natural del sistema estructural.

En el caso de un sistema SDOF inelástico con comportamiento bilineal fuerza-deformación, los valores del espectro de aceleración (S_a) y del espectro de desplazamiento (S_d) pueden determinarse mediante las siguientes ecuaciones, según lo propuesto por Vidic et al. (1994):

$$S_a = \frac{S_{ae}}{R_\mu} \quad (5)$$

$$S_d = \frac{\mu}{R_\mu} S_{de} = \frac{\mu}{R_\mu} \frac{T^2}{4\pi^2} S_{ae} = \mu \frac{T^2}{4\pi^2} S_a \quad (6)$$

Aquí, μ representa el factor de ductilidad, definido como la razón entre el desplazamiento máximo alcanzado y el desplazamiento de fluencia, mientras que R_μ es el factor de reducción asociado a la capacidad de disipación de energía del sistema debido a su comportamiento inelástico.

Diversas formulaciones han sido propuestas para el cálculo de R_μ . Una revisión destacada fue presentada por Miranda y Bertero (1994). En la versión simplificada del método N2, se adopta una aproximación bilineal para representar el comportamiento del factor de reducción R_μ :

$$R_\mu = (\mu - 1) \frac{T}{T_C} + 1 \quad T < T_C \quad (7)$$

$$R_\mu = \mu \quad T \geq T_C \quad (8)$$

El parámetro T_C corresponde al período característico del suelo, el cual marca la transición entre la región de aceleración constante (períodos cortos) y la región de velocidad constante

(períodos intermedios) dentro del espectro de respuesta. Las ecuaciones (6) y (8) respaldan el principio de desplazamiento equivalente en los intervalos de período medio a largo, lo que implica que el desplazamiento del sistema inelástico se aproxima al del sistema elástico con igual período. Las ecuaciones (7) y (8) constituyen una simplificación de las expresiones propuestas por Vidic et al. (1994) y están sujetas a ciertas restricciones en su aplicación.

Paso 3. Análisis Pushover:

El análisis pushover consiste en aplicar a la estructura un patrón de fuerzas laterales crecientes de forma monótona, simulando las fuerzas iniciales inducidas por un sismo. A medida que las cargas se incrementan de forma progresiva, diversos elementos estructurales comienzan a ceder de manera secuencial, lo cual provoca una degradación paulatina en la rigidez global del sistema.

En el contexto del método N2, el vector de fuerzas laterales P empleado durante el análisis pushover se define como:

$$P = p \Psi = p \mathbf{M} \Phi \quad (9)$$

donde \mathbf{M} representa la matriz diagonal de masas. El parámetro p controla la intensidad de las cargas laterales, mientras que Ψ corresponde a su distribución. Esta distribución está directamente vinculada con la forma de desplazamiento asumida Φ . En consecuencia, las configuraciones de carga y de desplazamiento no son independientes entre sí, a diferencia de lo que ocurre en muchos métodos tradicionales de análisis pushover. Es importante señalar que la ecuación (9) no impone una distribución específica para las cargas laterales. En la mayoría de los métodos, dicha distribución se selecciona de forma explícita, mientras que en este enfoque se establece de manera implícita, al asumir una forma de desplazamiento.

A partir de la ecuación (9), se infiere que la fuerza lateral en el nivel i está dada por:

$$P_i = p m_i \Phi_i \quad (10)$$

lo que indica que dicha fuerza es proporcional al valor del componente Φ_i de la forma de desplazamiento adoptada, ponderado por la masa correspondiente al nivel i .

Paso 4. Representación SDOF Equivalente y Construcción de la Curva de Capacidad

Dentro del método N2, la demanda sísmica se determina mediante el uso de espectros de respuesta, considerando de forma explícita el comportamiento inelástico de la estructura. Por este motivo, se parte de la hipótesis de que la edificación puede representarse de manera aproximada mediante un sistema dinámico de un solo grado de libertad (SDOF). A lo largo del tiempo, se han propuesto diferentes metodologías para definir las propiedades de este sistema equivalente. A continuación, se expone uno de los procedimientos empleados en la formulación actual del método N2.

El análisis parte de la ecuación de movimiento para un modelo MDOF bidimensional, considerando únicamente los grados de libertad asociados a traslaciones laterales:

$$\mathbf{M} \ddot{\mathbf{U}} + \mathbf{R} = \mathbf{M} \mathbf{1} a \quad (11)$$

En esta expresión, \mathbf{U} y \mathbf{R} son vectores que representan los desplazamientos y las fuerzas internas, respectivamente; $\mathbf{1}$ es un vector unitario, y a corresponde a la aceleración del suelo en función del tiempo. El amortiguamiento no se incluye explícitamente en esta formulación, ya que su efecto se incorpora posteriormente a través del espectro de diseño.

Se asume que la forma de desplazamiento Φ permanece constante durante toda la respuesta sísmica. Este es uno de los supuestos fundamentales del procedimiento. Bajo esta hipótesis, el vector de desplazamientos se expresa como:

$$\mathbf{U} = \Phi D_t \quad (12)$$

donde D_t es el desplazamiento en la parte superior de la estructura, dependiente del tiempo.

La forma modal Φ se normaliza de manera que su componente superior sea igual a uno.

A partir del equilibrio estático, se establece que:

$$P = R \quad (13)$$

lo que implica que las fuerzas internas \mathbf{R} son iguales a las fuerzas externas \mathbf{P} aplicadas de

forma estática.

Sustituyendo las ecuaciones (9), (12) y (13) en la ecuación de movimiento (11) y multiplicando por Φ^T , se obtiene:

$$\Phi^T \mathbf{M} \Phi \ddot{D}_t + \Phi^T \mathbf{M} \Phi p = -\Phi^T \mathbf{M} \mathbf{1} a \quad (14)$$

Tras reorganizar y escalar adecuadamente los términos, se obtiene la ecuación de movimiento para un sistema SDOF equivalente:

$$m^* \ddot{D}^* + F^* = -m^* a \quad (15)$$

Aquí, m^* es la masa equivalente del sistema SDOF, calculada como:

$$m^* = \Phi^T \mathbf{M} \mathbf{1} = \sum m_i \Phi_i \quad (16)$$

Los parámetros D^* y F^* representan el desplazamiento y la fuerza del sistema SDOF equivalente, respectivamente, y se definen como:

$$D^* = \frac{D_t}{\Gamma} \quad (17)$$

$$F^* = \frac{V}{\Gamma} \quad (18)$$

donde V es el cortante basal del sistema MDOF, calculado como:

$$V = \sum P_i = \Phi^T \mathbf{M} \mathbf{1} p = p \sum m_i \Phi_i = p m^* \quad (19)$$

El parámetro Γ , denominado factor de participación modal, se encarga de transformar los resultados del modelo MDOF al sistema SDOF equivalente y se expresa como:

$$\Gamma = \frac{\Phi^T \mathbf{M} \mathbf{1}}{\Phi^T \mathbf{M} \Phi} = \frac{m^*}{\sum m_i \Phi_i^2} \quad (20)$$

Dado que la forma de desplazamiento Φ está normalizada con un valor unitario en el nivel

superior, cualquier forma razonable puede adoptarse. En muchos casos, se toma como referencia la primera forma modal, la cual se considera equivalente a Φ . Esta aproximación es similar al uso del factor PF_1 en el método del espectro de capacidad y al coeficiente C_0 en los métodos del coeficiente de desplazamiento (ATC 40 y FEMA 273).

En la representación gráfica utilizada por la versión simplificada del método N2, se asume que la rigidez posterior a la fluencia es nula, lo cual permite definir el factor de reducción R_μ como la razón entre la demanda de resistencia elástica y la resistencia de fluencia del sistema. El período elástico del sistema bilineal idealizado, denotado como T^* , se calcula mediante:

$$T^* = 2\pi \sqrt{\frac{m^* D_y^*}{F_y^*}} \quad (21)$$

donde F_y^* y D_y^* corresponden a la fuerza y al desplazamiento de fluencia del sistema equivalente.

Finalmente, la curva de capacidad en formato aceleración-desplazamiento (AD) se obtiene dividiendo la fuerza del sistema SDOF entre su masa equivalente:

$$S_a = \frac{F^*}{m^*} \quad (22)$$

Paso 5. Estimación de la Demanda Sísmica para el Sistema SDOF Equivalente

En este paso, se evalúa la demanda sísmica que debe afrontar el sistema equivalente de un solo grado de libertad (SDOF). Para ello, se considera el comportamiento elástico idealizado mediante un sistema bilineal, cuyo período elástico está representado por T^* . Trazando una línea radial que parte del origen con una pendiente asociada a dicho período, se determina su intersección con el espectro de aceleración elástica S_{ae} . Esta intersección define la aceleración máxima que el sistema requiere para mantenerse en el rango elástico, así como el desplazamiento correspondiente asociado a dicha condición.

En el caso de estructuras que experimentan comportamiento inelástico, se introduce el parámetro S_{ay} , conocido como aceleración de fluencia. Este valor representa tanto la capacidad máxima de aceleración que puede resistir el sistema sin entrar en colapso como la demanda que efectivamente se le impone bajo régimen no lineal. A partir de estos conceptos se define el

factor de reducción por ductilidad R_μ , que cuantifica la disminución en la demanda sísmica gracias a la capacidad del sistema para disipar energía:

$$R_\mu = \frac{S_{ae}(T^*)}{S_{ay}} \quad (23)$$

Es esencial no confundir este parámetro con el factor de reducción global R utilizado en los códigos sísmicos. Mientras que R engloba tanto la disipación de energía por comportamiento inelástico como los efectos de sobrerresistencia estructural, R_μ se refiere únicamente a la reducción atribuible a la ductilidad. Como resultado, en la práctica, la aceleración de diseño S_{ad} que se aplica al análisis suele ser inferior al valor de fluencia S_{ay} .

Cuando el período elástico T^* supera o es igual al período característico del espectro T_C , se aplica la regla del desplazamiento igual. En este caso, se asume que el desplazamiento inelástico S_d es equivalente al desplazamiento elástico S_{de} . Basándose en la geometría de la representación bilineal (como la ilustrada en la Figura 3), se concluye que la ductilidad demandada —definida como la razón entre el desplazamiento máximo y el desplazamiento de fluencia— es igual al factor R_μ :

$$S_d = S_{de}(T^*) \quad T^* \geq T_C \quad (24)$$

$$\mu = R_\mu \quad (25)$$

Este análisis permite vincular de forma clara y directa los niveles de demanda sísmica con la capacidad inelástica del sistema, lo cual es clave dentro de un enfoque basado en el desempeño estructural.

Pasos 6 y 7: Evaluación de la Demanda Sísmica Global y Local para el Modelo MDOF
El valor de desplazamiento obtenido para el sistema equivalente SDOF, identificado como S_d , se transforma en el desplazamiento máximo esperado en la parte superior de la estructura MDOF, es decir, en el denominado desplazamiento objetivo D_t . Esta conversión se realiza mediante la Ecuación 14, permitiendo trasladar la demanda calculada en el sistema reduci-

do hacia el modelo estructural completo, conservando la equivalencia energética entre ambos.

Paso 8: Análisis del Desempeño (Evaluación del Daño)

En esta última fase del procedimiento, se lleva a cabo la evaluación del desempeño estructural comparando las demandas sísmicas obtenidas en el Paso 7 con las capacidades correspondientes al nivel de desempeño establecido. Este análisis permite identificar si la estructura cumple con los requerimientos esperados bajo la acción sísmica considerada. La comparación entre demanda y capacidad de desplazamiento proporciona una medida clara del comportamiento global, y permite determinar si la edificación se mantiene dentro de los límites funcionales definidos o si ha superado alguno de los umbrales críticos de daño.

2.2.2. Revisión de ecuaciones AISC de diseño en acero

El AISC proporciona las formulas para asegurarse de que las fuerzas internas y los momentos aplicados no excedan la capacidad resistente del elemento, que está limitada por la resistencia del material y el comportamiento estructural. Las ecuaciones de interacción, como las mostradas, tienen en cuenta las combinaciones de carga más críticas y permiten diseñar elementos estructurales que puedan resistir tanto cargas de compresión como momentos flectores simultáneamente, sin fallar ni alcanzar un estado límite inaceptable.

$$\text{Para } \frac{P_u}{\phi_c P_n} < 0,2; \quad g_{\sigma,l}(X) = \left[\frac{P_u}{2\phi_c P_n} + \left(\frac{M_{ux}}{\phi_b M_{nx}} + \frac{M_{uy}}{\phi_b M_{ny}} \right) \right] - 1 \quad (26)$$

$$\leq 0, \quad l = 1, \dots, ne$$

$$\text{Para } \frac{P_u}{\phi_c P_n} \geq 0,2; \quad g_{\sigma,l}(X) = \left[\frac{P_u}{\phi_c P_n} + \frac{8}{9} \left(\frac{M_{ux}}{\phi_b M_{nx}} + \frac{M_{uy}}{\phi_b M_{ny}} \right) \right] - 1 \quad (27)$$

$$\leq 0, \quad l = 1, \dots, ne$$

2.3. Optimización en el diseño basado en desempeño, PBDO

El trabajo realizado por Chatterjee et al. (2017) presentaron un enfoque innovador que combina redes neuronales (NN) con un algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO) para predecir fallos estructurales en edificios de concreto reforzado de varios pisos. En el estudio, se realizó una comparación entre diferentes clasificadores, destacándose el modelo NN-PSO, que alcanzó una precisión del 90 %, lo cual demuestra su eficacia en la clasificación y predicción de fallos estructurales.

Sin embargo, este enfoque se centra exclusivamente en edificaciones de concreto reforzado, dejando de lado otras tipologías estructurales como las edificaciones de acero, que poseen particularidades importantes para el análisis estructural. Asimismo, el cálculo del punto de desempeño en el artículo se basa en la metodología propuesta por FEMA 356, que, aunque es ampliamente utilizada, podría ser superada en precisión por metodologías más avanzadas como la N2, la cual permite un análisis más detallado y preciso del comportamiento estructural ante cargas sísmicas (González et al., 2008).

Sudarsana Rao et al. (2007) desarrollaron un modelo híbrido de red neuronal que combina redes neuronales artificiales y algoritmos genéticos para el diseño de vigas sometidas a momentos y cortantes, utilizando un conjunto de datos de cien ejemplos proporcionados por expertos en diseño. Sin embargo solo se enfoca en un tipo de elemento estructural, las vigas, lo que limita su aplicabilidad a un sistema estructural completo. Para un diseño sísmico eficaz, es fundamental considerar el comportamiento de todo el sistema de la edificación y no solo un elemento aislado. Además, no se incluyó la validación del modelo bajo condiciones de carga dinámica ni con otros tipos de materiales, lo que deja abiertas varias áreas para investigaciones futuras.

Noureldin et al. (2022) presentaron una metodología eficiente para el diseño sísmico óptimo basado en el rendimiento (PBOSD) de estructuras de acero, que combina un algoritmo de luciérnagas modificado (MFA) y un modelo de red neuronal de retropropagación de onda (WCFBP) para predecir respuestas no lineales durante el proceso de optimización, lo que

reduce significativamente el tiempo computacional asociado con el análisis de pushover no lineal. Mencionar que no se aborda un enfoque paramétrico que permita una mayor flexibilidad en el diseño y análisis de una gama más amplia de estructuras. Además, el análisis se limita a vigas y columnas, sin considerar arriostramientos u otros elementos estructurales, que son fundamentales para mejorar el comportamiento sísmico de las estructuras de acero. Adicionalmente, el estudio se realiza en 2D, lo cual restringe la aplicabilidad del modelo a situaciones más complejas que requieren un análisis tridimensional y que si se tomaran en cuenta en el presente trabajo.

El trabajo presentado por Duque et al. (2022) proponen un método de optimización del diseño sísmico de marcos de acero, utilizando una combinación de algoritmos metaheurísticos y redes neuronales. Los autores desarrollan un algoritmo que integra la optimización por enjambre de partículas (PSO) con el algoritmo de murciélagos (BA), abordando problemas de optimización de diseño basado en la fiabilidad (RBDO). Este enfoque busca mejorar tanto la seguridad estructural como la eficiencia del diseño, al predecir respuestas estructurales y evaluar la probabilidad de violación de los niveles de desempeño mediante simulaciones de Monte Carlo. A diferencia de este trabajo, mi análisis se realizará en 3D, empleando los programas ETABS y OpenSeesPy para generar los datos de entrenamiento, lo cual permitirá un enfoque más robusto y detallado. Es un excelente trabajo, aunque carece de la consideración de arriostramientos o elementos diagonales, los cuales son esenciales para una correcta evaluación del comportamiento estructural en marcos de acero.

Mei et al. (2021b) propusieron una estrategia de optimización estructural empleando Redes Neuronales Artificiales (RNA) con el objetivo de mejorar el diseño de las secciones de vigas y columnas en estructuras porticadas de concreto reforzado. Su metodología se centró en garantizar que las edificaciones cumplieran con los límites de deriva especificados en las Normas Colombianas de Diseño y Construcción Sismo Resistente (NSR-10). A través del análisis de la relación entre las dimensiones de los elementos estructurales y los valores de deriva, el estudio permitió establecer rangos recomendados de deriva derivados de los modelos predictivos construidos mediante RNA.

No obstante, el enfoque presenta ciertas limitaciones. En primer lugar, la optimización propuesta se fundamenta en el diseño basado en fuerzas, lo cual restringe su capacidad para representar con fidelidad los niveles reales de daño que pueden experimentar las edificaciones ante la acción de sismos intensos, a diferencia de un enfoque basado en desempeño estructural. Por otro lado, la investigación se enfocó exclusivamente en estructuras de concreto reforzado, dejando fuera otras tipologías estructurales relevantes, como las construcciones en acero. Este tipo de edificaciones, al incorporar elementos característicos como los arriostramientos diagonales, presentan un comportamiento estructural particular que no fue contemplado en el análisis.

Por otro lado Pinho et al. (2013) realizaron el diseño sísmico de marcos de acero mediante un análisis de pushover y un diseño basado en el desempeño (PBSD). Se desarrolló un algoritmo que permite reducir el peso estructural de los marcos de acero mientras se cumplen las restricciones de deriva entre pisos y resistencia. Un punto importante que destacar es que se analizaron únicamente tres casos de estudio, lo que indica que el enfoque no es paramétrico, limitando así la generalización de los resultados. Además, el trabajo no considera la inclusión de arriostramientos o elementos diagonales, que son fundamentales para mejorar el comportamiento de los marcos de acero ante cargas sísmicas. Sin embargo, un aspecto destacable es la agrupación de elementos estructurales utilizada en el proceso de optimización, que resulta eficiente y contribuye a la reducción de las variables dependientes sin comprometer el cumplimiento de las restricciones de diseño.

Según lo señalado por Menacho Chiok (2014), el proceso de aprendizaje de un perceptrón implica el cálculo de la combinación lineal a partir de un conjunto de patrones de entrenamiento, representados por variables de entrada, y pesos. Este cálculo se realiza mediante la aplicación de una función de activación, descritas por las ecuaciones (30),(31),(32),(33) y (34). La salida o resultado de la red se obtiene a partir del valor resultante de dicha función.

2.3.1. Representación matemática de una red neuronal artificial

La ecuación general del proceso de aprendizaje de un perceptrón simple obtenida es la siguiente:

$$q = W_{01}^{a_0} + \sum_{i=1}^{N_1} W_{i1}^{a_0} * X_i \quad (28)$$

$$O = f(q) \quad (29)$$

Donde:

- q = Sumatoria de la combinación lineal + sesgo
- $W_{01}^{a_0}$ = Sesgo del nodo, regularmente igual a la unidad
- $W_{i1}^{a_0}$ = Peso relacionado con cada dendrita o cada entrada
- X_i = Variables de entrada o patrones de entrenamiento
- O = Variable de salida
- $f(q)$ = Función de activación

Las ecuaciones (26) y (27) se pueden representar de la siguiente forma:

$$h_j = f_h \left(W_{0j}^{a_h} + \sum_{i=1}^{N_I} W_{ij}^{a_h} * x_i \right) \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, N_H \quad (30)$$

$$O_k = f_o \left(W_{0k}^{a_o} + \sum_{j=1}^{N_H} W_{jk}^{a_o} * h_j \right) \quad \text{para } k = 1, 2, \dots, N_O \quad (31)$$

Donde:

- h_j, O_k = Salida del nodo, o variable de salida
- f_h, f_o = Función de activación (Figura #)

- W_{0j}^{ah}, W_{0k}^{ao} = Sesgo del nodo, comúnmente es la unidad
- W_{ij}^{ah}, W_{jk}^{ao} = Pesos de las dendritas
- x_i, h_j = Entradas a los nodos de primera y segunda capa

Generalmente se considera una misma función de activación, sin embargo, como vemos en los antecedentes es posible utilizar por cada capa una función de activación distinta, el catálogo de dichas funciones más comúnmente utilizadas son las siguientes.

$$\text{Umbral o escalón: } y = \begin{cases} 0 & \text{si } n < 0 \\ 1 & \text{si } n \geq 0 \end{cases} \quad (32)$$

$$\text{Lineal o identidad: } y = n \quad (33)$$

$$\text{Logística o sigmoide: } y = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (34)$$

$$\text{Tangente hiperbólica: } y = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \quad (35)$$

$$\text{Gaussiana: } y = e^{-\frac{n^2}{2}} \quad (36)$$

Para el presente trabajo y en base a los antecedentes investigados, se utilizará una función de activación del tipo sigmoide en todas las capas.

Finalmente, el perceptrón lo que intenta, en general, es minimizar la suma del error cuadrático:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^M (O_{pk} - y_{pk})^2 \quad (37)$$

En este contexto, P denota el número total de patrones empleados durante el proceso de entrenamiento (también conocidos como observaciones en el ámbito de los modelos estadísticos).

cos), mientras que M corresponde al número de neuronas ubicadas en la capa de salida. El término O_{pk} hace referencia al valor deseado o esperado para la neurona de salida "k" cuando se presenta el patrón "p", en tanto que y_{pk} representa la salida real proporcionada por la red neuronal para esa misma neurona y patrón. Tal como se ha señalado previamente, la meta fundamental del proceso de entrenamiento es minimizar, en la mayor medida posible, la diferencia entre los valores esperados y los obtenidos. De esta manera, es posible determinar con mayor certeza si el modelo predictivo (PM) diseñado posee un nivel de desempeño aceptable y cumple con su función de generalización (Mei et al., 2021c).

El siguiente capítulo desarrolla la hipótesis central y los objetivos específicos que orientan esta investigación. El objetivo general se enfoca en la creación de una red neuronal artificial (RNA) con la capacidad de participar activamente en el proceso de diseño y optimización de edificaciones estructurales de acero, aplicando un enfoque fundamentado en el análisis por desempeño. Para lograr este propósito, se expondrá de forma detallada la metodología adoptada, explicando minuciosamente cada fase del trabajo desarrollado: desde la configuración de la arquitectura de la RNA y el ajuste de sus parámetros, pasando por el proceso de entrenamiento y validación, hasta llegar a la etapa de optimización final de los diseños estructurales generados. Todo lo anterior se orienta hacia la obtención de soluciones estructurales más eficientes, seguras y acordes con los criterios modernos de desempeño sísmico.

3. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

3.1. Hipótesis

La utilización de una red neuronal para realizar el diseño mediante análisis de desempeño sísmico en edificaciones de acero regulares de 5 a 7 niveles con arriostramientos, permitirá una reducción promedio del 7 % del peso en comparación con un método de diseño basado en fuerzas tradicional (LRFD), cumpliendo con todos los criterios de seguridad establecidos en la normativa mexicana.

3.2. Objetivo general

Diseñar una red neuronal del tipo perceptrón multicapa , capaz de optimizar las edificaciones de acero de 5 a 7 niveles arriostradas, usando Python y el API de ETABS, mediante entrenamiento de análisis por desempeño sísmico, con el fin de reducir el peso estructural cumpliendo los criterios de deformaciones establecidos en la normativa local.

3.3. Objetivos particulares

- 1) Automatizar la obtención de elementos estructurales bajo cargas gravitacionales de edificaciones de acero de 5 a 7 niveles con arriostramientos.
- 2) Diseñar mediante análisis por desempeño sísmico sometidos a una demanda sísmica espectral regional.
- 3) Desarrollar una red neuronal artificial entrenada en base en los diseños previos de edificaciones de acero.
- 4) Realizar un análisis comparativo de los resultados obtenidos mediante la red neuronal y el diseño de 3 edificaciones de control basadas en el método de diseño por fuerzas.

4. METODOLOGÍA

La metodología de este trabajo consta de cuatro etapas, las cuales fueron definidas a partir de los objetivos específicos descritos en el capítulo 3. Dichas etapas se muestran esquemáticamente en la [Figura 4](#).

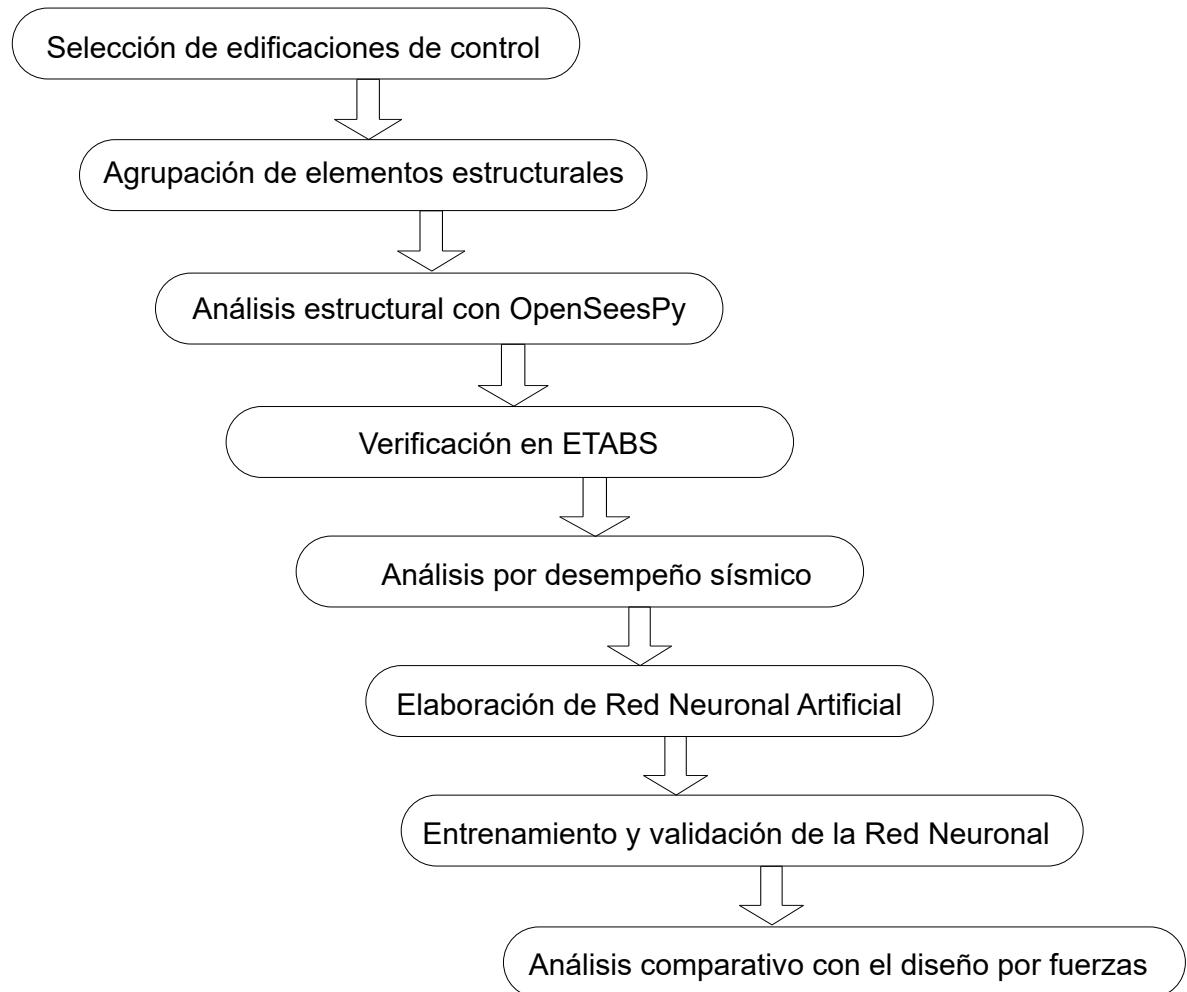


Figura 4. Diagrama de flujo de metodología empleada.

4.1. Automatización de la obtención de elementos estructurales bajo cargas gravitacionales

El proceso de optimización estructural se desarrolla a través de una serie de etapas, iniciando con la verificación del cumplimiento del reglamento AISC 360-16 en lo referente a las com-

binaciones de carga gravitacional. Esta revisión es un requisito previo indispensable antes de proceder con el análisis pushover y la evaluación correspondiente del desempeño sísmico.

Además, resulta esencial asegurar que el diseño de los elementos principales, específicamente vigas y columnas, respete el principio de columna fuerte–viga débil. Este criterio, orientado a garantizar un mecanismo de falla controlado, se encuentra formulado en las expresiones 39 y 40 de las Normas Técnicas Complementarias para Diseño por Sismo (NTC-2023).

De manera general, la secuencia de este procedimiento puede observarse en el diagrama de flujo mostrado en la **Figura 5**, el cual resume gráficamente la lógica seguida en la etapa inicial de optimización estructural bajo cargas verticales.

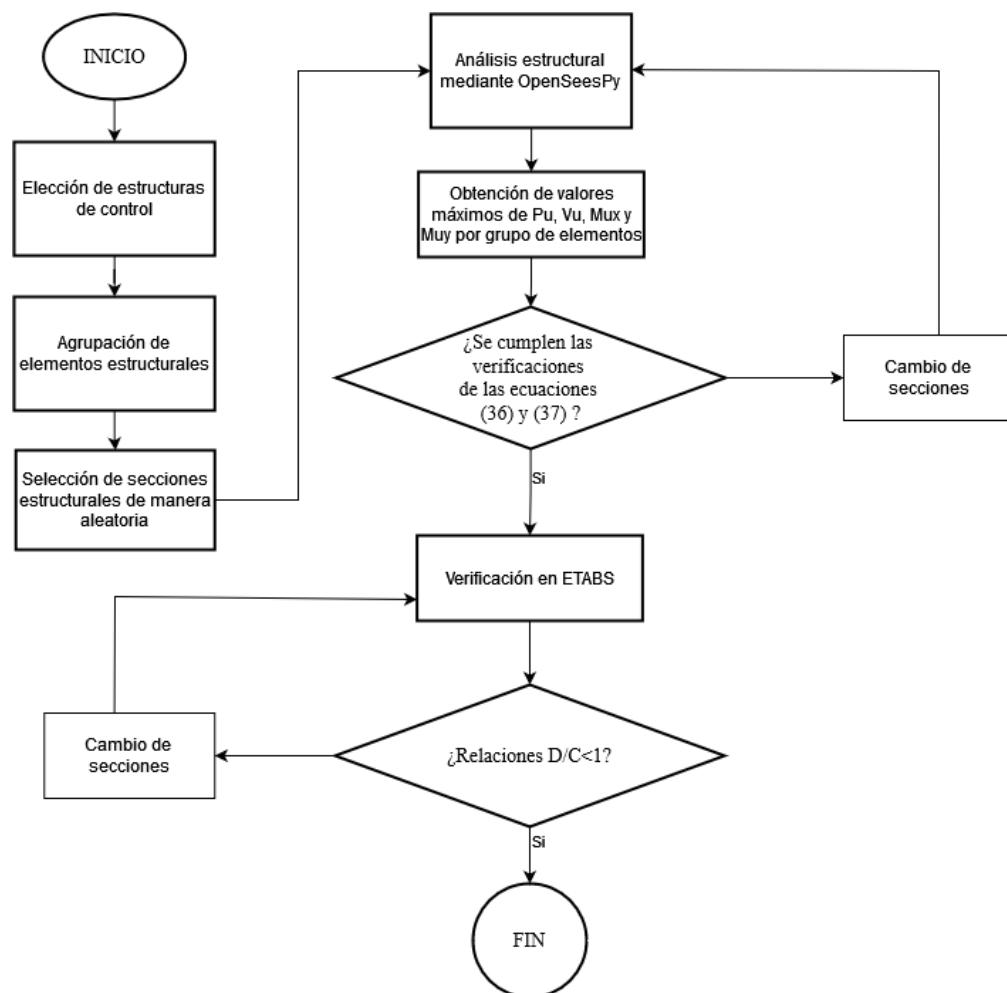


Figura 5. Diagrama de flujo del diseño por cargas gravitacionales.

4.1.1. Elección de estructuras de control

Como primer paso, se seleccionaron tres edificaciones de referencia con alturas correspondientes a 5, 6 y 7 niveles. Estas estructuras fueron consideradas dentro de la categoría de edificaciones de mediana altura, ya que ninguna de ellas supera los 30 metros, límite establecido por las NTC-2023 para la aplicación del análisis sísmico estático. Las geometrías de estas estructuras se presentan en la [Figura 6](#).

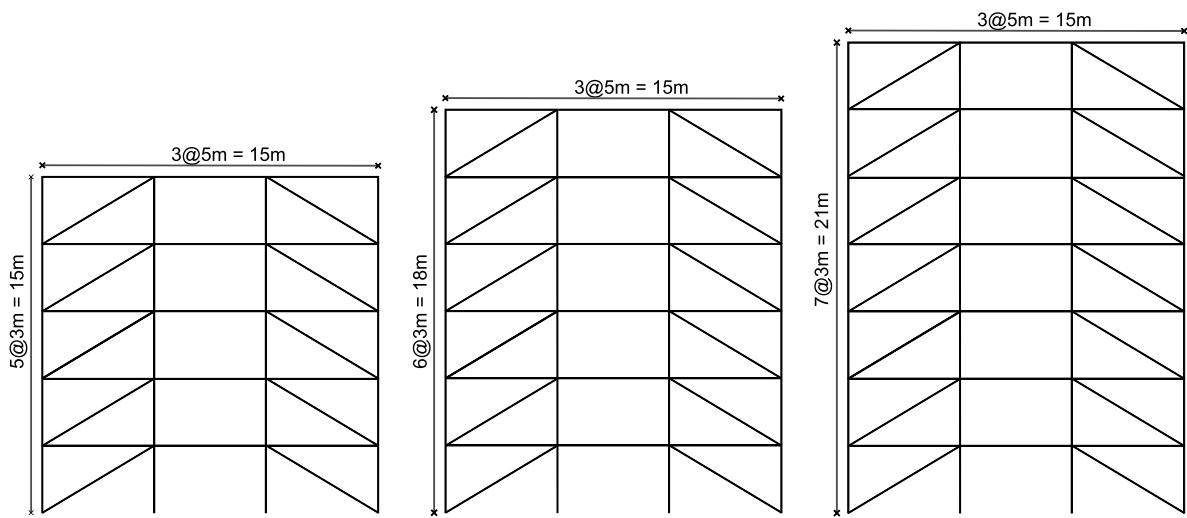


Figura 6. Geometría de las edificaciones de control de 5, 6 y 7 niveles.

Las edificaciones seleccionadas poseen una configuración regular en planta, además de simetría tanto en distribución como en masa, lo cual favorece su comportamiento sísmico. Esta disposición puede observarse en la [Figura 7](#). Conforme a lo estipulado en el Manual de Diseño de Obras Civiles de la Comisión Federal de Electricidad (CFE), estas estructuras se ubican dentro del grupo B1, el cual engloba edificaciones que requieren un nivel de seguridad estructural convencional. Dichas construcciones superan los 13 metros de altura y, en caso de colapso, el impacto previsto se limita a un número reducido de víctimas y a pérdidas económicas moderadas.

Para los entrepisos se adoptó un sistema constructivo tipo losa-acero, ampliamente utilizado en edificios de uso administrativo debido a su eficiencia estructural y facilidad constructiva. En este contexto, las cargas vivas contempladas en el análisis estructural corresponden a las

asociadas al uso de oficinas, conforme a lo especificado en las Normas Técnicas Complementarias para Construcciones en la Ciudad de México, versión 2023 (NTC-2023).

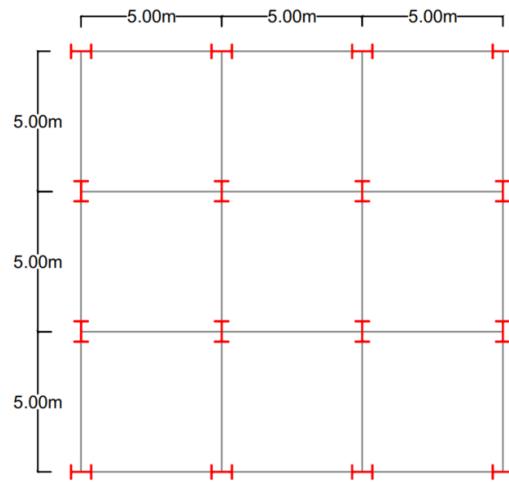


Figura 7. Vista planta de las edificaciones de control de 5, 6 y 7 niveles.

4.1.2. Agrupación de elementos estructurales

El criterio para la agrupación de elementos estructurales se basó principalmente en la función y ubicación de los mismos, además se consideró que la resistencia de las columnas inferiores tengan una resistencia igual o mayor que las superiores, por lo tanto se definieron tres grupos por nivel, el primero para agrupar columnas, el segundo para las vigas y el tercero para los arriostramientos, por lo que en las edificaciones de 5 niveles se tienen 15 grupos, en los de 6 niveles 18 grupos y en las de 7 niveles 21 grupos.

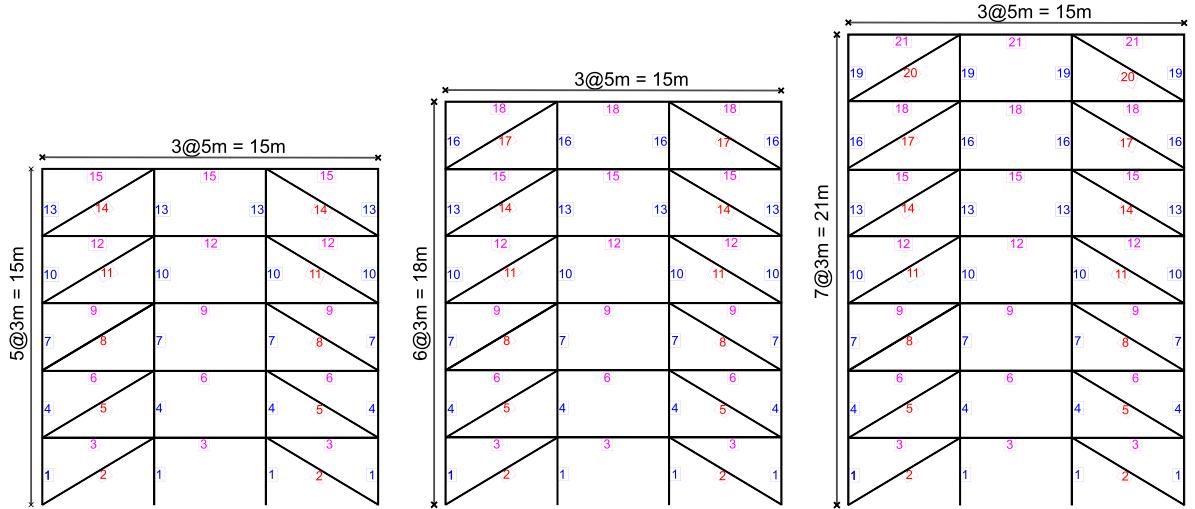


Figura 8. Grupos de elementos estructurales de las edificaciones de control de 5, 6 y 7 niveles.

Para el primer análisis estructural no se toma ningún criterio de selección de secciones, por lo que será aleatorio, considerando los grupos de elementos antes mencionados.

4.1.3. Análisis estructural mediante OpenSeesPy

OpenSeesPy (Open System for Earthquake Engineering Simulation) es una librería de Python de análisis estructural, para este proyecto se utilizó para la parte de análisis bajo las combinaciones de carga gravitacionales. Los pasos que se siguieron de forma general son los siguientes:

Paso 1. Creación de nodos: Este paso implica la ubicación espacial en el plano cartesiano de todos los nodos, además se deben etiquetar con un número consecutivo.

Paso 2. Creación de elementos: Es el paso donde se crean los elementos de la estructura a partir de los nodos, donde se requiere un nodo inicial y uno final para cada elemento.

Paso 3. Creación de cargas: Se consideran las combinaciones de carga descritas en la Ecación 36.

Paso 4. Creación de restricciones: En este caso se crean restricciones de desplazamiento en los nodos ubicados en el plano Z=0.

Paso 5. Propiedades mecánicas de los materiales: Todos los elementos estructurales son de acero y además se consideran elementos con un comportamiento elástico.

Paso 6. Solución del sistema: Se obtienen las gráficas de elementos mecánicos de la estructura.

Después de realizar el análisis estructural, se procede a verificar el cumplimiento de las ecuaciones 36, 37 y 38, las cuales están relacionadas con la revisión de los elementos sometidos a flexocompresión y cortante. Para llevar a cabo este proceso, es fundamental disponer de un catálogo comercial de perfiles de acero; en este caso, se utilizó el Manual IMCA. A continuación, se realiza una iteración entre diferentes perfiles con el objetivo de obtener relaciones de demanda/capacidad lo más cercanas posible a la unidad, optimizando así el diseño estructural.

Para el caso de edificaciones de 5 niveles, se tienen 15 secciones posibles de diseño, mientras que para edificaciones de 6 niveles, se disponen de 18 secciones. Finalmente, en el caso de edificaciones de 7 niveles, se consideran 21 secciones. Estas secciones corresponden a los diferentes grupos de elementos que componen la estructura, asegurando que cada uno cumpla con las exigencias normativas y de diseño.

4.1.4. Verificación en ETABS

Una vez seleccionados los perfiles estructurales que satisfacen las demandas de esfuerzo impuestas por las combinaciones de carga gravitacionales, se procedió a cargar el modelo de las edificaciones en el software ETABS. El objetivo de esta etapa es verificar los resultados obtenidos y preparar la estructura para su análisis de desempeño sísmico. Para llevar a cabo esta verificación de manera eficiente, se hace uso de la librería del API de ETABS en Python, lo que permite automatizar el proceso de carga de materiales y secciones de acero ASTM AISC.

Se programó el diseño de secciones de manera que todos los elementos estructurales se ajusten a los criterios de diseño, garantizando que la relación demanda/capacidad en cada uno de ellos sea igual o menor a 1. Esta etapa es crucial para asegurar que la estructura cumpla con los requisitos normativos y esté adecuadamente preparada para resistir solicitudes sísmicas.

4.2. Diseño mediante análisis por desempeño sísmico

Una vez completado el análisis estructural correspondiente a las combinaciones de carga gravitacional, se procedió a evaluar la respuesta sísmica de la edificación mediante un análisis estático no lineal, empleando el método del espectro de capacidad establecido en la normativa FEMA 440. Esta etapa tuvo como propósito principal analizar el comportamiento de la estructura ante solicitudes sísmicas y seleccionar aquellos perfiles estructurales que ofrecieran un desempeño más eficiente en términos de seguridad y economía.

El procedimiento permitió verificar que los puntos de desempeño definidos previamente fueran alcanzados dentro de los límites establecidos, garantizando que la estructura cumpliera con los niveles deseados de funcionalidad. Específicamente, se evaluó si el sistema estructural se mantenía en condiciones de operación inmediata, operatividad total o si se encontraba cercano al estado de colapso, según el nivel de demanda impuesto.

La metodología seguida para esta evaluación se sintetiza en la [Figura 9](#), la cual describe de forma esquemática el proceso aplicado para determinar el desempeño sísmico de las edificaciones y realizar la selección óptima de perfiles con base en criterios de eficiencia estructural y cumplimiento normativo.

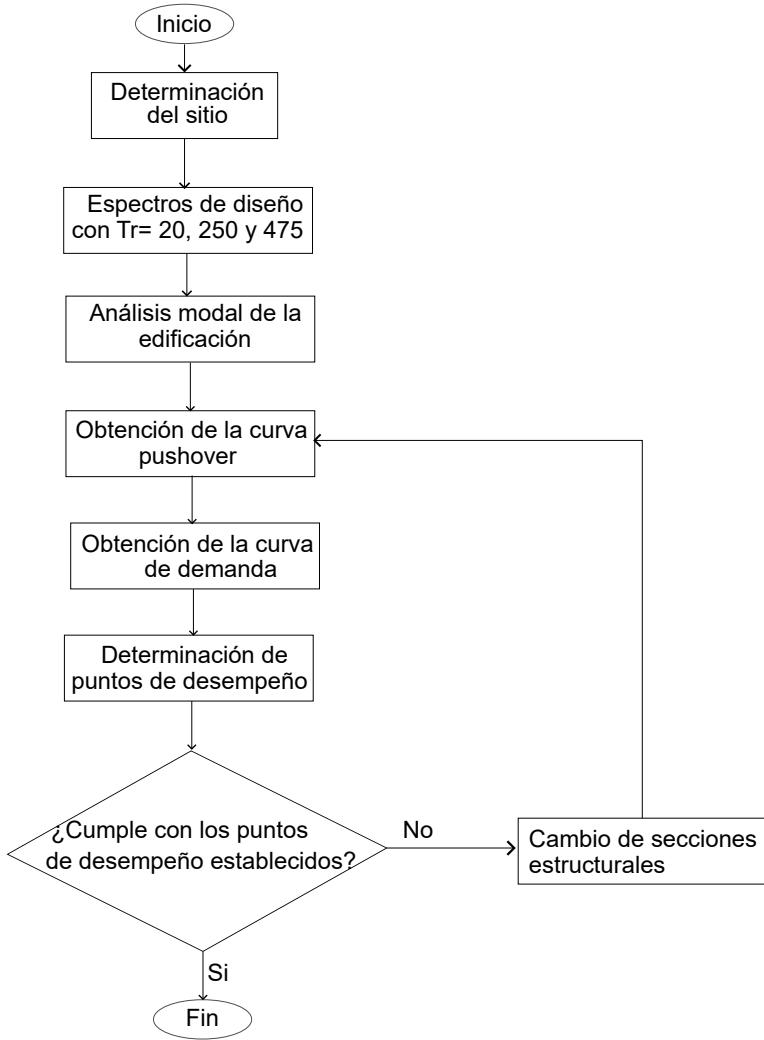


Figura 9. Geometría de flujo del diseño por desempeño sísmico.

4.2.1. Caracterización de la demanda sísmica.

La evaluación de la demanda sísmica se llevó a cabo mediante la construcción de un espectro de diseño representativo de las condiciones sísmicas propias de la ciudad de Querétaro. Este espectro fue desarrollado conforme a los lineamientos establecidos por las normativas FEMA 356 y FEMA 440, las cuales brindan un marco metodológico adecuado para realizar análisis estructurales basados en desempeño. Estas normas permiten definir distintos estados límite funcionales, como operatividad inmediata, operatividad total, proximidad al colapso y colapso estructural.

Para reflejar con mayor precisión la variabilidad sísmica del sitio, el espectro de diseño fue elaborado considerando distintos períodos de retorno, lo que facilita la evaluación de la respuesta estructural ante sismos de diversas intensidades, desde eventos frecuentes hasta terremotos extremos. Esta estrategia permitió establecer criterios de aceptación acordes con cada escenario de amenaza, favoreciendo una interpretación más realista del comportamiento estructural dentro del análisis no lineal.

El espectro de diseño correspondiente a Querétaro fue obtenido con el uso del software PRO-DISIS, desarrollado por la Comisión Federal de Electricidad (CFE), el cual incorpora información actualizada sobre la amenaza sísmica nacional. Para garantizar una representación precisa de la demanda, se incluyeron variables fundamentales como el tipo de suelo, el perfil geotécnico del sitio y la velocidad de propagación de las ondas de corte. La Figura 10 muestra el espectro considerado en el estudio, el cual sirvió de base para la determinación del punto de desempeño y para la evaluación general del comportamiento estructural bajo el enfoque de diseño por desempeño.

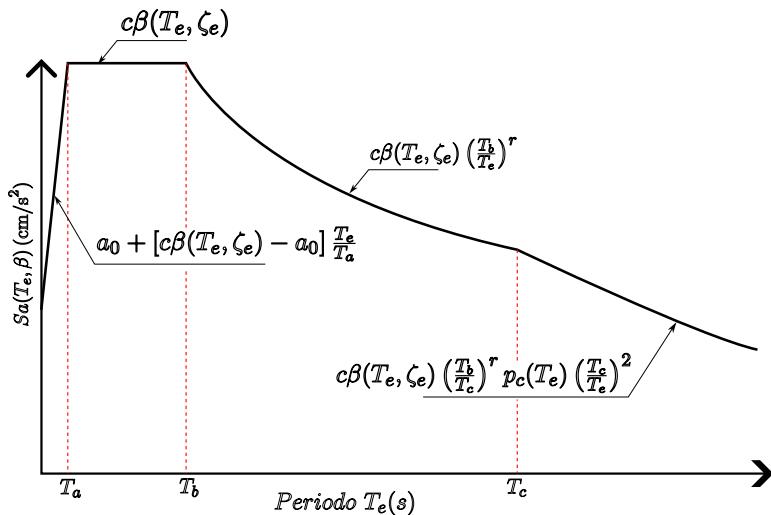


Figura 10. Espectro de diseño transparente regional.

En el presente análisis, se seleccionó un terreno clasificado como tipo II, correspondiente a suelos transitorios, los cuales presentan características intermedias entre suelos blandos y ma-

teriales rocosos. Con base en esta clasificación, se procedió al cálculo del coeficiente sísmico requerido para el diseño, el cual permite estimar las fuerzas horizontales equivalentes que deben considerarse para garantizar el adecuado comportamiento estructural de la edificación ante solicitudes sísmicas.

4.2.2. Análisis modal y selección del modo principal.

Se realizó un análisis modal para identificar los modos de vibración dominantes en la estructura, los cuales son esenciales para comprender su comportamiento dinámico bajo carga sísmica. Se seleccionó el primer modo de vibración como el más representativo para el análisis pushover, ya que contribuye significativamente al desplazamiento lateral de la estructura. Este modo principal fue clave para distribuir las fuerzas sísmicas en la estructura y asegurar que las cargas laterales aplicadas reflejaran de manera precisa la dinámica real del sistema. De esta forma, se garantiza que los desplazamientos y esfuerzos predichos correspondan a los que experimentaría la edificación en un evento sísmico real, ayudando a prever su comportamiento en términos de los diferentes estados de desempeño.

4.2.3. Aplicación de cargas laterales.

Una vez seleccionado el modo principal, se aplicó un patrón de cargas laterales distribuidas en función de la forma modal del primer modo de vibración. Estas cargas fueron incrementadas de manera controlada hasta que la estructura comenzó a experimentar un comportamiento no lineal. Este análisis no lineal progresivo permitió observar cómo la estructura pasaba de un estado operativo a estados más críticos como el estado de desempeño próximo al colapso. El análisis se realizó mediante un pushover estático, utilizando OpenSeesPy y el API de ETABS para automatizar el proceso. La implementación automatizada permitió obtener la curva de capacidad de la estructura de forma precisa, lo que facilitó la evaluación del estado de desempeño alcanzado en función de las cargas aplicadas, tal como se ve en la [Figura 11](#), las cargas distribuidas se programaron debido a la proporcionalidad de sus dimensiones.

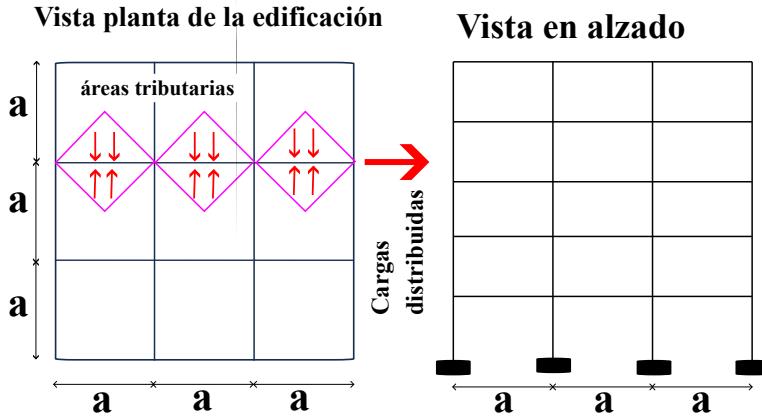


Figura 11. Aplicación cargas laterales a los marcos de análisis

4.2.4. Construcción de la curva de capacidad mediante análisis pushover.

La curva de capacidad obtenida a través del análisis pushover constituye una herramienta clave para comprender el comportamiento no lineal de la estructura bajo cargas laterales. Esta curva representa gráficamente la relación entre el desplazamiento total de la edificación —medido generalmente en su parte superior— y la fuerza cortante basal que se aplica de forma gradual. Mediante esta representación, se pueden identificar los momentos en que la estructura transita del régimen elástico al inelástico, evidenciado por la aparición de articulaciones plásticas y la reducción progresiva de rigidez en los elementos estructurales.

Durante el desarrollo del análisis, se aplicó un patrón de cargas laterales de manera estática e incremental, permitiendo registrar la respuesta estructural paso a paso en términos de desplazamientos, deformaciones internas y distribución de esfuerzos. Con estos datos se generó una curva precisa que refleja cómo evoluciona la rigidez de la estructura, su capacidad de disipar energía y su resistencia última antes de alcanzar niveles críticos de daño.

Esta curva no solo permite cuantificar la capacidad de carga de la edificación, sino que también facilita la identificación de umbrales significativos de comportamiento estructural, tales como el inicio de daño leve, la pérdida de rigidez sustancial y la cercanía al colapso. Estos aspectos son fundamentales para la evaluación del desempeño sísmico, ya que permiten aso-

ciar el comportamiento estructural con niveles específicos de daño y funcionalidad.

4.2.5. Identificación del punto de desempeño estructural.

La identificación del punto de desempeño estructural se efectuó mediante la integración de dos enfoques complementarios: el método de los coeficientes y el método del espectro de capacidad. Este punto representa el equilibrio dinámico entre la demanda sísmica del sitio —definida por el espectro de diseño— y la capacidad resistente no lineal de la estructura, la cual fue previamente determinada a través del análisis pushover y expresada mediante la curva de capacidad correspondiente.

La intersección entre ambas representaciones gráficas permite calcular el desplazamiento máximo anticipado ante una acción sísmica específica. Este valor se contrasta con los umbrales de desempeño establecidos en la normativa vigente, permitiendo así categorizar la respuesta estructural en niveles como: operatividad inmediata, funcionalidad plena, resguardo de vida o condición cercana al colapso.

Con el fin de validar la conformidad del diseño estructural, los resultados obtenidos fueron evaluados frente a los lineamientos técnicos indicados en las guías FEMA 356 y FEMA 440. Esta comparación permitió confirmar que los desplazamientos esperados no excedieran los valores límites y que los niveles de daño proyectados se mantuvieran dentro de los rangos aceptables para garantizar tanto la seguridad estructural como la continuidad operativa posterior a un evento sísmico. El uso de este procedimiento asegura una evaluación detallada, precisa y fiable del comportamiento de la edificación bajo diferentes niveles de demanda sísmica.

4.2.6. Verificación y ajuste del diseño.

En la etapa final del proceso, se llevó a cabo una revisión iterativa del diseño estructural con el propósito de verificar que todos los elementos cumplieran con relaciones demanda/capacidad cercanas a la unidad. Este análisis permitió confirmar que componentes clave como columnas,

vigas y arriostramientos estuvieran correctamente dimensionados para satisfacer los estados de desempeño previamente establecidos.

Cuando fue necesario, se realizaron ajustes en las secciones estructurales para asegurar que la edificación operara dentro de los márgenes de seguridad definidos ante las solicitudes sísmicas consideradas. Este proceso permitió afinar el diseño estructural, mejorando la eficiencia del uso del material sin comprometer la seguridad del sistema.

La verificación y optimización fueron automatizadas mediante el uso del lenguaje de programación Python y el API de ETABS, lo cual permitió realizar múltiples iteraciones de diseño de forma ágil y precisa. Esta automatización fue fundamental para garantizar que la estructura alcanzara los niveles de desempeño deseados, cumpliendo con los criterios normativos y reduciendo el peso estructural total sin afectar negativamente su funcionalidad ni su capacidad resistente.

4.3. Elaboración de una red neuronal artificial

En esta sección se detalla el procedimiento metodológico implementado para el diseño y la configuración de una red neuronal artificial (RNA) orientada a la optimización del diseño estructural en edificaciones de acero sometidas a cargas sísmicas. El objetivo principal de la RNA fue lograr una predicción precisa de respuestas estructurales clave —como cargas axiales, esfuerzos cortantes y momentos flectores— mediante la minimización del *error cuadrático medio* (MSE, por sus siglas en inglés), el cual sirvió como métrica fundamental de desempeño durante el proceso de entrenamiento.

4.3.1. Preparación de los Datos

La calidad de los resultados obtenidos por una red neuronal depende en gran medida de la calidad y preparación previa de los datos que se le suministran. Por esta razón, antes de iniciar el entrenamiento, se realizó una etapa exhaustiva de preprocesamiento de datos, la cual incluyó procesos de depuración, análisis estadístico y transformación de variables. Uno

de los pasos más relevantes fue la normalización de las variables de entrada, con el fin de eliminar las discrepancias entre escalas y garantizar que todas las características estructurales influyeran de manera proporcional en el entrenamiento de la red.

Dicha normalización consistió en reescalar cada variable a un rango entre 0 y 1 mediante la expresión matemática definida en la ecuación 38, donde x representa el valor original, $\min(x)$ y $\max(x)$ corresponden al mínimo y máximo de la variable, respectivamente, y x_{norm} es el valor transformado.

$$x_{norm} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (38)$$

Este proceso de normalización no solo facilitó la estabilidad numérica durante el ajuste de los pesos sinápticos, sino que también aceleró la convergencia del modelo al evitar que variables con escalas mayores dominaran el comportamiento del error. Asimismo, permitió una interpretación coherente de la importancia relativa de cada variable, al estar todas ellas en un dominio comparable.

Para la implementación de la RNA se emplearon herramientas computacionales especializadas que favorecieron la eficiencia en la construcción y evaluación del modelo:

- **TensorFlow:** Este entorno de desarrollo en Python fue utilizado para la definición de la arquitectura neuronal, el entrenamiento supervisado y la evaluación del modelo. TensorFlow ofrece ventajas significativas en cuanto al manejo de grandes volúmenes de datos y la ejecución de operaciones matemáticas altamente optimizadas mediante unidades de procesamiento gráfico (GPU). Además, su estructura basada en grafos permite una gestión modular y escalable de modelos complejos, lo cual resultó especialmente útil para realizar ajustes iterativos en la red neuronal.
- **RStudio:** Esta plataforma fue utilizada como entorno previo para la exploración de datos, análisis estadístico descriptivo y segmentación de los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba. Asimismo, RStudio facilitó la aplicación de técnicas de normalización y la visualización de patrones y correlaciones entre variables, aspectos fundamentales para el desarrollo del modelo.

tales para una adecuada interpretación de los datos estructurales antes de su integración al modelo neuronal.

El uso combinado de estas herramientas permitió una sinergia entre la rigurosidad analítica del entorno estadístico de R y la potencia computacional del entorno de aprendizaje automático de TensorFlow. Esta integración aseguró que los datos de entrada estuvieran adecuadamente transformados, distribuidos y optimizados antes de ser introducidos en la red, minimizando así los riesgos de sesgo, sobreajuste o inestabilidad numérica durante el proceso de entrenamiento.

En conjunto, la fase de preparación de datos representó un pilar esencial para la correcta implementación del modelo de RNA, su adecuada ejecución garantizó que la red neuronal no solo aprendiera de manera eficiente, sino que también ofreciera predicciones confiables en el contexto del diseño estructural sismo-resistente.

4.3.2. Arquitectura de la Red Neuronal

La red neuronal artificial empleada en este estudio corresponde a la arquitectura conocida como *perceptrón multicapa* (MLP, por sus siglas en inglés), ampliamente utilizada en problemas de predicción y clasificación por su capacidad para modelar relaciones no lineales complejas. Esta estructura consiste en una secuencia de capas de nodos o “neuronas” dispuestas jerárquicamente: una capa de entrada, una o varias capas ocultas intermedias y una capa de salida, a través de las cuales la información fluye en una sola dirección, desde las entradas hasta las salidas, siguiendo el paradigma de redes neuronales feedforward.

La capa de entrada está conformada por un conjunto de neuronas, cada una de las cuales representa una variable explicativa del problema de diseño estructural. Estas variables incluyeron parámetros geométricos de los elementos de acero (como el área, la inercia o el módulo plástico), propiedades mecánicas del material (resistencia, módulo de elasticidad), configuraciones estructurales (tipo de arriostramiento, número de niveles, disposición de cargas), así como indicadores derivados de análisis sísmicos (como períodos fundamentales, desplazamientos objetivo o niveles de corte basal). Para evitar distorsiones en el proceso de aprendi-

zaje, todas las variables de entrada fueron normalizadas previamente, garantizando una escala homogénea que facilitara la convergencia de los pesos sinápticos durante el entrenamiento. Las capas ocultas constituyen el núcleo del procesamiento no lineal. En este caso, se implementaron múltiples neuronas por capa, organizadas de forma totalmente conectada entre sí. La cantidad de capas ocultas y de neuronas por capa fue determinada empíricamente a partir de un proceso de validación cruzada, evaluando el comportamiento del modelo en términos de precisión y generalización. Estas capas intermedias permiten a la red identificar patrones complejos y aprender funciones de alta complejidad que relacionan las entradas con las salidas deseadas.

Para las capas ocultas, se eligió como función de activación la ReLU (*Rectified Linear Unit*), cuya formulación $f(x) = \max(0, x)$ permite una activación rápida, estable y eficiente desde el punto de vista computacional. A diferencia de funciones tradicionales como la sigmoide o la tangente hiperbólica, que pueden provocar problemas de saturación y ralentización en el aprendizaje, la función ReLU mantiene gradientes constantes para valores positivos, evitando el fenómeno del desvanecimiento del gradiente en redes profundas.

La capa de salida fue diseñada con una única neurona con activación lineal, decisión técnica adecuada para problemas de regresión donde se requiere estimar variables continuas sin restricciones de rango. En el contexto de este trabajo, dicha salida corresponde a predicciones como el peso total de la estructura, el nivel de eficiencia del diseño, o parámetros derivados del análisis por desempeño sísmico. El uso de una función lineal en esta última capa permite que los valores predichos se ajusten a las magnitudes reales esperadas en ingeniería estructural, como toneladas de acero o desplazamientos en centímetros.

A fin de evitar problemas de sobreajuste y mejorar la capacidad de generalización del modelo, se implementaron técnicas de regularización complementarias. Entre ellas destaca el uso de *early stopping*, que consiste en detener el entrenamiento cuando el rendimiento sobre un conjunto de validación deja de mejorar, evitando así que la red memorice los datos de entrenamiento en lugar de aprender patrones generalizables. Asimismo, se aplicó la división del conjunto de datos en bloques de entrenamiento, validación y prueba, lo que permitió evaluar de manera objetiva el desempeño del modelo ante datos no vistos.

En la **Figura 12** se ilustra gráficamente la arquitectura final de la red neuronal empleada en este trabajo. La figura muestra la conexión densa entre capas, característica inherente al modelo MLP, así como la jerarquía entre los niveles de entrada, procesamiento intermedio y salida. Esta configuración fue determinante para lograr una predicción precisa y eficiente de los parámetros estructurales optimizados a partir de los datos obtenidos en simulaciones avanzadas de desempeño sísmico.

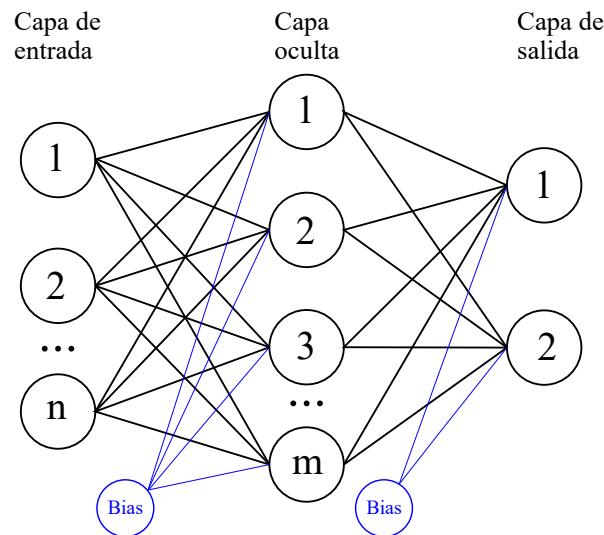


Figura 12. Arquitectura de la red utilizada.

4.3.3. Entrenamiento de la Red

El entrenamiento de la red neuronal artificial se efectuó mediante el uso del algoritmo de optimización *Adam* (*Adaptive Moment Estimation*), considerado en la literatura especializada como una de las estrategias más robustas y eficientes para resolver problemas de regresión no lineal en contextos de aprendizaje supervisado. A diferencia de métodos clásicos como el descenso del gradiente estocástico (SGD), Adam combina las ventajas del mantenimiento de una tasa de aprendizaje adaptativa con la incorporación de momentos del primer y segundo orden del gradiente, es decir, calcula promedios móviles de las derivadas de primer y segundo momento. Esta característica le permite realizar actualizaciones más precisas y estables de los pesos sinápticos, especialmente en situaciones donde el espacio de búsqueda es de alta dimensionalidad o los datos contienen ruido inherente a la variabilidad estructural de los

sistemas modelados.

El criterio de optimización seleccionado para la fase de entrenamiento fue el *error cuadrático medio* (MSE, por sus siglas en inglés), el cual mide la media de los cuadrados de las diferencias entre los valores predichos por la red y los valores reales obtenidos de los análisis estructurales. Esta función de pérdida resulta particularmente adecuada para tareas de regresión continua, ya que penaliza de forma más severa los errores de gran magnitud, incentivando así predicciones más ajustadas en los casos más críticos. Su uso es ampliamente aceptado en aplicaciones de ingeniería, donde la precisión numérica es fundamental para garantizar la validez de los resultados.

El conjunto de datos estructurales fue segmentado en tres subconjuntos bien diferenciados: entrenamiento, validación y prueba. El primero de ellos se utilizó directamente para la actualización iterativa de los pesos de la red, mientras que el segundo cumplió una función de monitoreo, permitiendo evaluar el desempeño del modelo sobre datos no vistos durante el ajuste de los parámetros. Esta división permitió aplicar la técnica de detención temprana (*early stopping*), una estrategia orientada a prevenir el sobreajuste (overfitting), deteniendo el entrenamiento una vez que el error en el conjunto de validación dejaba de disminuir de forma consistente durante un número determinado de épocas. Esta técnica ayudó a preservar la capacidad de generalización del modelo, es decir, su habilidad para ofrecer predicciones precisas ante nuevos datos.

La configuración de los hiperparámetros clave del modelo, tales como el número de épocas, la tasa de aprendizaje inicial, el tamaño del lote (*batch size*) y la arquitectura de la red (cantidad de capas ocultas y número de neuronas por capa), se definió a través de un proceso de búsqueda empírica asistido por validación cruzada. Se exploraron múltiples combinaciones con el objetivo de encontrar aquella que ofreciera un compromiso óptimo entre precisión, velocidad de convergencia y capacidad de generalización, minimizando al mismo tiempo el riesgo de sobreentrenamiento o subajuste.

De manera complementaria, se implementaron procesos de preprocesamiento estadístico sobre los datos de entrada, consistentes en técnicas de normalización que reescalaron las variables a rangos comparables. Esta transformación fue crítica para mejorar la estabilidad numéri-

ca del entrenamiento y acelerar el proceso de convergencia del algoritmo de optimización, ya que evitó que ciertas variables dominaran el comportamiento del modelo debido a diferencias significativas en su escala o dispersión. Además, se evaluó el impacto de la eliminación de valores atípicos mediante análisis exploratorios de los datos, lo cual permitió construir un conjunto de entrenamiento más representativo y menos sensible a observaciones extremas. En conjunto, el enfoque metodológico adoptado para el entrenamiento de la red neuronal se caracterizó por una fuerte orientación a la eficiencia computacional y la precisión estructural, logrando establecer un modelo predictivo capaz de capturar las relaciones no lineales entre parámetros estructurales, sísmicos y geométricos, y las salidas esperadas relacionadas con el desempeño y la optimización estructural. Este entrenamiento cuidadoso sentó las bases para una etapa posterior de validación rigurosa, en la cual se confirmaría la utilidad práctica del modelo dentro del ámbito del diseño estructural asistido por inteligencia artificial.

4.3.4. Evaluación y Validación

Una vez completado el proceso de entrenamiento de la red neuronal artificial, se procedió a una fase exhaustiva de evaluación con el propósito de determinar su capacidad real de generalización ante nuevos escenarios. Para ello, se empleó un conjunto de datos completamente independiente —denominado conjunto de prueba o *test set*— el cual fue cuidadosamente separado desde las etapas iniciales del procesamiento de datos, garantizando que ninguna muestra de este conjunto hubiese sido utilizada durante el aprendizaje ni en la validación cruzada previa. Esta estricta separación permitió simular condiciones reales de aplicación del modelo, evaluando así su comportamiento ante situaciones no previamente conocidas.

La métrica principal utilizada para valorar el desempeño del modelo fue el *error cuadrático medio* (MSE, por sus siglas en inglés), el cual mide la dispersión entre los valores predichos por la red y los valores reales, penalizando en mayor medida aquellos errores de gran magnitud. La obtención de valores bajos de MSE sobre el conjunto de prueba indicó que el modelo logró un aprendizaje efectivo sin incurrir en sobreajuste, es decir, sin memorizar los datos de entrenamiento en detrimento de su capacidad de generalizar.

Adicionalmente, se utilizaron otras métricas complementarias para proporcionar una visión más integral del desempeño del modelo. El *error absoluto medio* (MAE) permitió estimar el error medio sin amplificar excesivamente las desviaciones extremas, mientras que el coeficiente de determinación (R^2) se utilizó para cuantificar el grado en que las predicciones explicaban la varianza observada en los datos reales. Valores cercanos a 1 en este último indicador evidenciaron que la red neuronal capturó adecuadamente la estructura subyacente de los datos, reproduciendo fielmente los comportamientos esperados.

Los resultados mostraron que las predicciones generadas por el modelo se mantuvieron dentro de márgenes de error técnicamente aceptables para el diseño estructural, incluso en configuraciones complejas y con variaciones significativas en las condiciones sísmicas o geométricas. Se observó una fuerte correspondencia entre las salidas del modelo y los valores objetivos, tanto en la predicción del peso total de la estructura como en la estimación del nivel de desempeño alcanzado bajo diferentes intensidades sísmicas. Esto sugiere que la red neuronal fue capaz de aprender patrones no lineales complejos, tales como las interacciones entre la distribución de masa, rigidez estructural, geometría de los elementos y respuesta dinámica global del sistema.

Como parte del análisis de validación externa, se realizó una comparación rigurosa entre los resultados obtenidos mediante la red neuronal y aquellos derivados de métodos tradicionales de diseño estructural, tales como los basados en análisis estático de fuerzas equivalentes o análisis espectral modal. Asimismo, se contrastaron las soluciones propuestas por la RNA con aquellas generadas a partir de los lineamientos normativos contenidos en documentos como la AISC 360-16. Los resultados de estas comparaciones demostraron que la red neuronal no solo es capaz de replicar la lógica de los métodos convencionales, sino que incluso puede superarlos al proponer soluciones estructurales optimizadas en términos de peso, manteniendo simultáneamente los requisitos de seguridad y desempeño.

Esta capacidad de mejora se manifestó, por ejemplo, en la reducción de secciones estructurales sobredimensionadas, en la asignación más eficiente de perfiles a partir de las condiciones de carga y en la predicción ajustada de los desplazamientos máximos esperados. Tales beneficios refuerzan el valor práctico de las redes neuronales como herramientas de soporte para

la toma de decisiones estructurales, especialmente en fases de anteproyecto o rediseño, donde el tiempo y la precisión son factores determinantes.

En conclusión, la etapa de evaluación y validación confirmó de manera sólida que el modelo basado en redes neuronales artificiales representa una herramienta potente y confiable para el diseño estructural asistido por inteligencia artificial. Su capacidad para integrarse con flujos de trabajo ingenieriles existentes, su potencial para reducir el uso de materiales y su eficiencia en la exploración de alternativas estructurales, convierten a este enfoque en una propuesta innovadora con amplias posibilidades de aplicación en la práctica profesional y académica de la ingeniería estructural moderna.

4.4. Análisis comparativo entre la metodología propuesta y el diseño tradicional por fuerzas

En este apartado se llevó a cabo un análisis comparativo entre la metodología de diseño estructural basada en desempeño sísmico y el diseño tradicional por fuerzas, que sigue el enfoque de análisis estático ypectral modal. Este análisis se enfocará en comparar los resultados de ambas metodologías aplicadas a 9 edificaciones de control con diferentes configuraciones y niveles de complejidad estructural, tal como se muestra en la **Figura 13**.

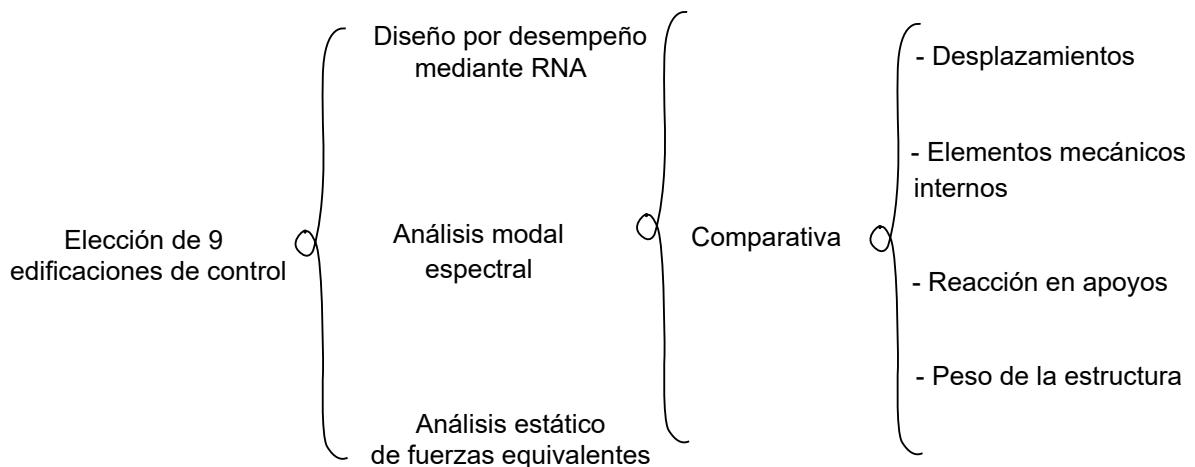


Figura 13. Esquema general del análisis comparativo.

4.4.1. Análisis Estático de Fuerzas Equivalentes

El análisis estático de fuerzas equivalentes representa uno de los procedimientos más comúnmente aplicados en la práctica ingenieril para estimar la respuesta sísmica de estructuras convencionales. Este método, de carácter determinista y simplificado, se fundamenta en la suposición de que los efectos dinámicos de un sismo pueden aproximarse mediante la aplicación de un conjunto de fuerzas laterales estáticas distribuidas a lo largo de la altura del edificio. Estas fuerzas equivalentes simulan la acción de las fuerzas iniciales inducidas por la aceleración sísmica, y su magnitud y distribución están directamente relacionadas con la masa y la rigidez de cada nivel.

En el presente estudio, se aplicó este procedimiento a las edificaciones de control de 5, 6 y 7 niveles, seleccionadas por su configuración regular y simétrica en planta, lo que permite el uso del análisis estático de manera válida conforme a las limitaciones establecidas por las Normas Técnicas Complementarias para Diseño por Sismo de la Ciudad de México (NTC-2023). Las fuerzas sísmicas fueron calculadas de acuerdo con los parámetros establecidos por dicha normativa, considerando factores como la ubicación geográfica, el tipo de suelo, el peso sísmico de la estructura y el coeficiente de participación modal.

Una vez obtenida la fuerza sísmica base, ésta fue distribuida entre los niveles utilizando una fórmula basada en el producto de la masa de cada entepiso por su altura relativa elevada a un exponente, lo que asegura una representación razonable del perfil de fuerzas que la estructura podría experimentar durante un evento sísmico de diseño.

4.4.2. Análisis Modal Espectral

Con el fin de obtener una evaluación más completa del comportamiento dinámico de las edificaciones, se complementó el análisis estático con un análisis modal espectral, técnica que permite capturar la respuesta estructural considerando explícitamente las propiedades dinámicas del sistema y la naturaleza aleatoria de la excitación sísmica. A diferencia del enfoque estático, el análisis espectral considera múltiples modos de vibración, cada uno con su respectiva frecuencia natural, forma modal y masa efectiva.

Este análisis se realizó sobre las mismas edificaciones de control (5, 6 y 7 niveles), incorporando las propiedades dinámicas calculadas a partir de la matriz de rigidez y la matriz de masas de cada modelo. Se determinaron los primeros tres modos predominantes de vibración en cada estructura, ya que estos concentran generalmente más del 90 % de la masa modal participativa en estructuras regulares de mediana altura. Posteriormente, las aceleraciones espectrales correspondientes a estos modos se obtuvieron utilizando el espectro de diseño elástico proporcionado por la NTC-2023.

Las respuestas modales fueron combinadas mediante técnicas estadísticas, tales como la raíz cuadrada de la suma de los cuadrados (SRSS) o la combinación cuadrática completa (CQC), según la cercanía entre frecuencias modales. Esto permitió estimar desplazamientos, derivas y fuerzas internas bajo una representación más realista del comportamiento sísmico estructural.

4.4.3. Comparación de Resultados

La etapa final consistió en comparar de forma sistemática los resultados obtenidos a partir de los análisis por desempeño y los derivados del enfoque tradicional basado en fuerzas equivalentes. Esta comparación tuvo como objetivo evaluar la precisión, consistencia y nivel de exigencia que ofrece cada metodología bajo condiciones similares de carga y configuración estructural.

Para ello, se analizaron parámetros clave tales como los desplazamientos laterales máximos en la parte superior de la estructura, las derivas interstoriales en cada nivel y los esfuerzos internos en elementos críticos, como vigas y columnas. Además, se evaluó la distribución de cortantes entre pisos y las exigencias en los arriostramientos. Los resultados permitieron identificar diferencias significativas, especialmente en estructuras donde el comportamiento no lineal se vuelve dominante, lo que resalta las limitaciones del método estático tradicional para representar la respuesta real frente a eventos sísmicos intensos.

El análisis comparativo evidenció que el enfoque basado en desempeño no solo permite una caracterización más detallada del comportamiento estructural ante diferentes niveles de demanda sísmica, sino que también brinda una herramienta más flexible para optimizar el di-

seño y evaluar la seguridad estructural en escenarios post-elásticos. Esto refuerza la necesidad de incorporar metodologías avanzadas en el proceso de diseño, particularmente en estructuras cuya vulnerabilidad sísmica requiere de una evaluación más precisa y detallada.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se detalla inicialmente la descripción de los parámetros utilizados para la modelación de las edificaciones de acero que forman parte de los patrones de entrenamiento. A continuación, se exponen los resultados obtenidos del diseño por desempeño de la red neuronal artificial, así como también del análisis modal espectral y análisis estático simple aplicados a estructuras de control. Finalmente, se realiza una comparativa exhaustiva de los resultados obtenidos entre los tres enfoques, resaltando las diferencias más significativas en el comportamiento estructural, además de validar los resultados obtenidos de la red neuronal.

5.1. Automatización de la obtención de elementos estructurales bajo cargas gravitacionales

Se desarrolló un programa en Python que automatiza el análisis y diseño estructural mediante el uso de las librerías OpenSeesPy y ETABS, aplicando un enfoque basado en el desempeño sísmico. El proceso inicia con la generación de un espectro de diseño sísmico transparente regional. A partir de este, se derivaron espectros de diseño ajustados para diferentes períodos de retorno, permitiendo evaluar el comportamiento de la estructura bajo distintas condiciones sísmicas.

El programa no solo realiza el análisis estructural, sino que también es capaz de obtener automáticamente los parámetros mecánicos clave, como fuerzas internas, desplazamientos y deformaciones, de todos los elementos estructurales, facilitando así el diseño y la verificación de la estructura bajo diferentes escenarios de desempeño sísmico.

Es necesario en un inicio generar los puntos o nodos del modelo, los cuales se generan en base a la cantidad de crucetas en dirección X y Y, además del número de niveles, tal como se muestra en la [Figura 14](#).

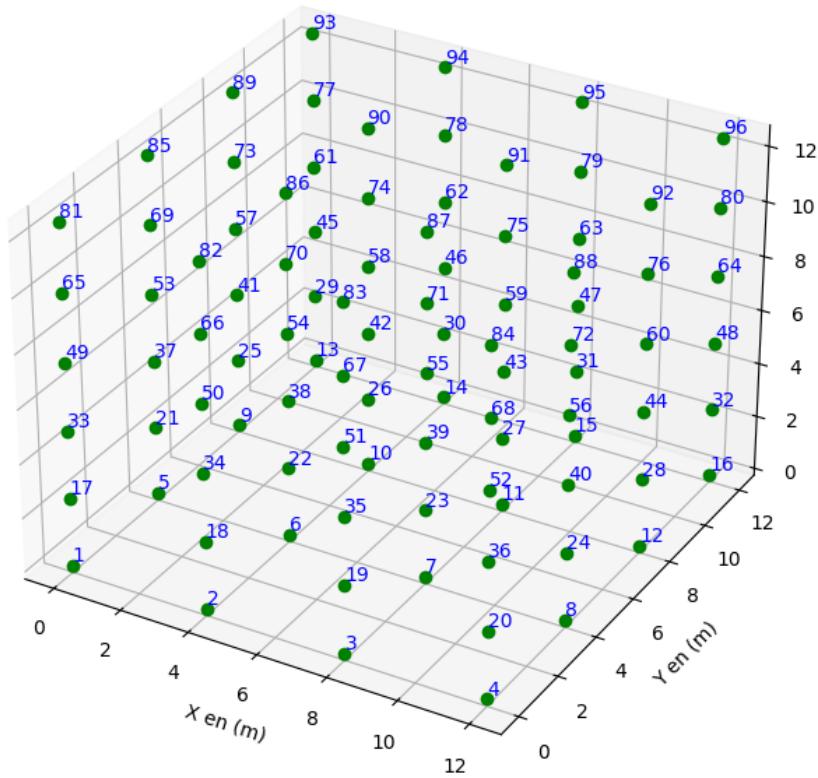


Figura 14. Generación de puntos en OpenSeesPy

Posteriormente, se procede a la generación de los elementos estructurales uniendo los nodos previamente definidos para conformar las vigas y columnas del modelo estructural, tal como se ilustra en la [Figura 15](#). Este proceso de modelado se realizó en OpenSeesPy, una biblioteca de Python orientada a simulaciones estructurales avanzadas. OpenSeesPy permite modelar, analizar y realizar estudios detallados del comportamiento estructural bajo distintas condiciones de carga, facilitando el desarrollo de simulaciones precisas y eficientes para el diseño y análisis de estructuras.

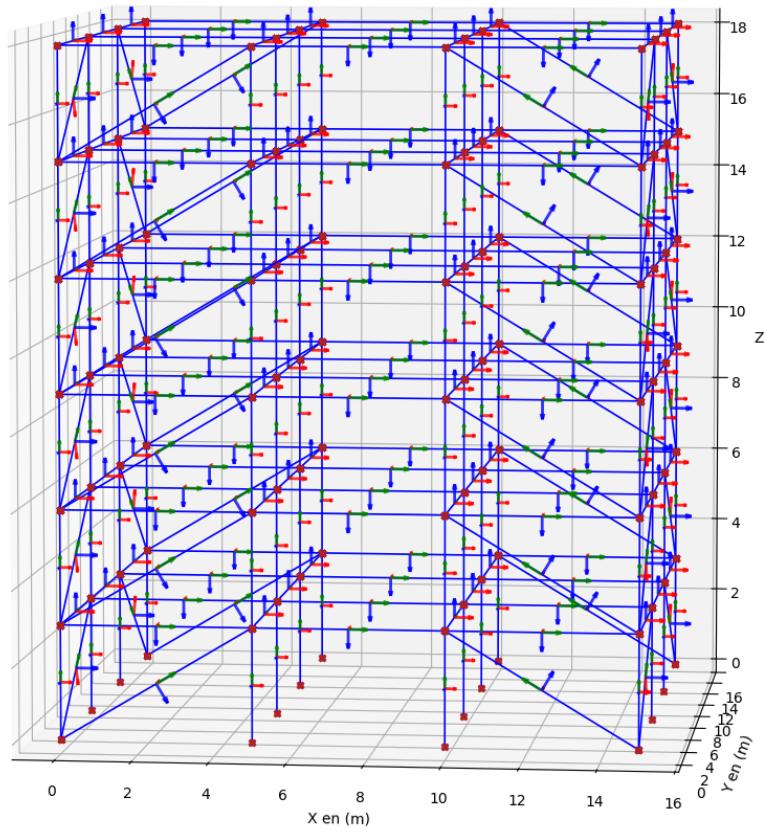


Figura 15. Generación de elementos estructurales

En la [Tabla 3](#) se presenta el análisis estructural y los resultados de los esfuerzos máximos de los elementos mecánicos para cada grupo, de acuerdo con la distribución ilustrada en la [Figura 8](#). Como se observa en la tabla, los valores del esfuerzo cortante en las columnas son significativamente menores en comparación con los valores registrados en las trabes. Este comportamiento indica que, en esta revisión preliminar, el esfuerzo cortante tiene un impacto predominante en las trabes, mientras que en las columnas es menos relevante. No obstante, el criterio de diseño principal que gobierna en esta evaluación es el esfuerzo de flexocompresión, ya que este representa la combinación crítica que debe ser verificada para asegurar la estabilidad y resistencia estructural del sistema en su conjunto.

Tabla 3. Análisis estructural bajo cargas gravitacionales por grupo de elementos

Tipo de elemento	Grupo de elementos	Axial (kg)	Cortante (kg)	Momento (kg-m)
Columna	1	6388.69	454.47	-16433.81
Arriostramiento	2	6388.69	63.45	-6296.36
Trabe	3	6388.69	1870.97	3841.09
Columna	4	-28528.50	69.07	-18809.60
Arriostramiento	5	-28528.50	861.14	-4804.43
Trabe	6	-28528.50	3914.01	9200.74
Columna	7	-25926.08	750.61	-18753.12
Arriostramiento	8	-25926.08	804.27	-4806.24
Trabe	9	-25926.08	14576.11	9140.64
Columna	10	-33309.11	279.91	-17099.95
Arriostramiento	11	-33309.11	118.48	-5781.64
Trabe	12	-33309.11	6545.69	5536.66
Columna	13	3843.13	59.04	-7672.49
Arriostramiento	14	3843.13	312.17	-306.70
Trabe	15	3843.13	2552.49	7059.09
Columna	16	-22533.36	904.99	-15034.65
Arriostramiento	17	-22533.36	702.93	-429.39
Trabe	18	-22533.36	9153.64	14175.86
Columna	19	-20935.40	455.93	-14974.41
Arriostramiento	20	-20935.40	437.52	-397.66
Trabe	21	-20935.40	19424.07	14179.09

En la **Tabla 4** se presenta la relación demanda-capacidad y el tipo de perfil utilizado para cada elemento estructural. Se observa que los perfiles más robustos se emplean en los niveles inferiores (1 y 2), lo cual es adecuado para soportar las mayores cargas en la base de la estructura. Además, los arriostramientos mantienen un mismo perfil en todos los niveles, proporcionando uniformidad en su diseño. Por otro lado, las trabes son perfiles más ligeros en comparación con las columnas, lo cual es coherente con su función estructural.

Tabla 4. Diseño estructural bajo condiciones gravitacionales

Tipo de elemento	Grupos	Demanda/Capacidad	Perfiles	Peso (kg-m)
Columna	1	0.93	W21x57	84.40
Arriostramiento	2	0.85	HSS 12X3/16	44.36
Trabe	3	0.84	W21x44	65.50
Columna	4	0.84	W21x57	84.40
Arriostramiento	5	0.85	HSS 12X3/16	44.36
Trabe	6	0.85	W21x44	65.50
Columna	7	0.93	W21x57	84.40
Arriostramiento	8	0.85	HSS 12X3/16	44.36
Trabe	9	0.91	W21x44	65.50
Columna	10	0.84	W21x57	84.40
Arriostramiento	11	0.94	HSS 12X3/16	44.36
Trabe	12	0.81	W21x44	65.50
Columna	13	0.93	W21x44	65.50
Arriostramiento	14	0.88	HSS 12X3/16	44.36
Trabe	15	0.90	W18x50	74.40
Columna	16	0.83	W21x44	65.50
Arriostramiento	17	0.83	HSS 12X3/16	44.36
Trabe	18	0.86	W18x50	74.40
Columna	19	0.88	W21x44	65.50
Arriostramiento	20	0.83	HSS 12X3/16	44.36
Trabe	21	0.82	W18x50	74.40

5.2. Diseño mediante análisis por desempeño sísmico

Se analizaron y diseñaron 64 edificaciones distintas utilizando el software ETABS 19. El proceso incluyó un análisis sísmico basado en el desempeño, siguiendo las directrices establecidas en la FEMA 440. Se evaluaron las estructuras bajo diferentes escenarios de carga sísmica, con el objetivo de determinar las secciones óptimas que cumplieran con los criterios de desempeño, específicamente en términos de desplazamientos y distorsiones angulares permitidos.

Los resultados obtenidos permitieron identificar las configuraciones estructurales que garantizan un comportamiento seguro y eficiente frente a eventos sísmicos, optimizando el diseño sin comprometer la integridad de la estructura. A continuación, se presentan los resultados

detallados de este análisis, destacando las secciones seleccionadas y sus respectivas capacidades para cumplir con los límites de desplazamiento y distorsión angular definidos por la normativa.

5.2.1. Definición de la demanda sísmica.

Se definieron tres espectros específicos para los distintos estados de desempeño estructural: uno para el estado de operación inmediata (IO), otro para garantizar la seguridad de vida (LS), y un último para evaluar la condición próxima al colapso (CP). Todos estos espectros fueron diseñados con base en las características sísmicas particulares de la ciudad de Querétaro, asegurando que los modelos estructurales sean realistas y pertinentes a las condiciones locales. La generación de muestras de edificaciones se realiza considerando que se encuentran localizadas en la ciudad de Querétaro, Qro., por lo que el espectro de diseño transparente regional obtenido se muestra en la [Figura 16](#).

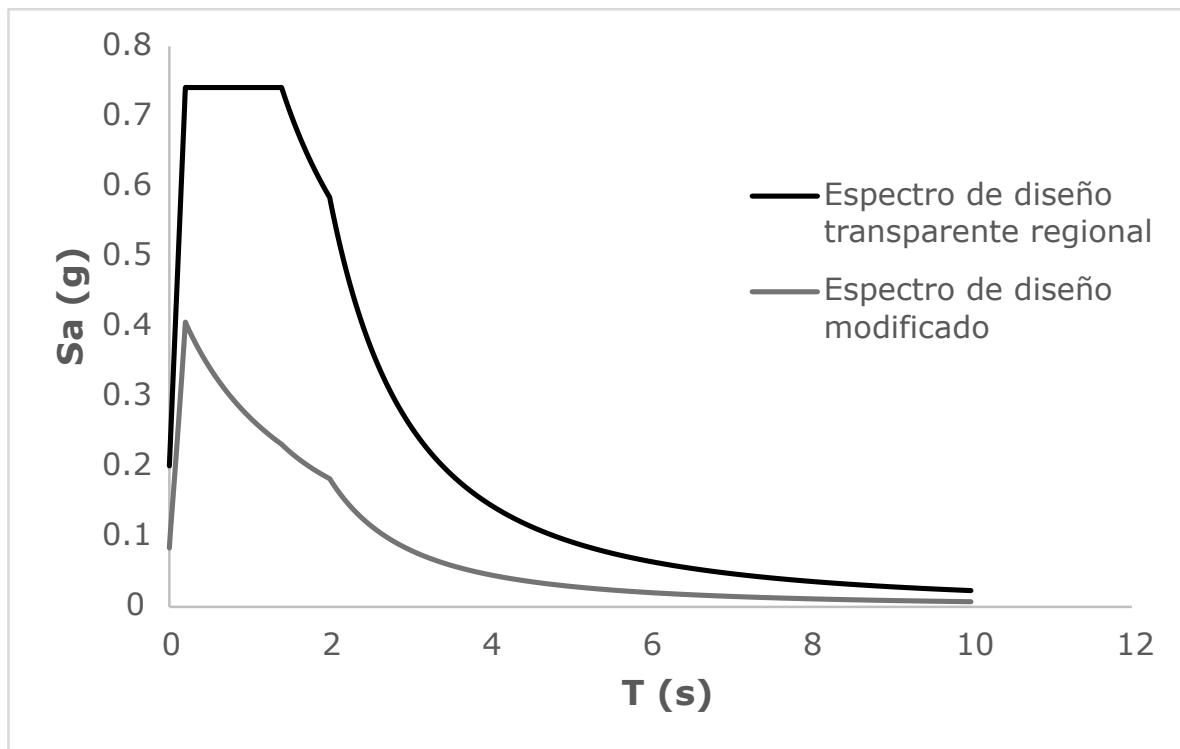


Figura 16. Espectro de diseño transparente regional y modificado amortiguado.

5.2.2. Obtención de curva de desempeño de estructura de control

La imagen muestra una *Curva de Capacidad* de una estructura sometida a un sismo de diseño, evaluada de acuerdo con los criterios del SEAOC (Structural Engineers Association of California) y la normativa ASCE 41-13 para el análisis de desempeño estructural. Esta curva se emplea para analizar cómo responde la estructura ante cargas sísmicas crecientes, permitiendo evaluar distintos niveles de desempeño. En la gráfica, el eje horizontal representa el *desplazamiento* (en mm), que indica la deformación lateral de la estructura a medida que se incrementa la carga sísmica, mientras que el eje vertical muestra la *fuerza* (en toneladas), que representa la capacidad de resistencia de la estructura frente a las fuerzas sísmicas.

La *Curva de Capacidad* (línea verde) muestra la relación entre la fuerza y el desplazamiento conforme aumenta la carga sísmica, reflejando el comportamiento real de la estructura, mientras que la *Curva Bilineal* (línea roja) es una idealización de la Curva de Capacidad, utilizada para simplificar la evaluación del rendimiento estructural. Además, se destaca un *Punto de Desempeño* (ubicado a 106.96 mm de desplazamiento), que indica el nivel de desplazamiento en el que se espera que la estructura opere bajo el sismo de diseño. Este punto es importante porque permite evaluar si la estructura cumple con los requisitos de desempeño sísmico para garantizar la seguridad.

La gráfica se divide en diferentes zonas de colores que representan distintos niveles de desempeño estructural: la zona de *Ocupación Inmediata* (amarillo), donde la estructura sufre daños mínimos y es segura para su ocupación inmediata tras el sismo; la zona de *Seguridad de Vida* (naranja), en la cual la estructura experimenta daños significativos pero no pone en riesgo la vida de los ocupantes; la zona de *Cercano al Colapso* (rojo), donde la estructura está en un estado crítico, con daños severos y cercana al colapso, lo cual la hace insegura para la ocupación; y finalmente, la zona de *Colapso* (morado), donde la estructura ha alcanzado un punto de fallo en el cual el colapso es inminente o ya ha ocurrido. Esta gráfica permite evaluar si la estructura cumple con los objetivos de desempeño bajo un sismo de diseño, proporcionando

niveles de seguridad y evitando el colapso en niveles de carga específicos. La ubicación del Punto de Desempeño en la zona de *Seguridad de Vida* sugiere que la estructura está diseñada para proteger a los ocupantes, aunque podría requerir reparaciones significativas después del evento sísmico.

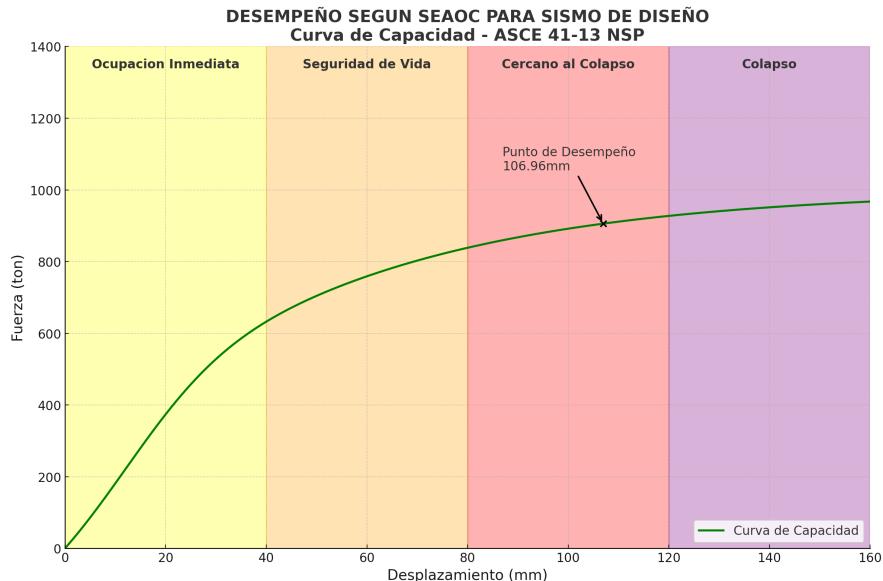


Figura 17. Evaluación por desempeño de edificación de control

5.3. Obtención de redes neuronales artificiales

En la Tabla 5 se sintetizan los resultados obtenidos al implementar y evaluar distintas configuraciones de hiperparámetros durante la fase experimental del diseño de la red neuronal artificial (RNA). El objetivo de este análisis fue identificar la arquitectura que ofreciera el mejor equilibrio entre precisión, estabilidad del entrenamiento y capacidad de generalización frente a datos no vistos. Para ello, se compararon múltiples configuraciones, variando tanto el número de capas ocultas como la cantidad de neuronas en cada una de ellas.

Entre las alternativas exploradas, la arquitectura compuesta por 5 neuronas en la capa de entrada, 9 en la primera capa oculta, 7 en la segunda capa oculta y una única neurona en la capa de salida (5-9-7-1) demostró un rendimiento superior en términos del error cuadrático medio (ECM o MSE, por sus siglas en inglés) en las tres variables estructurales analizadas: carga axial, cortante y momento flector. Esta configuración fue seleccionada como la óptima

y se utilizó de manera consistente en el entrenamiento de los tres modelos especializados, uno para cada tipo de carga estructural.

La elección de esta arquitectura se basó no solo en su bajo ECM, sino también en su comportamiento estable durante el proceso de aprendizaje, sin evidencias de sobreajuste ni de oscilaciones erráticas en la función de pérdida. Además, su tamaño moderado garantizó un equilibrio entre complejidad computacional y capacidad predictiva, facilitando su integración en flujos de trabajo estructurales prácticos.

Las gráficas presentadas en la Figura 18, Figura 19 y Figura 20 muestran la comparación entre los valores reales obtenidos mediante análisis estructurales convencionales y las predicciones emitidas por la RNA entrenada. En la primera de ellas, se ilustra la capacidad de la red para modelar con precisión la carga axial, manteniendo un ajuste estrecho a lo largo de todo el rango de valores. La segunda figura presenta el comportamiento de la RNA en relación con la carga cortante, destacando su capacidad para capturar la variabilidad inherente a este tipo de esfuerzo transversal. Finalmente, la tercera figura expone los resultados de predicción del momento fletor, variable particularmente sensible a cambios geométricos y condiciones de carga, y donde también se observó una alta fidelidad del modelo.

Cada una de estas representaciones gráficas refuerza la idoneidad de la arquitectura seleccionada, evidenciando su capacidad para capturar patrones complejos y no lineales entre los parámetros de entrada y las respuestas estructurales. Esto valida su aplicabilidad en procesos de diseño estructural automatizado, donde se requiere rapidez y precisión sin sacrificar rigurosidad ingenieril.

Tabla 5. Resultados de variación de hiperparámetros

Arquitectura RNA	ECM (Axial)	ECM (Cortante)	ECM (Momento)
5-5-1	0.13	0.15	0.32
5-9-7-1	0.01	0.03	0.02
5-9-10-9-1	0.02	0.04	0.02

5.4. Análisis comparativo entre la metodología propuesta y el diseño tradicional por fuerzas

La **Tabla 6** presenta una comparativa detallada entre los perfiles estructurales seleccionados a partir de tres enfoques distintos de análisis sísmico: análisis estático convencional, análisis modal-espectral y diseño por desempeño estructural. Esta tabla resume los resultados obtenidos para un conjunto de 21 grupos estructurales representativos, donde se incluyen columnas, tráves y elementos de arriostramiento, permitiendo evaluar el impacto que tiene cada metodología sobre la eficiencia del diseño.

Se puede observar que el análisis estático de fuerzas equivalentes genera perfiles considerablemente más robustos, lo que es coherente con su naturaleza conservadora. Este método tiende a sobredimensionar los elementos estructurales como medida preventiva frente a incertidumbres del comportamiento sísmico. Aunque esto incrementa el margen de seguridad, también conlleva un uso más intensivo de material, lo cual puede elevar los costos y el peso total de la estructura.

En contraste, el análisis modal-espectral incorpora una representación más realista de la respuesta dinámica del sistema, considerando la influencia de los primeros modos de vibración y sus respectivos períodos. Como resultado, los perfiles derivados de este método suelen ser menos masivos que los obtenidos mediante el análisis estático, permitiendo una mayor eficiencia sin abandonar los criterios normativos de seguridad estructural.

El método más eficiente desde el punto de vista estructural y económico fue el diseño basado en desempeño, el cual condujo sistemáticamente a la selección de perfiles más ligeros. A diferencia de los métodos anteriores, este enfoque no solo busca resistir las acciones sísmicas, sino que también se centra en asegurar que la estructura cumpla con niveles de desempeño predefinidos, tales como operatividad inmediata, seguridad de vida o prevención del colapso. De esta forma, se logra una mejor correlación entre la demanda estructural y la capacidad resistente disponible, maximizando la funcionalidad con un uso optimizado de materiales.

En términos cuantitativos, al comparar los perfiles seleccionados mediante el enfoque de diseño por desempeño con aquellos obtenidos por el análisis estático simple, se evidencian

reducciones promedio en el peso de las secciones superiores al 12 %, lo cual representa una disminución significativa en el consumo de acero sin comprometer la seguridad estructural. Asimismo, frente al análisis modal-espectral, las reducciones alcanzan valores mayores al 8 %. Esta optimización del peso tiene implicaciones directas sobre la eficiencia del sistema estructural, ya que una masa estructural menor reduce las fuerzas iniciales generadas durante un evento sísmico, mejorando así la respuesta global de la edificación.

En suma, la comparación entre los distintos enfoques de diseño confirma que el uso de metodologías avanzadas como el diseño basado en desempeño no solo resulta válido desde un punto de vista normativo, sino que ofrece ventajas significativas en cuanto a optimización de recursos, eficiencia estructural y respuesta sísmica más favorable.

Tabla 6. Comparativa entre diferentes métodos de diseño sísmico

Tipo de elemento	Grupos	Estático	Modal-espectral	Desempeño
Columna	1	W24x67	W22x62	W21x57
Arriostramiento	2	HSS 14X1/2	HSS 12X3/16	HSS 12X3/16
Trabe	3	W22x52	W22x48	W21x44
Columna	4	W24x67	W22x62	W21x57
Arriostramiento	5	HSS 14X1/2	HSS 12X3/16	HSS 12X3/16
Trabe	6	W22x52	W22x48	W21x44
Columna	7	W24x67	W22x62	W21x57
Arriostramiento	8	HSS 14X1/2	HSS 12X3/16	HSS 12X3/16
Trabe	9	W22x52	W22x48	W21x44
Columna	10	W24x67	W22x62	W21x57
Arriostramiento	11	HSS 14X1/2	HSS 12X3/16	HSS 12X3/16
Trabe	12	W22x52	W22x48	W21x44
Columna	13	W24x67	W22x62	W21x57
Arriostramiento	14	HSS 14X1/2	HSS 12X3/16	HSS 12X3/16
Trabe	15	W22x52	W22x48	W21x44
Columna	16	W24x67	W22x62	W21x57
Arriostramiento	17	HSS 14X1/2	HSS 12X3/16	HSS 12X3/16
Trabe	18	W22x52	W22x48	W21x44
Columna	19	W24x67	W22x62	W21x57
Arriostramiento	20	HSS 14X1/2	HSS 12X3/16	HSS 12X3/16
Trabe	21	W22x52	W22x48	W21x44

6. CONCLUSIONES

El desarrollo de esta investigación ha permitido validar de manera contundente la hipótesis inicial: es posible diseñar estructuras de acero más eficientes, ligeras y con un nivel de seguridad estructural plenamente compatible con los lineamientos normativos vigentes, mediante el uso de redes neuronales artificiales (RNA) entrenadas a partir de datos derivados de análisis por desempeño sísmico. Para lograrlo, se construyó un conjunto representativo de 64 patrones de entrenamiento provenientes de edificaciones regulares de mediana altura, los cuales incorporan características geométricas, sísmicas y mecánicas que reflejan escenarios realistas del entorno estructural urbano. Este conjunto de datos constituyó la base para el entrenamiento, validación y evaluación de un modelo de red neuronal capaz de sustituir o complementar métodos tradicionales de dimensionamiento, al mismo tiempo que introduce una capa de optimización basada en criterios de eficiencia material y comportamiento estructural.

El uso de redes neuronales multicapa, en particular la arquitectura 5-9-7-1, permitió capturar relaciones altamente no lineales entre variables estructurales (como dimensiones de perfiles, número de niveles, distribución de masas y rigideces) y salidas deseadas (como el peso total optimizado, la clasificación de desempeño sísmico alcanzado o la distorsión angular resultante). Esta arquitectura demostró un equilibrio notable entre capacidad de generalización y precisión predictiva, reflejado en valores mínimos del error cuadrático medio (MSE) y un alto coeficiente de determinación R^2 en las pruebas finales. La validación cruzada, así como las comparaciones con métodos convencionales basados en la NTC-2023 y la AISC 360-16, confirmaron que el modelo neuronal es capaz de generar soluciones estructurales que cumplen con los requisitos normativos, al tiempo que permiten reducir la demanda de acero de forma significativa.

Los resultados indican que mediante el diseño basado en desempeño y apoyado por redes neuronales, es posible obtener perfiles estructurales con una reducción promedio de hasta un 12 % en peso respecto a los obtenidos por análisis estático equivalente, y de aproximadamente un 10 % respecto a los derivados del análisis modal-espectral. Estas disminuciones implican un menor consumo de acero, lo cual repercute directamente en la reducción de cos-

tos de material, transporte y montaje, así como en una menor huella de carbono asociada a la fabricación de perfiles metálicos. Además, la inclusión de crujías perimetrales contribuyó a una disminución promedio del 20 % en deformaciones laterales, habilitando una optimización adicional de alrededor del 5 % en el tamaño de las secciones. Estos hallazgos ponen en evidencia que la eficiencia estructural no depende exclusivamente del tipo de perfil seleccionado, sino también de su disposición estratégica y del entendimiento profundo del comportamiento dinámico de la estructura.

El análisis comparativo realizado entre los métodos tradicionales de diseño estructural y el enfoque por desempeño reveló que las metodologías convencionales tienden a sobredimensionar elementos, incurriendo en un uso innecesario de material. Por el contrario, el enfoque planteado en esta investigación no solo cumple con los requisitos de seguridad estructural ante diferentes niveles de amenaza sísmica, sino que también permite ajustar con mayor precisión el diseño a las verdaderas exigencias del sistema estructural. Esta capacidad de adaptación convierte al modelo basado en RNA en una herramienta poderosa para la toma de decisiones estructurales en proyectos que demandan rapidez, precisión y eficiencia económica.

Otra contribución destacada del presente trabajo es la demostración del potencial de las RNA como herramientas predictivas de alta velocidad, una vez completado su entrenamiento. Este atributo permite explorar múltiples configuraciones en tiempos considerablemente reducidos, lo cual resulta especialmente ventajoso en contextos de diseño iterativo o en entornos de oficina técnica, donde la eficiencia en la toma de decisiones es crucial. Asimismo, la posibilidad de integrar estas redes neuronales con software especializado, como ETABS, OpenSeesPy o SAP2000, sienta las bases para el desarrollo de flujos de trabajo totalmente automatizados, capaces de optimizar simultáneamente múltiples objetivos de diseño, como desempeño, peso, costo o tiempo de construcción.

En términos de proyecciones futuras, este estudio deja abiertas diversas líneas de investigación de alto valor, una de ellas es la extensión del modelo hacia edificaciones con irregularidades en planta o altura, donde los métodos actuales pierden precisión y se requieren

enfoques avanzados como el análisis multimodal no lineal o adaptativo. Del mismo modo, se sugiere explorar la influencia de distintos esquemas de arriostramiento (excéntrico, Chevron, V invertida, entre otros) sobre el desempeño sísmico global y su integración en el modelo de entrenamiento. Además, podría incorporarse un espectro más amplio de perfiles estructurales, incluyendo secciones compuestas, perfiles soldados, laminados especiales o geometrías generadas mediante algoritmos de diseño generativo, lo cual ampliaría la aplicabilidad del modelo en contextos industriales y proyectos de gran escala.

Otra mejora relevante consiste en incorporar como variables de entrada parámetros sísmicos locales, como aceleraciones espectrales específicas, tipo de suelo, zona sísmica y nivel de amenaza regional, lo cual permitiría que el modelo sea aplicable a una gama más amplia de ubicaciones geográficas, incluso con variaciones significativas en la peligrosidad sísmica. Esta generalización del modelo fortalecería su potencial como herramienta nacional o incluso internacional, adaptándose a los requerimientos de normativas diversas y ambientes sísmicos contrastantes.

En definitiva, el presente trabajo no solo evidencia la viabilidad del uso de redes neuronales artificiales como herramientas de diseño estructural, sino que también impulsa una nueva visión de la ingeniería estructural donde el conocimiento experto se combina con el poder computacional para alcanzar soluciones más inteligentes, sostenibles y precisas. Este enfoque representa un paso hacia la transformación digital del sector, donde el aprendizaje automático y la automatización se consolidan como pilares del diseño estructural moderno, promoviendo prácticas más resilientes, económicas y eficientes.

7. REFERENCIAS

- Alonso, Rubén (oct. de 2016). «Cálculo sísmico de estructuras convencionales de edificaciones aplicando métodos lineales y no lineales implementados en diferentes normas. Estudio comparativo». Universidad Politécnica de Madrid. 205 págs.
- Chatterjee, Sankhadeep et al. (ago. de 2017). «Particle Swarm Optimization Trained Neural Network for Structural Failure Prediction of Multistoried RC Buildings». En: *Neural Computing and Applications* 28.8, págs. 2005-2016. ISSN: 0941-0643, 1433-3058. DOI: [10.1007/s00521-016-2190-2](https://doi.org/10.1007/s00521-016-2190-2). (Visitado 20-09-2024).
- Duque, Edwin P. et al. (abr. de 2022). «Computer Tool with Intelligent Behavior for the Optimal Preliminary Design in Non-Braced Structural Steel Frame». En: *Heliyon* 8.4, e09260. ISSN: 24058440. DOI: [10.1016/j.heliyon.2022.e09260](https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09260). (Visitado 20-09-2024).
- Fajfar, Peter (ago. de 2000). «A Nonlinear Analysis Method for Performance-Based Seismic Design». En: *Earthquake Spectra* 16.3, págs. 573-592. ISSN: 8755-2930, 1944-8201. DOI: [10.1193/1.1586128](https://doi.org/10.1193/1.1586128). (Visitado 20-09-2024).
- Ghasemof, Ali et al. (feb. de 2022). «Effects of Demand Parameters in the Performance-Based Multi-Objective Optimum Design of Steel Moment Frame Buildings». En: *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 153, pág. 107075. ISSN: 02677261. DOI: [10.1016/j.soildyn.2021.107075](https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2021.107075).
- Ghobarah, Ahmed (ago. de 2001). «Performance-Based Design in Earthquake Engineering: State of Development». En: *Engineering Structures* 23.8, págs. 878-884. ISSN: 01410296. DOI: [10.1016/S0141-0296\(01\)00036-0](https://doi.org/10.1016/S0141-0296(01)00036-0). (Visitado 19-09-2024).
- Gholizadeh, Saeed et al. (feb. de 2014). «Performance-Based Optimum Design of Steel Frames by an Improved Quantum Particle Swarm Optimization». En: *Advances in Structural Engineering* 17.2, págs. 143-156. ISSN: 1369-4332, 2048-4011. DOI: [10.1260/1369-4332.17.2.143](https://doi.org/10.1260/1369-4332.17.2.143). (Visitado 20-09-2024).

- González, María P. et al. (feb. de 2008). «Seismic Damage Identification in Buildings Using Neural Networks and Modal Data». En: *Computers & Structures* 86.3-5, págs. 416-426. ISSN: 00457949. DOI: [10.1016/j.compstruc.2007.02.021](https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2007.02.021). (Visitado 20-09-2024).
- Hassanzadeh, Aydin et al. (ago. de 2024). «Performance-Based Design Optimization of Structures: State-of-the-Art Review». En: *Journal of Structural Engineering* 150.8, pág. 03124001. ISSN: 0733-9445, 1943-541X. DOI: [10.1061/JSENDH-STENG-13542](https://doi.org/10.1061/JSENDH-STENG-13542). (Visitado 20-09-2024).
- Horta, I. M. et al. (2012). «Performance Trends in the Construction Industry Worldwide: An Overview of the Turn of the Century». En: *Journal of Productivity Analysis* 39.1, págs. 89-99. DOI: [10.1007/s11123-012-0276-0](https://doi.org/10.1007/s11123-012-0276-0).
- Humar, JagMohan et al. (jun. de 2011). «Displacement-Based Seismic Design of Regular Reinforced Concrete Shear Wall Buildings». En: *Canadian Journal of Civil Engineering* 38.6, págs. 616-626. ISSN: 0315-1468, 1208-6029. DOI: [10.1139/111-033](https://doi.org/10.1139/111-033). (Visitado 20-09-2024).
- Kaveh, Ali et al. (2020). «Performance-Based Multi-objective Optimization of Large Steel Structures». En: *Metaheuristic Optimization Algorithms in Civil Engineering: New Applications*. Vol. 900. Cham: Springer International Publishing, págs. 157-179. ISBN: 978-3-030-45472-2 978-3-030-45473-9. DOI: [10.1007/978-3-030-45473-9_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-45473-9_8). (Visitado 20-09-2024).
- Lagaros, Nikolaos D. et al. (nov. de 2007). «Fragility Assessment of Steel Frames Using Neural Networks». En: *Earthquake Spectra* 23.4, págs. 735-752. ISSN: 8755-2930, 1944-8201. DOI: [10.1193/1.2798241](https://doi.org/10.1193/1.2798241). (Visitado 20-09-2024).
- Lagaros, Nikos D. (oct. de 2018). «The Environmental and Economic Impact of Structural Optimization». En: *Structural and Multidisciplinary Optimization* 58.4, págs. 1751-1768. ISSN: 1615-147X, 1615-1488. DOI: [10.1007/s00158-018-1998-z](https://doi.org/10.1007/s00158-018-1998-z). (Visitado 20-09-2024).
- Mei, Linfeng et al. (2021a). «Structural Optimization in Civil Engineering: A Literature Review». En: *Buildings* 11.2, pág. 66. DOI: [10.3390/buildings11020066](https://doi.org/10.3390/buildings11020066).

- Mei, Linfeng et al. (13 de feb. de 2021b). «Structural Optimization in Civil Engineering: A Literature Review». En: *Buildings* 11.2, pág. 66. ISSN: 2075-5309. DOI: [10.3390/buildings11020066](https://doi.org/10.3390/buildings11020066). (Visitado 20-09-2024).
- (13 de feb. de 2021c). «Structural Optimization in Civil Engineering: A Literature Review». En: *Buildings* 11.2, pág. 66. ISSN: 2075-5309. DOI: [10.3390/buildings11020066](https://doi.org/10.3390/buildings11020066). (Visitado 20-09-2024).
- Menacho Chiok, Cesar Higinio (30 de dic. de 2014). «Modelos de Regresión Lineal Con Redes Neuronales». En: *Anales Científicos* 75.2, pág. 253. ISSN: 2519-7398, 0255-0407. DOI: [10.21704/ac.v75i2.961](https://doi.org/10.21704/ac.v75i2.961). (Visitado 20-09-2024).
- Mirzaei, Hossein et al. (2019). «Fast Seismic Life Cycle Cost Optimization of Steel Moment Frames to Improve Seismic Performance». En: *KSCE Journal of Civil Engineering* 23.3, págs. 1180-1189. DOI: [10.1007/s12205-019-2026-6](https://doi.org/10.1007/s12205-019-2026-6). (Visitado 01-01-2019).
- Mueller, Caitlin et al. (1 de jul. de 2013). *From Analysis to Design: A New Computational Strategy for Structural Creativity*.
- Noureldin, Mohamed et al. (ago. de 2022). «Fragility-Based Framework for Optimal Damper Placement in Low-Rise Moment-Frame Buildings Using Machine Learning and Genetic Algorithm». En: *Journal of Building Engineering* 54, pág. 104641. ISSN: 23527102. DOI: [10.1016/j.jobe.2022.104641](https://doi.org/10.1016/j.jobe.2022.104641). (Visitado 20-09-2024).
- Pinho, Rui et al. (nov. de 2013). «Evaluation of Nonlinear Static Procedures in the Assessment of Building Frames». En: *Earthquake Spectra* 29.4, págs. 1459-1476. ISSN: 8755-2930, 1944-8201. DOI: [10.1193/100910EQS169M](https://doi.org/10.1193/100910EQS169M). (Visitado 20-09-2024).
- Sudarsana Rao, H. et al. (oct. de 2007). «Hybrid Neural Network Model for the Design of Beam Subjected to Bending and Shear». En: *Sadhana* 32.5, págs. 577-586. ISSN: 0256-2499, 0973-7677. DOI: [10.1007/s12046-007-0043-5](https://doi.org/10.1007/s12046-007-0043-5). (Visitado 20-09-2024).
- Tahmasebi, Amin et al. (dic. de 2021). «Evaluation of Nonlinear Static and Dynamic Analysis of Steel Braced Frame Buildings Subjected to Near-Field Earthquakes Using FBD and DBD». En: *Structures* 34, págs. 1364-1372. ISSN: 23520124. DOI: [10.1016/j.istruc.2021.08.082](https://doi.org/10.1016/j.istruc.2021.08.082). (Visitado 20-09-2024).

Zakian, Pooya et al. (2022). «Seismic Design Optimization of Engineering Structures: A Comprehensive Review». En: *Acta Mechanica* 234.4, págs. 1305-1330. DOI: [10.1007/s00707-022-03470-6](https://doi.org/10.1007/s00707-022-03470-6).

APÉNDICE

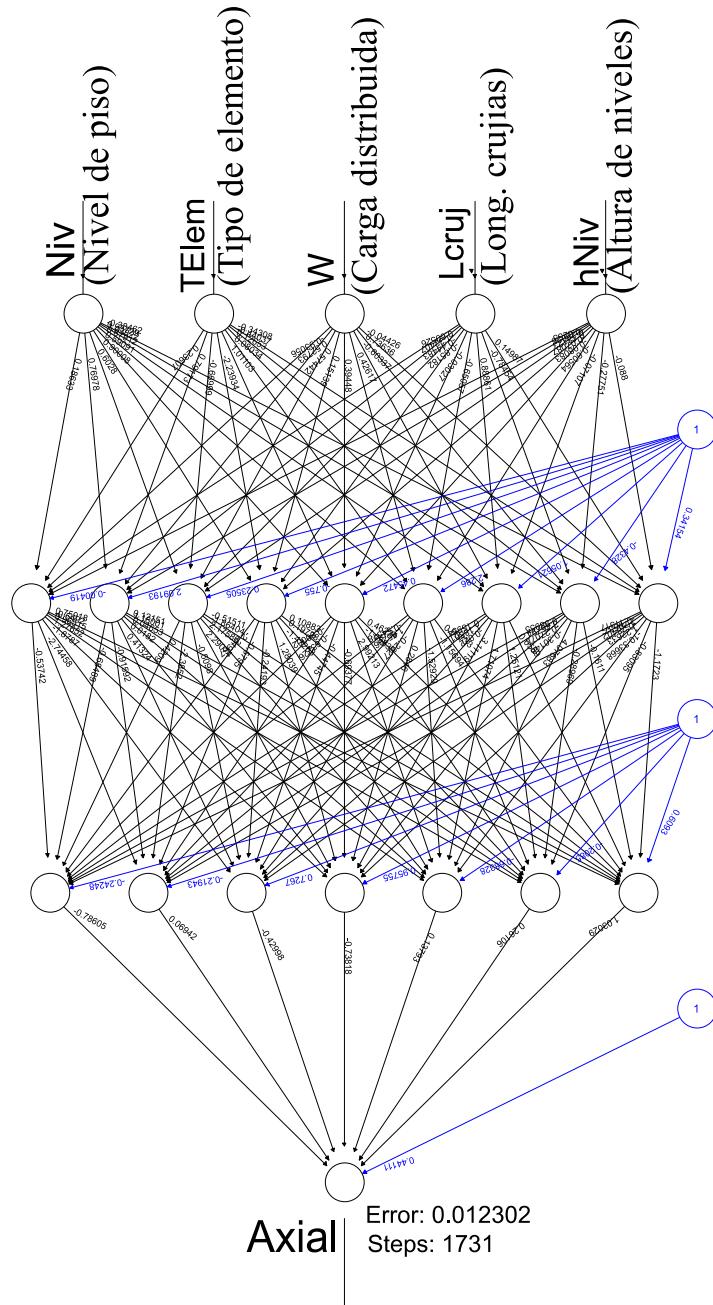


Figura 18. Red Neuronal Artificial para el cálculo de la fuerza axial

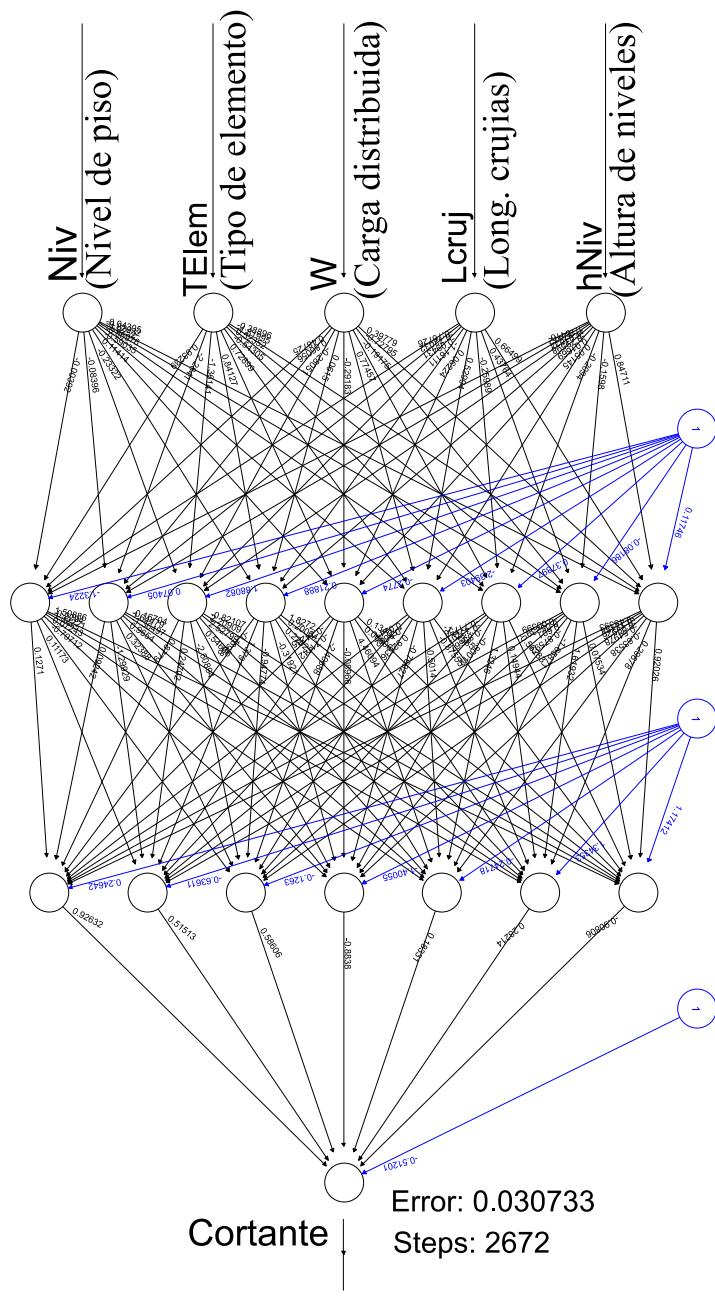


Figura 19. Red Neuronal Artificial para el cálculo de esfuerzo cortante

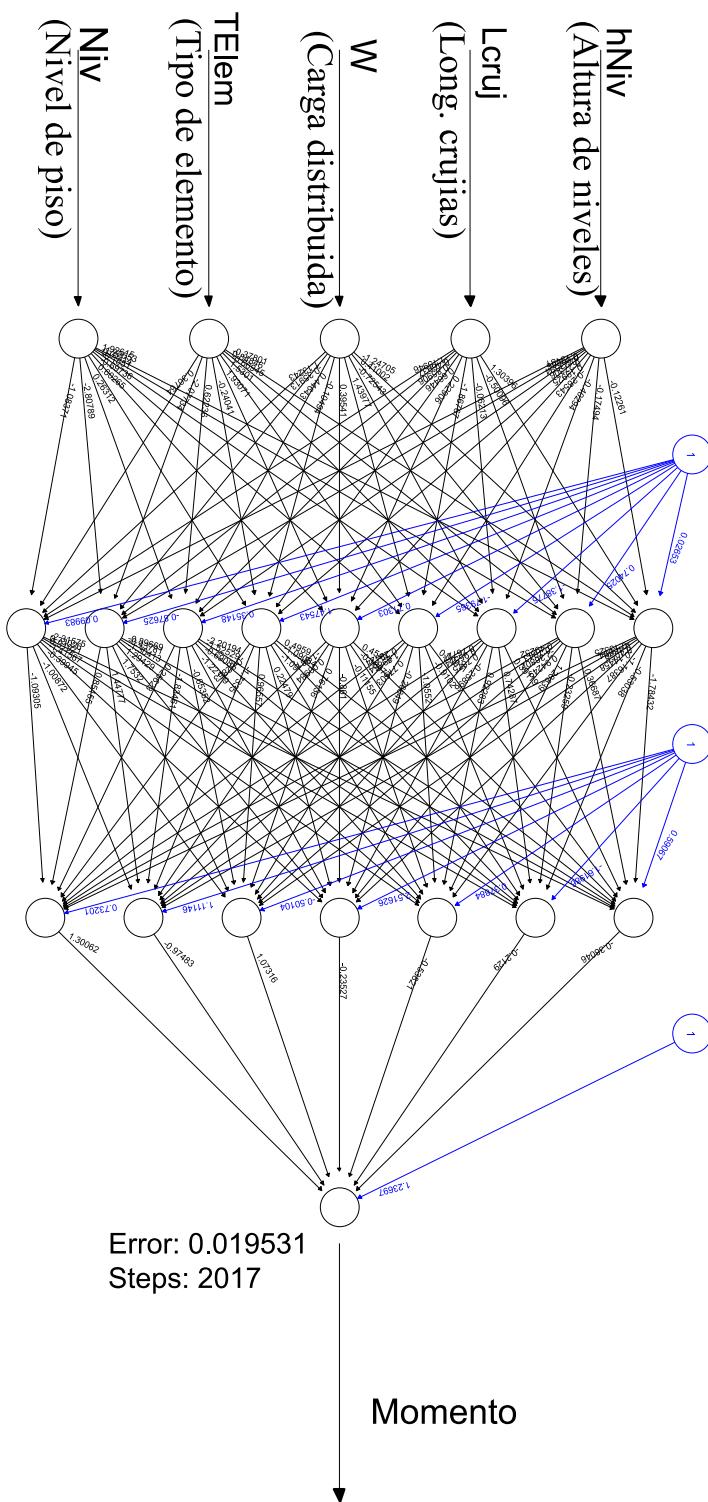


Figura 20. Red Neuronal Artificial para el cálculo de momentos

En apoyo a esta investigación, se ha puesto a disposición pública el código desarrollado para

llevar a cabo la automatización del diseño y análisis estructural de edificaciones regulares de acero así como la generación de la Red Neuronal Artificial. El acceso al repositorio se encuentra disponible a través de GitHub:

<https://github.com/TenienteQike/Investigacion-RNA-estructuras-UAQ>