



**UNIVERSIDAD PERUANA DE CIENCIAS APLICADAS**

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

**PROGRAMA ACADÉMICO DE INGENIERÍA CIVIL**

Optimización de las dimensiones de placas mediante el uso de IA para  
reducir los costos en edificios de 6 pisos en el distrito de Miraflores

**TRABAJO DE INVESTIGACIÓN**

Para optar el grado de bachiller en Ingeniería Civil

**AUTOR(ES)**

Sanchez Maguiña, Mildred Madeleine (0000-0001-9930-5207)

Vidal Feliz, Pool Rusbel (0000-0001-9221-4943)

**ASESOR**

Arana Vasquez, Victor Ernesto (0000-0003-4838-451X)

**Lima, 06 de Julio del 2020**

## *DEDICATORIA*

*[Sección opcional en la que el autor o los autores hacen mención a quien va dedicada la realización del trabajo. Colocar el texto en cursiva]*

## RESUMEN

En el presente artículo se investiga la implementación de las Redes Neuronales Artificiales como un tipo de Inteligencia Artificial con la finalidad de reducir los costos de concreto armado. Por esto, se propuso el uso de este tipo de algoritmo con el objetivo de optimizar las secciones de los muros de corte en edificaciones de 6 pisos sin irregularidades.

Se configuraron 10 redes neuronales distintas con el fin de elegir la que se adapte mejor a los datos empleados para el entrenamiento. En cada algoritmo se establecieron como variables de entrada el ancho y largo de la edificación; y la distancia entre luz máxima del eje X e Y. Sin embargo, el número de capas ocultas y el de neuronas en cada una de ellas fue distinto. En la etapa de entrenamiento se emplearon 30 casos con dimensiones optimizadas, con esto se obtuvo que la red neuronal predice la longitud total de la placa y su espesor con un error del 10%.

**Palabras clave:** Dimensionamiento de secciones, placas, costo mínimo, optimización, Redes Neuronales Artificiales.

Optimization of shear wall dimensions through the use of AI to reduce costs in 6-storey buildings in the Miraflores district

ABSTRACT

This article investigates the use of Artificial Neural Networks as a type of Artificial Intelligence in order to reduce the costs of reinforced concrete. For this reason, the use of this type of algorithm was proposed with the objective of optimizing the sections of the shear walls in 6-story buildings without irregularities.

Ten different neural networks were configured in order to choose the one that best suits the data used for training. In each algorithm, the width and length of the building; and the distance between maximum span of the X and Y axis were established as input variables. However, the number of hidden layers and the number of neurons in each of them was different. In the training stage, 30 cases with optimized dimensions were used, with this it was obtained that the neuronal network predicts the total length of the shear wall and its thickness with an error of 10%.

Keywords: Cross section dimensioning, shear walls, minimum cost, optimization, Artificial Neural Networks.

## TABLA DE CONTENIDOS

<b>1</b>	<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>7</b>
<b>2</b>	<b>MATERIALES Y METODOLOGÍA</b> .....	<b>8</b>
2.1	MATERIALES .....	8
2.2	METODOLOGÍA .....	8
2.2.1	Elección de la red neuronal .....	8
2.2.2	Elaboración de datos para el entrenamiento .....	9
2.2.3	Entrenamiento de la red neuronal .....	13
2.2.4	Validación de la red neuronal .....	15
<b>3</b>	<b>RESULTADOS, ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN</b> .....	<b>16</b>
3.1	DATOS ELABORADOS PARA LA RED NEURONAL .....	16
3.2	ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL .....	18
3.3	VALIDACIÓN DE RED NEURONAL .....	19
<b>4</b>	<b>CONCLUSIONES</b> .....	<b>21</b>
<b>5</b>	<b>REFERENCIAS</b> .....	<b>22</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>TABLA I</b> .....	10
<b>TABLA II</b> .....	12
<b>TABLA III</b> .....	14
<b>TABLA IV</b> .....	14
<b>TABLA V</b> .....	16
<b>TABLA VI</b> .....	17
<b>TABLA VII</b> .....	19
<b>TABLA VIII</b> .....	20

## ÍNDICE DE FIGURAS

Fig. 1 Red neuronal .....	8
Fig. 2 Variación de derivas.....	11
Fig. 3 Comparación de modelo inicial y final .....	12
Fig. 4 Diagrama de interacción.....	13
Fig. 5 Edificación evaluada .....	16
Fig. 6 Longitud de placa en función de área de planta .....	17
Fig. 7 Resultados de entrenamiento.....	18

## 1 INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la importancia de realizar edificaciones económicas sin afectar la seguridad estructural ha aumentado, ya que garantiza una ventaja competitiva frente a otras empresas. Por lo tanto, los diseñadores buscan diseñar secciones óptimas en los elementos estructurales [1] para lograr este ahorro del uso del concreto armado. Sin embargo, los métodos convencionales empleados [2] brindan dimensiones preliminares no optimizadas que deben ser iteradas varias veces por el diseñador para que cumplan con los requerimientos funcionales de las normas de diseño y la resistencia requerida por la edificación según el uso. Por tal motivo se han desarrollado nuevas metodologías con el uso de la inteligencia artificial, la cual se puede definir como un conjunto de algoritmos integrados en programas informáticos que simulan el trabajo del cerebro humano [3] por lo que es aplicado en distintos tipos de investigaciones. El campo del diseño estructural también es incluido en estos estudios, ya que logra facilitar el dimensionamiento de los elementos estructurales.

Se han realizado investigaciones en las que se optimizaron dimensiones de los elementos estructurales individualmente como fue el caso de las vigas de cimentación en las que emplearon el algoritmo de Evolución Diferencial [4]. Realizaron también la optimización de vigas analizadas en planta con el método heurístico conocido como Simulated Annealing[5]. En otros estudios se analizaron marcos de concreto armado con el uso de la herramienta Búsqueda de Armonía Mejorada Modificada[6], columnas [7] y en edificaciones (columnas y vigas) se emplearon las redes neuronales artificiales para dimensionar los elementos estructurales y a la vez cumplan con las derivas de entrepiso [8]. Sin embargo, la optimización de las dimensiones se realizó solo para vigas [5], [9]–[12], columnas o de ambos elementos analizados en edificaciones.

Por tal motivo en el presente estudio se planteó una metodología que logre optimizar las dimensiones de los muros de corte de concreto armado en edificaciones multifamiliares regulares a partir de variables de entrada definidas por la geometría inicial del edificio y como datos de salida la longitud total optimizada de la placa en los ejes X e Y. El algoritmo a emplear en esta investigación es la red neuronal artificial, la cual es una aproximación no lineal que se asemeja al comportamiento de las neuronas del cerebro [3], con esta técnica se reducirá el volumen del concreto usado en las edificaciones multifamiliares.



## 2 MATERIALES Y METODOLOGÍA

### 2.1 Materiales

Para esta investigación se empleó como herramienta informática para el análisis estructural el software ETABS, la elaboración de la red neuronal se llevó a cabo en Matlab debido a que es un programa especializado en el trabajo con matrices y finalmente con el software Mathcad y Excel para el diseño y almacenamiento de información. Las características de las edificaciones que se emplearon se definieron a partir de los parámetros urbanísticos y del plan urbano del distrito de Miraflores.

### 2.2 Metodología

#### 2.2.1 Elección de la red neuronal

La arquitectura de la red neuronal se definió a partir de los datos iniciales con los que se cuenta de una edificación y los datos de salida se definieron como las dimensiones de los elementos estructurales, sin embargo, para esta investigación se analizó los resultados que se obtuvieron para las placas. El esquema de la red neuronal con las variables de entrada y de salida se muestra en la Fig. 1.

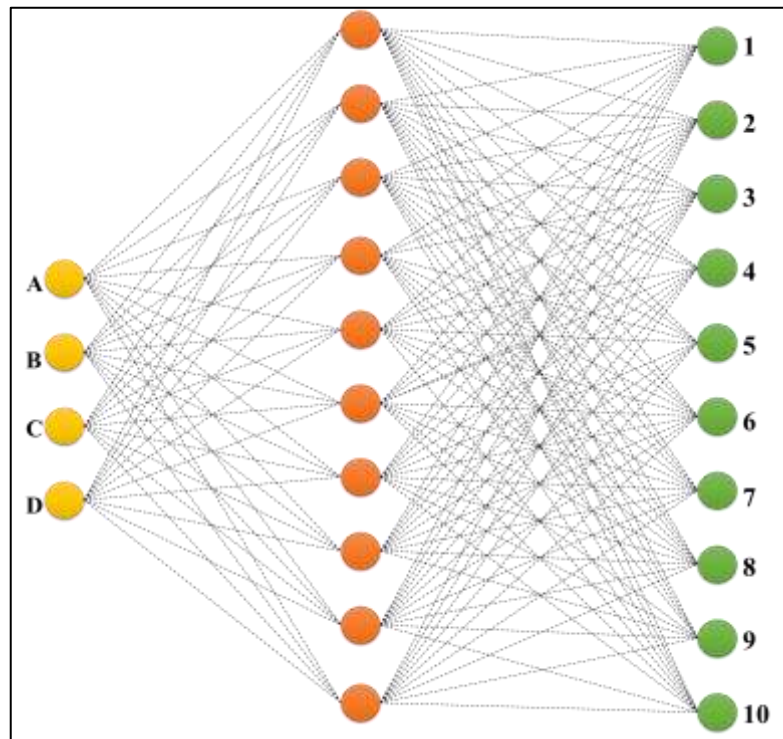


Fig. 1 Red neuronal

Los datos de entrada se definieron de la siguiente forma:

- A: Ancho de la edificación (Lado menor).
- B: Largo de la edificación (Lado mayor).
- C: Separación de planos en dirección al lado menor.
- D: Separación de planos en dirección al lado mayor.

Los datos de salida que establecieron en la configuración de la red neuronal fue la siguiente:

- 1: Área de columna perimétrica
- 2: Área de columna céntrica
- 3: Longitud de placa (lado menor de edificación)
- 4: Espesor de placa (lado menor de edificación)
- 5: Longitud de placa (lado mayor de edificación)
- 6: Espesor de placa (lado mayor de edificación)
- 7: Base de viga (lado menor de edificación)
- 8: Altura de viga (lado menor de edificación)
- 9: Base de viga (lado mayor de edificación)
- 10: Altura de viga (lado mayor de edificación)

### 2.2.2 Elaboración de datos para el entrenamiento

EL número de datos elaborados para el entrenamiento es de 30, en esta investigación se denominaron “Casos”, las dimensiones en planta de cada uno se muestran en la **TABLA I** y el sistema empleado es de muros estructurales, debido a que se enfocó en las dimensiones óptimas de placas.

El área mínima y máxima empleado es de 150 m<sup>2</sup> y 1260 m<sup>2</sup> y el mayor número de casos se encuentra entre 420 m<sup>2</sup> y 550 m<sup>2</sup>, siendo estas las áreas de mayor uso actualmente, cada edificación es de 6 pisos y sistema de muros estructurales.

**TABLA I**

Dimensiones en planta de cada caso

<b>Tipo</b>	<b>Ancho de edificio (longitud menor) (m)</b>	<b>Largo de edificio (longitud mayor) (m)</b>
Caso 1	22.00	24.50
Caso 2	19.00	22.00
Caso 3	13.00	18.50
Caso 4	21.00	21.00
Caso 5	17.00	20.00
Caso 6	20.00	25.00
Caso 7	25.00	34.00
Caso 8	27.00	33.00
Caso 9	15.00	18.00
Caso 10	20.00	24.00
Caso 11	26.50	26.50
Caso 12	14.50	19.00
Caso 13	22.00	28.00
Caso 14	21.00	22.00
Caso 15	23.00	31.00
Caso 16	22.00	22.00
Caso 17	24.00	32.00
Caso 18	20.00	20.00
Caso 19	25.00	30.00
Caso 20	20.00	30.00
Caso 21	10.00	15.00
Caso 22	20.00	25.00
Caso 23	20.00	21.00
Caso 24	30.00	42.00
Caso 25	32.50	35.00
Caso 26	28.00	31.00
Caso 27	25.00	30.00
Caso 28	23.00	31.00
Caso 29	20.00	26.00
Caso 30	27.00	38.00

El proceso empleado para alcanzar las dimensiones óptimas de las placas de cada caso consistió en un proceso iterativo hasta obtener derivas cercanas al máximo permitido por el reglamento vigente[13], principalmente se inició reduciendo la longitud de placas en ambas direcciones debido a que este tiene mayor influencia en la rigidez lateral, en la Fig. 2 se muestra el proceso de variación de las derivas del Caso 19.

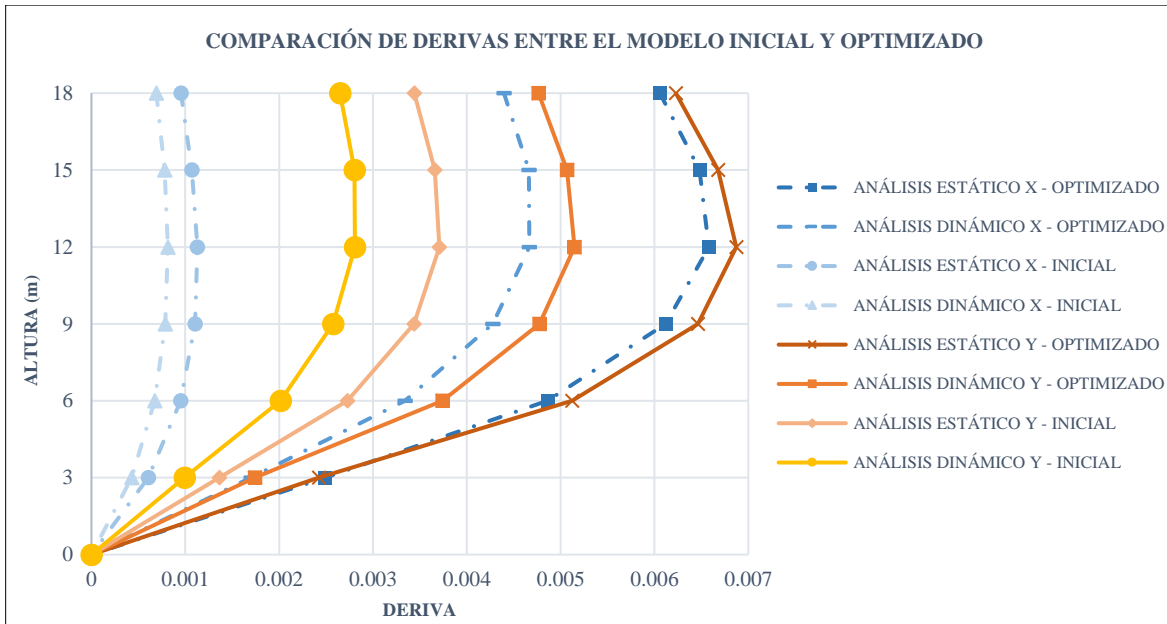


Fig. 2 Variación de derivas

La estructura y la distribución de placas fue variando conforme aumentaba las derivas de la edificación en ambas direcciones, en la Fig. 3 se muestra la configuración inicial y final de los elementos estructurales del caso 19, se observa que la posición de los ejes verticales y horizontales no aumentó ni se redujo, sin embargo, la reducción de placas en X e Y es notable pero a consecuencia de este aumentó el número de columnas y vigas.

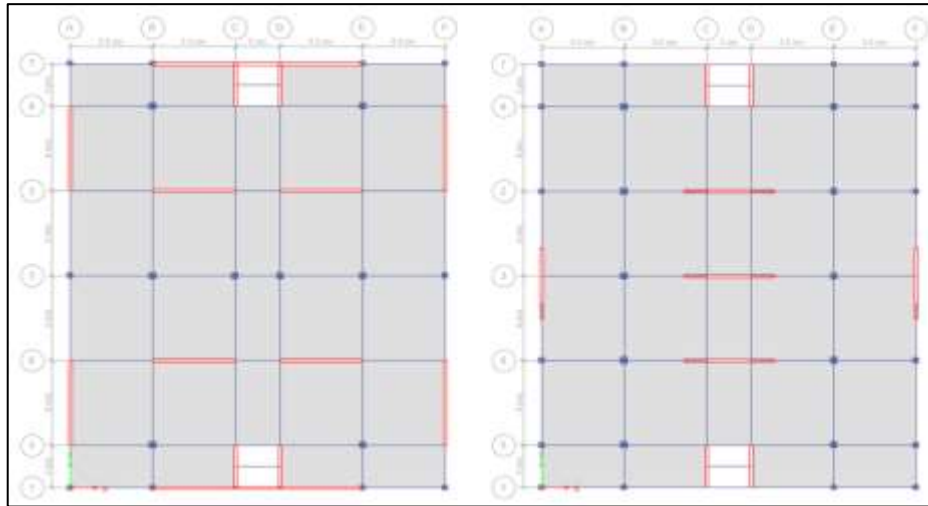


Fig. 3 Comparación de modelo inicial y final

Las dimensiones que se obtuvieron para el Caso 19 luego de verificar las derivas máximas en cada dirección se muestra en la TABLA II, estas se cambiaron a unidades en cm y cm<sup>2</sup> para obtener una mayor precisión de los resultados.

**TABLA II**

Dimensiones finales de Caso 19

Elemento	Dimensión	Medida
Área de columna perimétrica (cm <sup>2</sup> )	Área	1600
Área de columna céntrica (cm <sup>2</sup> )	Área	2025
Viga en dirección X (cm)	Ancho	25
	Altura	55
Viga en dirección Y (cm)	Ancho	30
	Altura	60
Placas en dirección X (cm)	Ancho	20
	Longitud	1800
Placas en dirección Y (cm)	Ancho	25
	Longitud	2200

La etapa final de la elaboración de los datos para el entrenamiento consistió en verificar que las placas tengan la capacidad de resistir las solicitaciones, por lo cual se verificó mediante el diseño de este elemento estructural, en la Fig. 4 se muestra el diagrama de interacción y

la distribución de acero de una placa en dirección del eje Y que se encuentra sometido a mayores solicitaciones últimas.

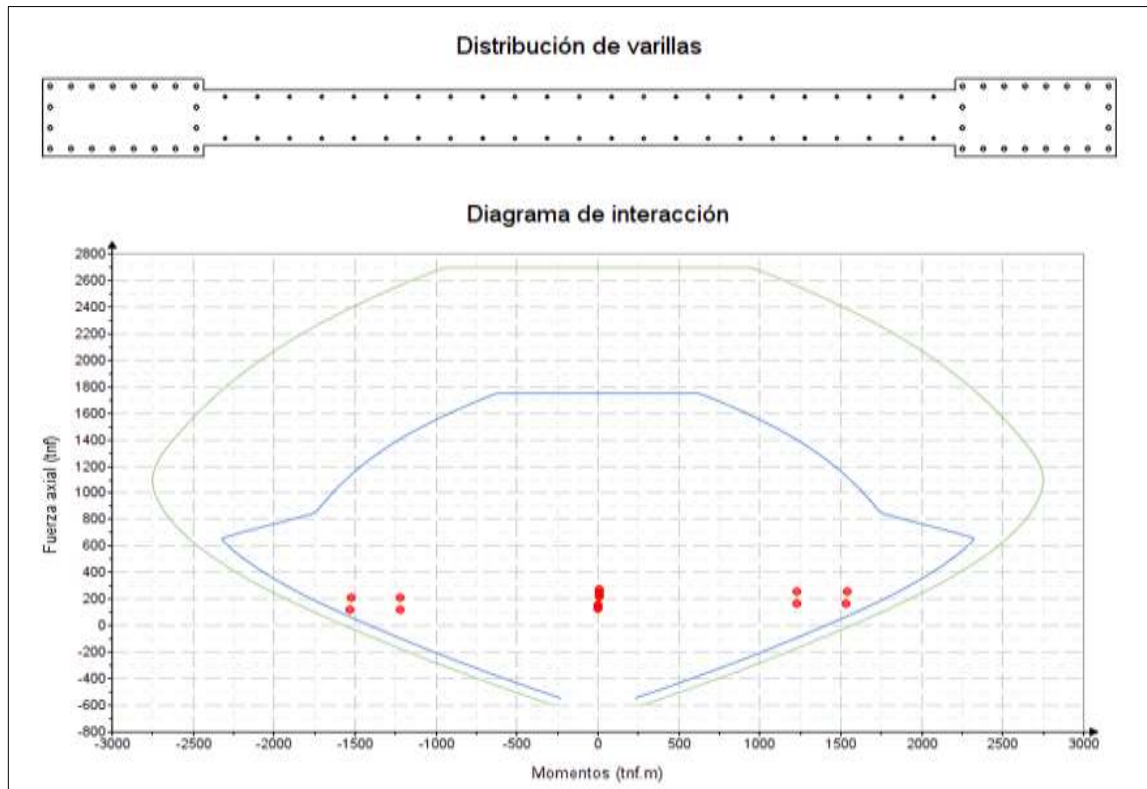


Fig. 4 Diagrama de interacción

La Resistencia de la placa analizada tiene la capacidad de soportar las fuerzas axiales, momentos flectores y fuerzas cortantes últimas, del gráfico mostrado se observa que las solicitaciones últimas están contenidas por el diagrama de interacción minorado, de esta forma se garantizó que la longitud de placa tiene la resistencia necesaria y en conjunto es capaz de controlar las derivas máximas permisibles.

### 2.2.3 Entrenamiento de la red neuronal

En esta etapa se definió la red neuronal que mejor se adapta a los datos empleados para el entrenamiento, para ello, se inició con la prueba de 10 redes neuronales con los datos de los 30 casos para definir la función de activación que se empleará en la red neuronal definitiva. En la **TABLA III** se muestra los resultados de las pruebas, a partir de esto, se determinó que se obtiene un mayor coeficiente de correlación cuando se emplea la función logaritmo-sigmoide (LOGSIG), esto se obtuvo en la prueba 4.

**TABLA III**

Coeficientes de correlación por función de activación

Prueba	R función LOGSIG	R función TANSIG
1	0.90444	0.8378
2	0.96445	0.95279
3	0.87705	0.94312
4	0.97157	0.94276
5	0.97598	0.96348
6	0.93834	0.82673
7	0.94926	0.81088
8	0.84373	0.92914
9	0.85701	0.93787
10	0.91184	0.69914

Luego de haber definido la función de activación, esta se emplea nuevamente durante la etapa de entrenamiento para determinar el número de capas y neuronas que se debe tener la red neuronal, para ello, se empleó los datos de entrada y salida de los 30 casos elaborados durante la prueba con 10 posibles configuraciones, con esto, se obtuvieron los coeficientes de correlación para el entrenamiento, prueba, validación y total de cada uno de ellos, esto se muestra en la **TABLA IV**.

**TABLA IV**

Prueba de redes neuronales

Red	[Entrada - Neuronas en capas - Salida]	R - entrenamiento	R - prueba	R - validación	R - total
1	[4 10 10]	0.98370	0.95255	0.90951	0.96675
2	[4 15 10]	0.90243	0.90901	0.97089	0.91665
3	[4 20 10]	0.95579	0.92475	0.97964	0.95604
4	[4 10 10 10]	0.71793	0.78395	0.88192	0.75387
5	[4 10 15 10]	0.92809	0.91177	0.96973	0.93370

6	[4 15 15 10]	0.7592	0.83126	0.80963	0.76011
7	[4 20 25 10]	0.9938	0.98268	0.9707	0.98933
8	[4 20 20 10]	0.7921	0.81712	0.75578	0.78773
9	[4 25 20 10]	0.9834	0.99808	0.94124	0.97546
10	[4 25 25 10]	0.9822	0.98037	0.98289	0.98197

Para cada prueba de red neuronal se obtuvo el coeficiente de correlación de la etapa de entrenamiento, prueba, validación y total, el entrenamiento se llevó a cabo con el 75% de los datos elaborados y la diferencia se empleó para la prueba y validación interna. Las redes neuronales que brindaron un resultado óptimo fueron la prueba 7 y 10, obteniendo un coeficiente de correlación de 0.98933 y 0.98197 respectivamente, la configuración de la Red 7 fue de 1 capa de entrada (4 neuronas), 2 ocultas (20 y 25 neuronas) y 1 de salida (10 neuronas), mientras que en la Red 10 tiene la misma cantidad de neuronas en la entrada y salida y 2 capas ocultas con 25 neuronas cada una.

#### 2.2.4 Validación de la red neuronal

La etapa final de la investigación consistió en evaluar la red neuronal con los datos de una edificación empleada para el entrenamiento y fue comprobado con los resultados calculados mediante un análisis estructural, de esta forma se obtuvo la variación porcentual entre las dimensiones proporcionadas por la red neuronal y los calculados manualmente. Adicionalmente, se evaluó el algoritmo con una edificación nueva y se obtuvo las dimensiones de los elementos estructurales, que luego fue distribuido como se muestra en la Fig. 5. Finalmente se analizó la estructura y se verificó que cumpla con la máxima deriva permisibles.



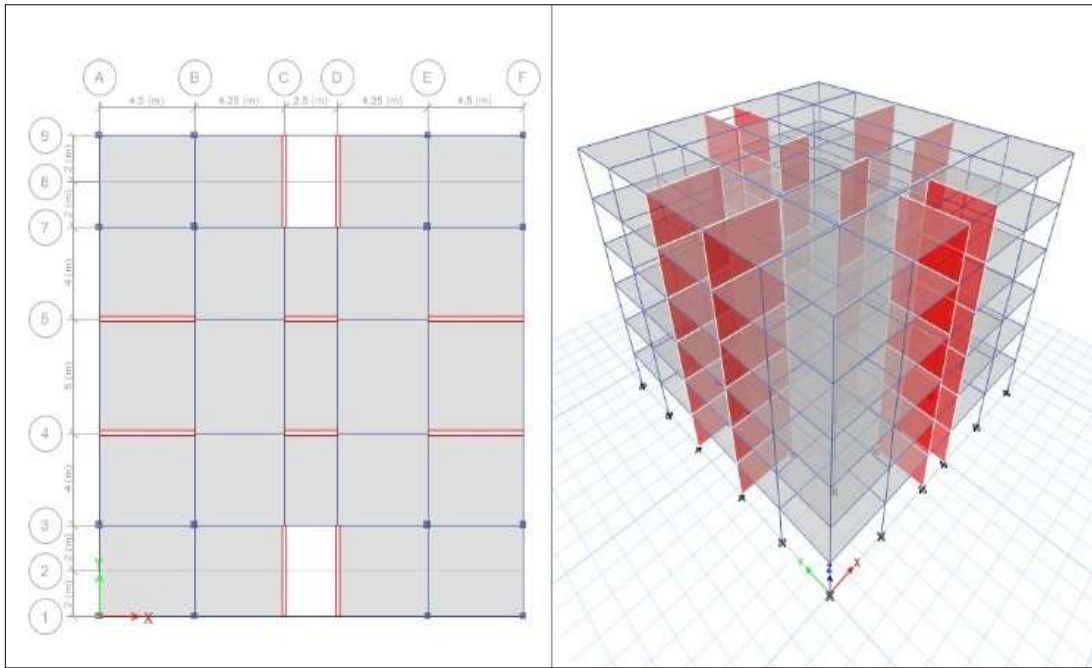


Fig. 5 Edificación evaluada

### 3 RESULTADOS, ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN

A continuación, se muestra los resultados obtenidos acompañado de su análisis e interpretación de cada uno.

#### 3.1 Datos elaborados para la red neuronal

En esta etapa se observó que la longitud de placas en ambas direcciones del caso 19 se redujo, las dimensiones luego del predimensionamiento de forma convencional y luego de ser optimizado se muestra en la **TABLA V**, en dirección X se redujo en 32.00 m de longitud mientras que en dirección Y 14.00 m, esto representa una reducción del 64 % y 38% respectivamente, en el segundo caso no se pudo lograr una mayor reducción debido a la existencia de ascensores y a la necesidad de presencia de placas en esta.

**TABLA V**

Comparación de longitudes de placas

Placas Longitud (m)			
Dirección X		Dirección Y	
Inicial	Optimizado	Inicial	Optimizado
50.00	18.00	36.00	22.00

El número de vigas y columnas aumentó durante las iteraciones que se realizaron, la cantidad del modelo inicial y optimizado se muestra en la **TABLA VI**, se observó un incremento de 66 elementos tipo viga y 48 tipo columna, el incremento porcentual es de 20.6% y 44.4%, este aumento fue consecuencia de la reducción de placas, por lo que se necesitó aumentar columnas en las intersecciones de los ejes y por consiguiente conectarlos con vigas.

**TABLA VI**

Comparación de número de vigas y columnas

Vigas y Columnas			
Número de vigas		Número de columnas	
Inicial	Optimizado	Inicial	Optimizado
320	386	108	156

Luego de estructurar y analizar los 30 casos en esta investigación se observó una tendencia creciente de la longitud de las placas en ambas direcciones cuando la edificación tiene una mayor área de planta, asimismo, cuando la edificación tiene un área de planta menor a 500 m<sup>2</sup> la longitud de placa en ambas direcciones es aproximadamente igual, caso contrario ocurre cuando el área es mayor, la longitud de placas en dirección al lado menor de la estructura es ligeramente superior a los que se emplean en dirección al lado mayor. La longitud de placas respecto al área de planta de la edificación se muestra en la Fig. 6.

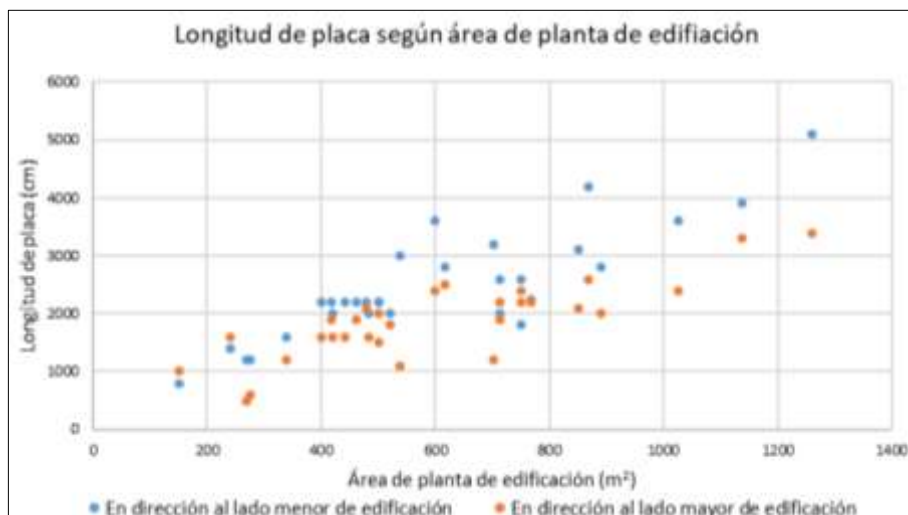


Fig. 6 Longitud de placa en función de área de planta

A partir de la figura mostrada, se pudo determinar que existe una relación directa entre la longitud de muros y el área de planta de la edificación, y esta será detectada por la red neuronal durante la etapa de entrenamiento.

### 3.2 Entrenamiento de la red neuronal

El entrenamiento de la red neuronal se llevó a cabo con 10 posibles configuraciones, de los cuales 2 brindaron un mayor coeficiente de correlación, en la prueba 7 y 10 se obtuvo 0.98933 y 0.98197 respectivamente, sin embargo, la configuración 10 compuesta por 4 neuronas en la capa de entrada, 25 en cada una de los 2 capas ocultas y 10 en la capa de salida brindó una mayor homogeneidad entre los coeficientes correlación de la etapa de entrenamiento, prueba y validación como se muestra en la Fig. 7.

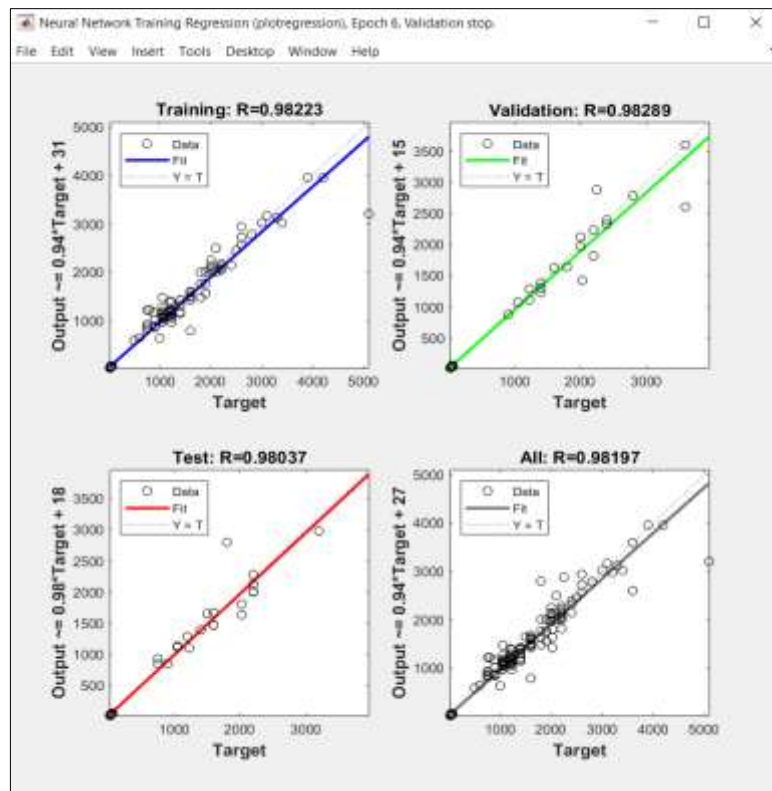


Fig. 7 Resultados de entrenamiento

Con el resultado que se mostró en el la figura anterior, se determinó que la red neuronal de la prueba 10 se adecúa a los datos de entrenamiento, por lo que esta se empleó para la etapa de validación y comprobación de los resultados

### 3.3 Validación de red neuronal

La red neuronal seleccionada se ejecutó con uno de los datos de entrada empleadas en la etapa de entrenamiento, el caso seleccionado fue el número 2 como una forma preliminar de verificar el correcto funcionamiento, los datos calculados manualmente, los proporcionados por la red neuronal y su variación porcentual se muestra en la **TABLA VII**.

**TABLA VII**

Validación de red neuronal

VARIABLES DE SALIDA	ETABS	RED NEURONAL	$\Delta$
Área de columna perimétrica (cm <sup>2</sup> )	900	880.17	2.2%
Área de columna central (cm <sup>2</sup> )	1225	1161.96	5.1%
Longitud de placa – lado menor (cm)	2200	2173.75	1.2%
Espesor de placa – lado menor (cm)	20	23.77	18.9%
Longitud de placa – lado mayor (cm)	1900	1770.34	6.8%
Espesor de placa – lado mayor (cm)	20	20.28	1.4%
Base de viga – dirección menor (cm)	25	27.02	8.1%
Altura de viga – dirección menor (cm)	40	45.16	12.9%
Base de viga – dirección mayor (cm)	25	29.95	19.8%
Altura de viga – dirección mayor (cm)	50	46.74	6.5%

Luego de la ejecución de la red neuronal se obtuvo una máxima variación de 19.8% y un mínimo de 1.2%. El máximo valor se obtuvo en la dimensión de base de la viga con una diferencia de resultados de 4.95 cm, siendo este aceptable ingenierilmente, sin embargo, en las longitudes de placa se obtuvo una variación de 1.2% y 6.8% en ambas direcciones, la verificación numérica es muy aproximados a los resultados calculados mediante un análisis estructural.

La etapa final consistió en ejecutar la red neuronal con una edificación nueva y verificar los resultados que este brinde, la estructura modelada con los resultados obtenidos mediante el uso de la red neuronal se muestra en la Fig. 5, las columnas empleadas son de sección cuadrada y la distribución de placas en ambas direcciones fue de forma estratégica con la finalidad de tener un óptimo comportamiento estructural, la longitud de cada placa fue distribuido de tal forma que sumen el total brindado por el algoritmo.

**TABLA VIII**

Resultados de la red neuronal

Nivel	Caso	Deriva elástica	Deriva inelástica
6	Sismo -X	0.0011	0.0051
5	Sismo -X	0.0012	0.0052
4	Sismo -X	0.0011	0.0051
3	Sismo -X	0.0010	0.0046
2	Sismo -X	0.0008	0.0035
1	Sismo -X	0.0003	0.0016
6	Sismo -Y	0.0015	0.0067
5	Sismo -Y	0.0016	0.0071
4	Sismo -Y	0.0016	0.0071
3	Sismo -Y	0.0015	0.0065
2	Sismo -Y	0.0011	0.0050
1	Sismo -Y	0.0005	0.0023

Luego del análisis estructural de la edificación dimensionada con el uso de redes neuronales se obtuvo las derivas mostradas en la **TABLA VIII**, la deriva máxima obtenida es de 0.0071, este valor excede en 0.0001 al máximo permitido, sin embargo, este puede ser controlado aumentando ligeramente la longitud de placas un 10% aproximadamente, ya que es el que aporta principalmente a la rigidez lateral de la estructura.

#### 4 CONCLUSIONES

Mediante el uso de redes neuronales se puede optimizar la longitud de placas en una edificación regular de 6 pisos con un error aproximado del 7%, este margen es un valor aceptable ya que se puede incrementar las longitudes y obtener resultados adecuados. Esta diferencia se ve reflejada en el cálculo de derivas, ya que la red neuronal brindó una dimensión inferior a la necesaria y producto de esto las derivas se excedieron ligeramente el máximo permisible.

La red neuronal empleada en esta investigación puede ser usada para edificaciones de características similares utilizadas para el entrenamiento, para lo cual, los resultados que este brinde deben ser incrementados en un 10% con la finalidad de cumplir las derivas máximas establecidas por la norma E.030, sin embargo, las dimensiones de columnas y vigas no son necesarias modificarlas, debido a que no reduce considerablemente las derivas.

Las longitudes de placas en ambas direcciones proporcionadas por la red neuronal son menores a las longitudes calculadas preliminarmente, sin embargo, existe un aumento en el espesor del mismo, pero este no aporta a la rigidez lateral ni al control de desplazamientos de forma considerable, por lo que no se considera el espesor de muros como datos de salida y queda a criterio del proyectista, este puede ser considerado entre 15 a 25 cm.

El número de columnas y vigas aumentan al reducir la longitud de placas, en esta investigación se obtuvo un incremento del 20.6% y 44.4%, por lo que se recomienda analizar si la reducción de placas produce un ahorro de materiales (concreto y acero) de la edificación en conjunto, ya que puede incrementar el requerimiento de acero al analizar la estructura con elementos estructurales pequeños o aumentar el volumen del concreto al incrementarse la cantidad de columnas y vigas.

Se analizó edificaciones ubicadas en el distrito de Miraflores multifamiliares y la red neuronal logró predecir las dimensiones de las placas con un margen de error del 7% y con una deriva de 0.0071, por lo que se recomienda entrenar la red neuronal con edificaciones que tengan un uso distinto y de geometría en planta diferente, con la finalidad de ampliar la aplicación del algoritmo empleado.

## 5 REFERENCIAS

- [1] M. Lepš and M. Šejnoha, “New approach to optimization of reinforced concrete beams,” in *Computers and Structures*, Aug. 2003, vol. 81, no. 18–19, pp. 1957–1966, doi: 10.1016/S0045-7949(03)00215-3.
- [2] “Blanco Blasco - Estructuración y Diseño de Edificaciones de Concreto Armado.”
- [3] P. Ponce Cruz, “Inteligencia Artificial. Con Aplicaciones a la Ingeniería.” [Online]. Available: [www.FreeLibros.me](http://www.FreeLibros.me).
- [4] M. Kamal and M. Inel, “Optimum Design of Reinforced Concrete Continuous Foundation Using Differential Evolution Algorithm,” *Arab. J. Sci. Eng.*, vol. 44, no. 10, pp. 8401–8415, Oct. 2019, doi: 10.1007/s13369-019-03889-5.
- [5] M. Kripka, G. F. Medeiros, and A. C. C. Lemonge, “Use of optimization for automatic grouping of beam cross-section dimensions in reinforced concrete building structures,” *Eng. Struct.*, vol. 99, pp. 311–318, Sep. 2015, doi: 10.1016/j.engstruct.2015.05.001.
- [6] J. T. Boscardin, V. Yepes, and M. Kripka, “Optimization of reinforced concrete building frames with automated grouping of columns,” *Autom. Constr.*, vol. 104, pp. 331–340, Aug. 2019, doi: 10.1016/j.autcon.2019.04.024.
- [7] A. Tomás-Espín and G. Sánchez-Olivares, “Optimum reinforcement and sizing of concrete cross sections subjected to flexural and axial loading 3305 building technology optimum reinforcement and sizing of concrete cross sections subjected to flexural and axial loading Dimensionamiento y armado óptimo de secciones de hormigón solicitadas a flexocompresión.” [Online]. Available: [www.revistadyna.com](http://www.revistadyna.com).
- [8] J. Arcila Zea, C. Alberto Riveros Jerez, and J. Enrique Rivero Jerez, “Optimización de secciones de vigas y columnas para el cumplimiento de la deriva en edificaciones de concreto reforzado mediante Redes Neuronales Artificiales Optimization of beam and column sections for compliance drift of reinforced concrete buildings using Artificial Neural Networks,” 2014.

- [9] C. A. Coello and A. D. Christiansen, "Multiobjective optimization of trusses using genetic algorithms." [Online]. Available: [www.elsevier.com/locate/compstruc](http://www.elsevier.com/locate/compstruc).
- [10] S. Chutani and J. Singh, "Design Optimization of Reinforced Concrete Beams," *J. Inst. Eng. Ser. A*, vol. 98, no. 4, pp. 429–435, Dec. 2017, doi: 10.1007/s40030-017-0232-0.
- [11] A. L. Rojas, S. L. Chavarría, and M. M. Elizondo, "Optimization of reinforced concrete beams for rectangular sections with numerical experiments," *Comput. y Sist.*, vol. 22, no. 2, pp. 599–606, 2018, doi: 10.13053/CyS-22-2-2542.
- [12] S. M. Nigdeli and G. Bekdaş, "Optimum design of RC continuous beams considering unfavourable live-load distributions," *KSCE J. Civ. Eng.*, vol. 21, no. 4, pp. 1410–1416, May 2017, doi: 10.1007/s12205-016-2045-5.
- [13] "RM-355-2018-VIVIENDA."