



## Sistema de control activo aplicado a la interacción pantógrafo-catenaria

A.M. Pedrosa<sup>1</sup>, M. Tur<sup>1</sup>, S. Gregori<sup>1</sup>, J. Gil<sup>1</sup>, N.H. Aldaz<sup>1</sup>, A. Correcher<sup>2</sup>, F.J. Fuenmayor<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Instituto de Ingeniería Mecánica y Biomecánica, Universitat Politècnica de València, [anpedsan@dimmm.upv.es](mailto:anpedsan@dimmm.upv.es), [manuel.tur@mcm.upv.es](mailto:manuel.tur@mcm.upv.es), [sangreve@upv.es](mailto:sangreve@upv.es), [jaigiro@upv.es](mailto:jaigiro@upv.es), [nhaldsac@upvnet.upv.es](mailto:nhaldsac@upvnet.upv.es), [ffuenmay@mcm.upv.es](mailto:ffuenmay@mcm.upv.es)

<sup>2</sup> Instituto Universitario de Automática e Informática Industrial, Universitat Politècnica de València, [ancorsal@upv.es](mailto:ancorsal@upv.es)

*El suministro de corriente eléctrica en vehículos ferroviarios se realiza a través del contacto entre el pantógrafo y la catenaria. La flexibilidad del conjunto de cables que forma la catenaria permite que los cables se adapten a excitaciones térmicas y mecánicas, pero también los hace susceptibles a experimentar vibraciones inducidas por el movimiento del pantógrafo. Cuando el pantógrafo ejerce fuerza sobre el hilo de contacto, su respuesta dinámica se transmite al pantógrafo. Es necesario limitar la variación de la fuerza de contacto para evitar interrupciones en el suministro de energía provocadas por el despegue entre el pantógrafo y la catenaria, lo que genera arcos eléctricos que deterioran los elementos en contacto. Sin embargo, evitar tales despegues aumentando la fuerza media de contacto tiene como inconveniente el mayor desgaste de los frotadores y del hilo de contacto.*

*En este trabajo se analiza, a nivel de simulación numérica, la viabilidad de implementar un sistema de control activo en la mesilla del pantógrafo para reducir la variabilidad de la fuerza de contacto y mejorar la calidad de la captación de corriente. Para lograr este objetivo, se implementa virtualmente un sistema de control basado en redes neuronales. La implementación virtual tiene en cuenta el tiempo de establecimiento del hipotético actuador encargado de aplicar la acción de control. El sistema desarrollado podría llegar a implementarse en primer lugar en un banco de pruebas de pantógrafos para su validación experimental. Su implementación en un vehículo real precisaría de un sistema capaz de medir la fuerza de contacto en tiempo real, así como de un actuador adecuado.*

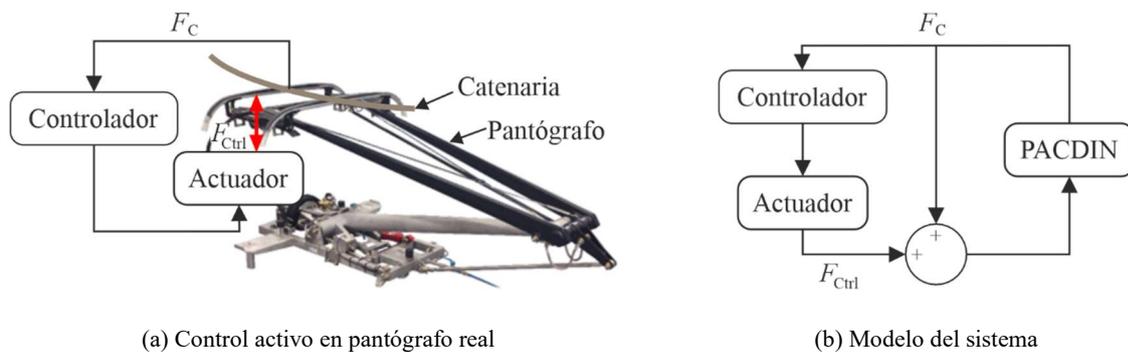
## 1. Introducción

Los vehículos ferroviarios de tracción eléctrica requieren un suministro continuo de energía. Si bien existen diversas tecnologías para su alimentación, la más extendida es la línea aérea de contacto con catenaria flexible, mediante la cual el tren recibe la energía a través del contacto con el pantógrafo. El correcto funcionamiento del sistema requiere que este contacto se mantenga de forma estable y sin interrupciones. La interacción dinámica entre pantógrafo y catenaria provoca deformaciones y oscilaciones en esta última, que afectan a la respuesta dinámica del pantógrafo, dando lugar a fluctuaciones en la fuerza de contacto entre pantógrafo y catenaria. Dichas variaciones pueden comprometer la calidad de la captación de corriente [1] y constituyen actualmente uno de los factores limitantes de la velocidad máxima del tren.

Fuerzas de contacto demasiado elevadas aceleran el desgaste de los componentes en contacto y elevan los costes de mantenimiento, mientras que, si las fuerzas son pequeñas, pueden aparecer despegues, los cuales, además de interrumpir el suministro eléctrico al tren, generan la aparición de arcos eléctricos nocivos también para los componentes en contacto. La norma EN 50367 establece los valores límites y la desviación típica de la fuerza de contacto en función de la velocidad de avance del tren  $v$ , así como los valores límite de la fuerza media  $F_m$ . Para velocidad  $v > 200$  km/h son:

$$\begin{aligned}\sigma_{\max} &= 0.3 \cdot F_m \\ F_{m,\min} &= (0.00047 \cdot v^2 + 60) \text{ N} \\ F_{m,\max} &= (0.00097 \cdot v^2 + 70) \text{ N}\end{aligned}\quad (1)$$

El objetivo de este trabajo es explorar la mejora de la calidad de captación de corriente del sistema pantógrafo-catenaria reduciendo la desviación típica de la fuerza de contacto, manteniendo su valor medio dentro de los límites establecidos por la normativa. Además, se persigue disminuir dicho valor medio, con el objetivo de reducir el desgaste de los materiales y mejorar la durabilidad del sistema. Para ello, se simula la implementación de un sistema de control activo basado en redes neuronales. Aunque el estudio se realiza en un entorno simulado, se consideran factores clave para su viabilidad en contextos reales, como la fuerza máxima aplicable en cada acción o el tiempo de respuesta del actuador. La Figura 1 muestra de forma esquemática la propuesta planteada que consiste en simular la presencia de un actuador instalado en la mesilla del pantógrafo, Figura 1(a) que sería el encargado de aplicar la fuerza de control. PACDIN, Figura 1(b), es el software empleado para simular la interacción dinámica entre el pantógrafo y la catenaria. Calcula la fuerza de contacto  $F_C$  que aparece entre ambos elementos en cada instante de tiempo debido al desplazamiento del tren. A partir de la fuerza calculada, el controlador decide qué acción aplicar para reducir la desviación típica de la misma. Esta decisión se traduce en una fuerza de control  $F_{\text{Ctrl}}$  que se envía al actuador encargado de aplicarla. En el siguiente paso de cálculo, PACDIN tiene en cuenta la acción aplicada.



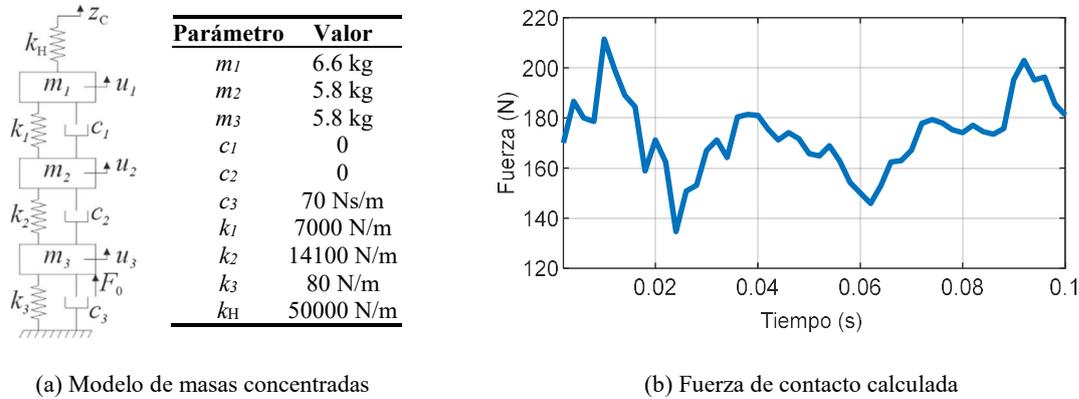
**Figura 1:** Esquema de control activo.

Tras esta introducción, en la Sección 2 se presenta el software de simulación que permite calcular la fuerza de interacción en el sistema pantógrafo-catenaria (PACDIN). En la Sección 3 se describe el objetivo perseguido por el sistema de control activo, así como sus parámetros. En la Sección 4 se establecen las características de la red neuronal y se justifica su arquitectura. En el siguiente apartado, se expone el procedimiento seguido para el entrenamiento y validación de la red. El documento finaliza con los resultados conseguidos y las conclusiones.

## 2. Modelo de interacción dinámica

Para el cálculo de la fuerza de contacto entre el pantógrafo y la catenaria se emplea un software desarrollado en el Instituto de Ingeniería Mecánica y Biomecánica (I2MB) de la Universitat Politècnica de València capaz de simular la interacción dinámica entre un pantógrafo ferroviario y una catenaria flexible (PACDIN). Este programa cumple

con la normativa de homologación de códigos de simulación del sistema pantógrafo-catenaria [2] y fue uno de los participantes en un ejercicio de *benchmark* entre diez equipos de investigación de nueve países diferentes [3]. El comportamiento dinámico de la catenaria se simula mediante el método de los elementos finitos mientras que para el pantógrafo se utiliza un modelo de tres masas concentradas admitido por la normativa ferroviaria [2]. Para la resolución del sistema de ecuaciones se emplea el método de integración temporal de Newmark [4]. La Figura 2 muestra el modelo de masas que simula el comportamiento dinámico de un pantógrafo y un tramo de 0.1 segundos de la fuerza de contacto calculada suponiendo una velocidad de avance del tren de 300 km/h. La catenaria corresponde a un tramo de la catenaria de alta velocidad C-350.



**Figura 2:** Simulación con PACDIN.

### 3. Control activo

En cada paso de tiempo, el controlador recibe el valor de la fuerza de contacto aplicada sobre los frotadores del pantógrafo y debe proporcionar la acción de control que debería aplicar el actuador del pantógrafo activo. Dicha acción de control, que debe reducir la desviación típica de la fuerza de contacto entre el pantógrafo y la catenaria, se obtiene mediante una red neuronal. A partir de la fuerza de contacto calculada en los últimos instantes de tiempo, la red debe predecir qué incremento de fuerza debe aplicarse a los frotadores del pantógrafo activo para aumentar o disminuir la fuerza de contacto.

El objetivo del pantógrafo activo es mejorar la calidad de la captación de corriente mediante la regulación de la fuerza de contacto. Para ello, se busca minimizar la desviación típica  $\sigma$  de dicha fuerza, asegurando al mismo tiempo que su valor medio  $F_m$  se mantenga dentro del rango especificado por la normativa [1].

La función objetivo consiste en minimizar la desviación típica de la fuerza de contacto:

$$FO = \sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (F_{C_i} - F_m)^2} \quad (2)$$

donde  $N$  es el número de instantes de tiempo evaluados ( $N = 20$ ),  $F_{C_i}$  es la fuerza de contacto calculada en los  $N$  instantes de tiempo anteriores y  $F_m$  es la fuerza media en los puntos evaluados. La mejora alcanzada contribuirá a minimizar tanto las pérdidas de contacto como el desgaste prematuro de los materiales.

Un parámetro importante del controlador es su período de actualización, es decir el tiempo necesario para que la electrónica actualice la entrada, calcule la salida y lance la señal de control. Por otro lado, en un sistema físico real, el actuador recibiría la señal de control generada y aplicaría la fuerza correspondiente con cierto retraso debido a su propia respuesta dinámica. Cada tipo de actuador presenta un tiempo de respuesta y es capaz de proporcionar un determinado incremento de fuerza máximo  $\Delta F_{Ctrl}$ . Un valor típico de tiempo de respuesta es 10 ms, durante los cuales el actuador puede modificar la fuerza aplicada hasta ese valor máximo. Para este análisis, se ha asumido que, durante el tiempo de respuesta, la fuerza aplicada por el actuador varía linealmente hasta alcanzar su valor máximo y que el salto de fuerza que aplica siempre es  $\Delta F_{Ctrl} = \pm 10$  N. En las simulaciones el actuador está integrado en el software PACDIN.

### 4. Red Neuronal

El controlador propuesto se basa en una red neuronal, una herramienta computacional cada vez más utilizada, inspirada en el funcionamiento del cerebro humano. Esta red está compuesta por unidades elementales o neuronas, organizadas en capas sucesivas. La capa de entrada recibe las magnitudes observables, que actúan como estímulos externos, mientras que la capa de salida genera la respuesta de la red, en este caso, la acción del actuador.

Entre ambas se encuentran las denominadas capas ocultas, donde se llevan a cabo transformaciones sucesivas mediante operaciones matemáticas. En estas capas, los datos se propagan desde las neuronas de la capa anterior hacia las siguientes, moduladas por pesos, que actúan como coeficientes que determinan la influencia de cada entrada en el resultado final (Figura 3). Para un instante de tiempo determinado, la red recibe como entrada la fuerza de contacto calculada en los instantes de tiempo anteriores, estima el estado del sistema y responde con la fuerza que se debe aplicar sobre el pantógrafo activo en el siguiente instante de tiempo para cumplir con la función objetivo y, por tanto, mejorar el contacto y la captación de corriente.

En este trabajo, la red neuronal se ha entrenado sin datos objetivos, centrandose el aprendizaje en la minimización de la desviación típica de la fuerza de contacto. Para el entrenamiento se ha utilizado un algoritmo genético, lo que conlleva un tiempo de ejecución de esta etapa considerablemente elevado. Cada iteración del bucle de entrenamiento requiere entre 3 y 12 horas, y el proceso completo abarca alrededor de 100 iteraciones.

En este trabajo se presentan los resultados de una única red neuronal con una arquitectura específica. No obstante, la propuesta es extrapolable a cualquier red neuronal con otra arquitectura, así como a actuadores con una respuesta dinámica distinta. Por otro lado, una vez completada esta fase de entrenamiento, la ejecución del modelo se reduce a la propagación de datos a través de la red mediante operaciones muy sencillas, lo que permite su integración en sistemas de control en tiempo real, como el requerido en el sistema pantógrafo-catenaria.

En el caso del actuador se asume que puede aplicar  $\Delta F_{Ctrl} = \pm 10$  N cada 10 ms. La selección de estos valores se basa en la amplia gama de actuadores capaces de alcanzarlos, por ejemplo, el modelo ECX FLAT 42M de Maxon sería válido.

### 4.1. Capa de entrada

En el presente trabajo, como entrada de la red se ha elegido la fuerza de contacto calculada en los últimos 40 ms, es decir, el número de neuronas de la capa de entrada es 20 al tener un paso de cálculo de 2 ms.

La viabilidad de la propuesta en un sistema real implicaría disponer de esta información en tiempo real. Esto podría lograrse mediante el uso de pantógrafos instrumentados con células de carga, como los que se emplean en trenes auscultadores, o bien mediante la estimación de la fuerza de contacto a través de medidas indirecta. Con este fin, los autores están desarrollando estrategias basadas en técnicas de visión artificial que permitan determinar la fuerza de contacto de forma precisa y eficiente [5].

### 4.2. Capa de salida

El resultado deseado es qué fuerza de control debe aplicar el actuador del pantógrafo activo en el siguiente instante de tiempo. Se ha establecido, que el actuador opera mediante saltos discretos, aplicando incrementos de fuerza de 10 N en 10 ms. Por tanto, la salida de la red corresponde a la decisión de aumentar, mantener o disminuir la fuerza de contacto. La red neuronal cuenta con tres neuronas de salida, representando cada una de ellas una probabilidad (entre 0 y 1) de qué acción es la más adecuada: aumentar 10 N, no aplicar corrección en la fuerza de contacto o disminuirla 10 N, respectivamente.

### 4.3. Capas ocultas

La elección del número de capas ocultas y el número de neuronas en cada una de ellas no es obvia al no seguir unas reglas fijas.

Respecto al número de capas ocultas, se ha elegido usar únicamente una. Las redes neuronales de una capa oculta se consideran capaces de aproximar cualquier función continua. Usar dos capas se reserva para funciones especialmente complicadas. También existe la opción de no tener capas ocultas, pero sólo funcionarían redes aplicadas a funciones lineales [6].

Con la elección de una única capa oculta, se consigue disminuir el coste computacional y el tiempo necesario para el entrenamiento, sin comprometer la capacidad de la red de entrenarse adecuadamente.

Respecto al número de neuronas en la capa oculta, se siguen las recomendaciones de Heaton [6]:

- Entre el número de neuronas de la capa de entrada y el de la capa de salida (entre 3 y 20)
- En torno a 2/3 del número de neuronas de la capa de entrada más el de la capa de salida (entre 16 y 17)
- Menor al doble del tamaño de la capa de entrada ( $< 40$ )

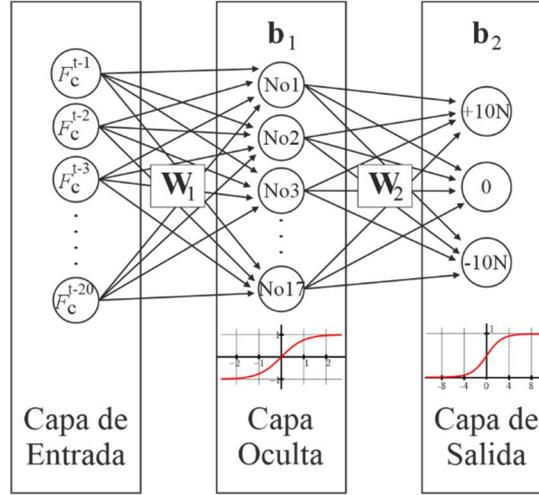
Se elige que la capa oculta contenga 17 neuronas.

### 4.4. Funciones de activación

Con el fin de garantizar que las salidas de la red neuronal se mantengan dentro de un rango numérico apropiado, se usan funciones de activación que limitan los valores generados por cada capa. En la capa oculta, la función

empleada es la tangente hiperbólica, que produce salidas en el intervalo  $[-1, 1]$ , facilitando una simetría centrada en cero que mejora la dinámica del entrenamiento. En la capa de salida, se ha optado por la función sigmoide, que restringe los resultados en el rango de 0 a 1, permitiendo interpretar la salida como una probabilidad asociada a la idoneidad de cada tipo de acción.

La Figura 3 muestra la red neuronal empleada, tiene como arquitectura  $20 - 17 - 3$ , con funciones de activación tangente hiperbólica y sigmoide en la capa oculta y la de salida respectivamente.



**Figura 3:** Red neuronal empleada.

Las neuronas de cada capa reciben una entrada de cada una de las neuronas de la capa anterior, escalada mediante un determinado peso ( $\mathbf{W}$ ) y le añaden un sesgo ( $\mathbf{b}$ ) (*bias* en inglés). A este resultado se le aplica la función de activación. Los valores de las neuronas de salida se calculan:

$$\mathbf{y} = \text{sig}(\mathbf{W}_2 \cdot \tanh(\mathbf{W}_1 \cdot \mathbf{F}_c + \mathbf{b}_1) + \mathbf{b}_2) \quad (3)$$

donde *sig* es la función sigmoide,  $\mathbf{F}_c$  es el vector de entrada ( $20 \times 1$ ) con los valores de la fuerza de contacto en los 20 instantes de cálculo anteriores,  $\mathbf{W}_1$  es la matriz ( $17 \times 20$ ) de pesos de la capa oculta,  $\mathbf{b}_1$  el vector ( $17 \times 1$ ) de sesgos de la capa oculta,  $\mathbf{W}_2$  es la matriz ( $3 \times 17$ ) de pesos de la capa de salida,  $\mathbf{b}_2$  ( $3 \times 1$ ) el vector de sesgos de la capa de salida y, por último,  $\mathbf{y}$  es la salida de la red. Se trata de un vector de dimensión tres cuyo primer término es aplicar la acción de control  $\Delta F_{\text{Ctrl}} = +10$  N, el segundo corresponde a no aplicar control y el tercero indica aplicar la acción de control  $\Delta F_{\text{Ctrl}} = -10$  N. El valor que toma cada término es la probabilidad de que su acción será la más favorable.

## 5. Entrenamiento de la red

El entrenamiento de la red neuronal se realiza mediante un algoritmo genético, el cual optimiza los pesos y sesgos sin necesidad de ejemplos previos (datos objetivos), guiándose únicamente por la minimización de la función objetivo dada por la Ecuación 2. Esta estrategia es especialmente adecuada en entornos donde no se dispone de datos etiquetados [6].

Además del elevado coste computacional del uso de algoritmos genéticos, otra desventaja es que no aseguran que el resultado sea el óptimo, pues puede instalarse en un mínimo local si no hay suficiente diversidad en la población. Por esta razón, no se debe tomar el primer resultado como el mejor. La estrategia empleada, representada en la Figura 4, trata de evitar estos dos inconvenientes.

### 5.1. Población inicial

Para asegurar que la red entrenada sea válida para cualquier tramo de catenaria, y mejorar la eficiencia del algoritmo evolutivo, se genera una población inicial entrenada sobre un tramo reducido de simulación de PACDIN, compuesto por 50 instantes de tiempo (equivalentes a 100 ms).

El procedimiento consiste en alimentar a la red neuronal con la fuerza de contacto correspondiente a los primeros 20 instantes de tiempo. A continuación, se aplica la acción de control y se dejan transcurrir 5 pasos de cálculo, equivalentes al tiempo de respuesta del actuador (10 ms). Luego, se vuelve a ejecutar la red introduciendo la fuerza de contacto registrada en los 20 instantes siguientes (del instante 6 al 25). Este proceso se repite iterativamente hasta cubrir la totalidad de los 50 instantes del tramo de simulación considerado. La Figura 5 muestra el proceso.

Se realizan diez ejecuciones independientes del algoritmo genético, cada una con una población inicial aleatoria distinta de pesos y sesgos de la red. Tras estas ejecuciones, se selecciona la red que ha logrado una menor

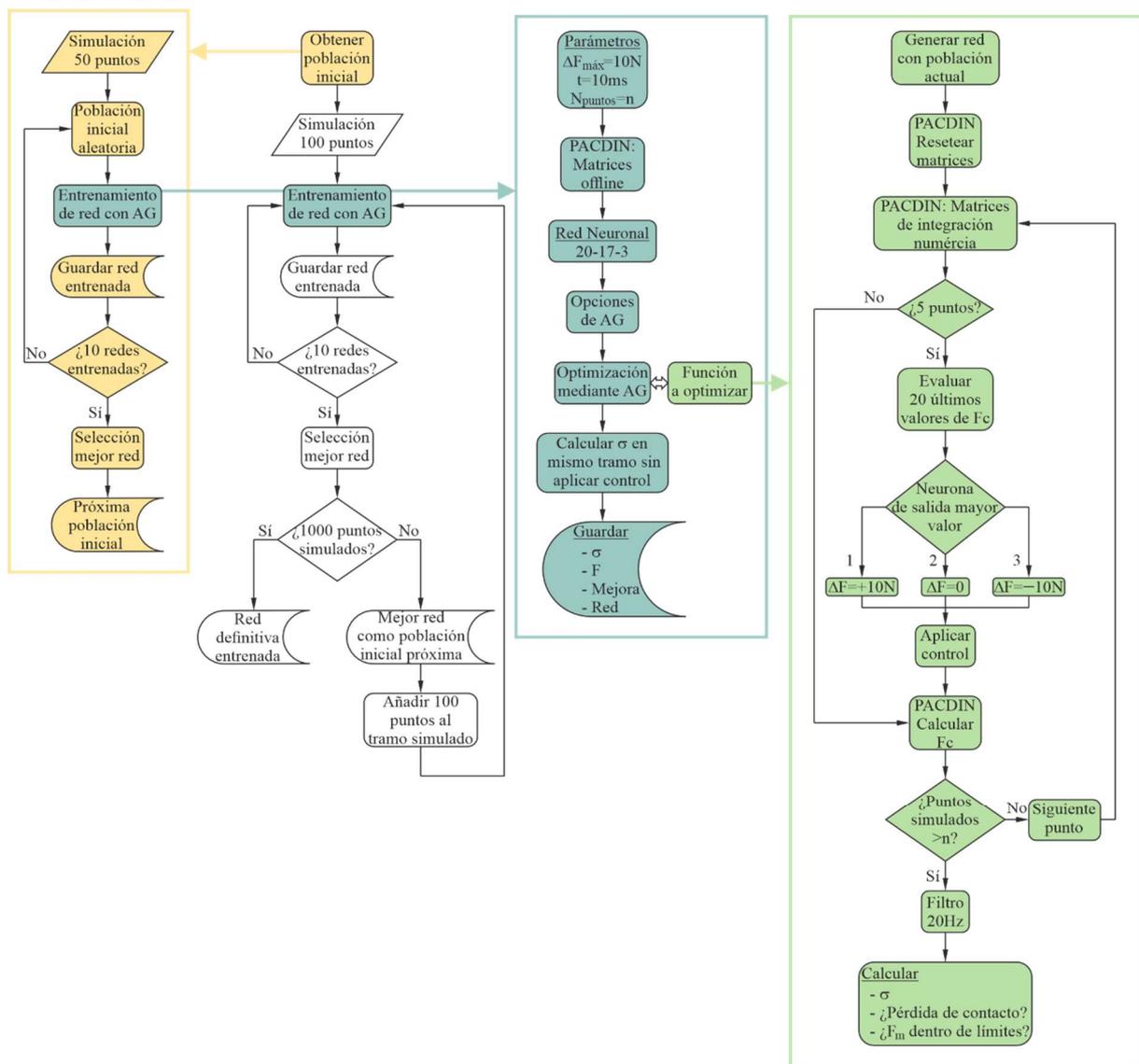
desviación típica de la fuerza de contacto. Esta red se almacena y se utiliza como población inicial del bucle principal de entrenamiento. La Figura 4(a) muestra el diagrama de bloques de este paso.

### 5.2. Entrenamiento progresivo

El proceso de entrenamiento, representado en la Figura 4(b), comienza con la población inicial generada en el paso anterior. Para evitar tiempos de entrenamiento excesivos desde el inicio, se emplea una estrategia de entrenamiento progresivo por tramos. Inicialmente, se parte de un tramo con 100 puntos de simulación de PACDIN. El algoritmo genético se aplica en 10 ejecuciones independientes, generando 10 redes neuronales entrenadas distintas. La red que obtiene la menor desviación típica de la fuerza de contacto se selecciona y almacena como la mejor solución para ese tramo.

A partir de esta red óptima, se inicia un nuevo ciclo de entrenamiento ampliado a 200 puntos. La red previamente optimizada se utiliza como punto de partida de la nueva población inicial, lo que facilita el ajuste del algoritmo a la mayor longitud simulada. De nuevo, se realizan 10 entrenamientos y se selecciona la mejor red.

Este proceso se repite de forma sucesiva, incrementando 100 puntos en cada iteración, hasta alcanzar un total de 1000 puntos simulados (equivalentes a 2 segundos). En total, el entrenamiento comprende 100 ejecuciones, cada una de las cuales requiere entre 3 y 12 horas para alcanzar un resultado óptimo. Una vez completado este ciclo, se considera que la red neuronal ha adquirido un conocimiento suficiente sobre el comportamiento de la fuerza de contacto y se almacena como modelo final para su validación y pruebas en escenarios más amplios.



(a) Obtención de la población inicial del bucle principal

(b) Bucle principal con entrenamiento progresivo

(c) Entrenamiento de red con algoritmo genético

(d) Función a optimizar

**Figura 4:** Diagrama de flujo del entrenamiento de la red neuronal.

### 5.3. Parámetros del algoritmo genético

Las opciones del algoritmo genético son:

- Número de variables: 411 correspondientes a todos los pesos y sesgos de la red 20 – 17 – 3 (Ecuación 3)
- Población inicial: en el primer caso aleatoria, en el resto se usa la mejor red del bucle anterior
- Tamaño de la población: 200
- Número máximo de generaciones: 100000
- Función a optimizar: desviación típica de la fuerza de contacto (Ecuación 3)

Adicionalmente se ha definido como criterio de parada que el valor medio de la mejora relativa de la función objetivo en las últimas 1000 generaciones sea inferior a  $10^{-6}$ . En cada iteración, el algoritmo genético cambia el valor de las 411 variables de la red, prueba los nuevos valores en la función a optimizar, calcula la desviación típica en el tramo evaluado y determina si ha habido o no mejora.

$$Mejora(\%) = \frac{\sigma(F_{c \text{ Sin Control}}) - \sigma(F_{c \text{ Con Control}})}{\sigma(F_{c \text{ Sin Control}})} \cdot 100 \quad (4)$$

Se graba la red que ha dado mejor resultado así como la desviación típica, la fuerza media y la mejora lograda calculada con la Ecuación 4, que representa el porcentaje de mejora respecto a la desviación típica de la fuerza de contacto en el mismo tramo sin aplicar control activo. En la Figura 4(c) está representado el diagrama de bloques de este proceso.

### 5.4. Aplicación del sistema de control activo

Para la evaluación de cada iteración, se simula en el programa PACDIN el sistema de control activo. Al considerar un tiempo de respuesta del actuador de 10 ms, cada 5 pasos de tiempo se aplica la red neuronal a la fuerza calculada en los últimos 20 instantes de tiempo. La salida que obtiene mayor valor es aquella cuya acción es, con mayor probabilidad, la más acertada para disminuir la desviación típica, siendo las opciones aumentar o disminuir la fuerza de control en 10 N o bien mantener su valor anterior. Con la fuerza de control aplicada, PACDIN calcula la fuerza de contacto en los siguientes 5 puntos y vuelve a evaluar qué acción de control debe aplicar. La Figura 5 muestra esquemáticamente este proceso sobre un pequeño tramo.

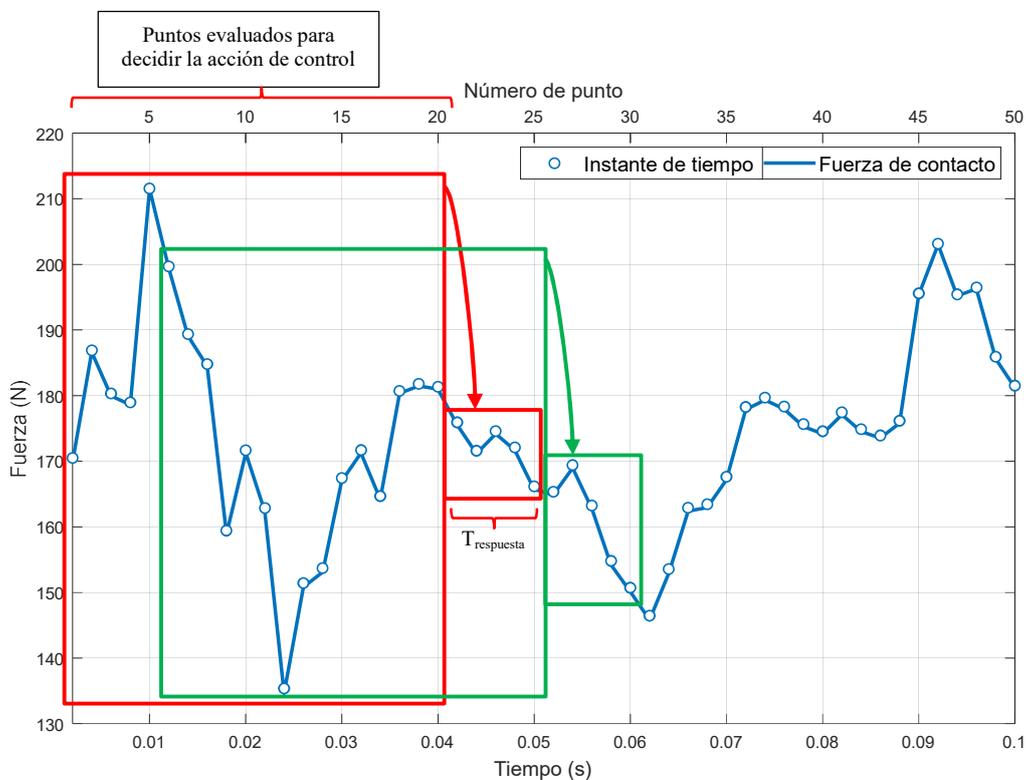


Figura 5: Aplicación de la red neuronal al sistema de control activo.

Una vez recorrido el tramo, se filtra la fuerza de contacto a 20 Hz [7], se calcula la desviación típica y se añaden dos condiciones adicionales: por un lado, que no haya habido pérdida de contacto y, por otro, que la fuerza media esté dentro de los límites que define la norma. Si no se cumple alguna de las dos condiciones, el algoritmo genético rechaza la red evaluada. La Figura 4(d) muestra este proceso.

## 6. Resultados

En la presente sección, se muestran los resultados obtenidos. Por un lado, el proceso de selección de las sucesivas redes optimizadas para rangos de simulación cada vez mayores y por otro la evaluación de la red neuronal en un tramo de mayor tamaño y distinto a los usados en el entrenamiento.

En todos los casos, se ha realizado la optimización sobre un modelo de catenaria de alta velocidad española, suponiendo una velocidad de circulación del tren de 300 km/h. El modelo del pantógrafo empleado está representado en la Figura 2(a). La fuerza estática de elevación del pantógrafo, aplicada en la masa 3 del modelo es  $F_0 = 150\text{N}$ . En la simulación sin control, se ha obtenido una fuerza media  $F_{m \text{ Sin Control}} = 142.1\text{N}$  y una desviación típica  $\sigma(F_{c \text{ Sin Control}}) = 23.18\%$ .

En la Tabla 2 del Anexo I puede verse en detalle el porcentaje de mejora de la desviación típica de la fuerza de contacto para todas las simulaciones realizadas. Una vez se han hecho 10 simulaciones para un tramo con un número de puntos determinado, se elige la red que mayor mejora ha obtenido como población inicial de la simulación para el siguiente rango. La red óptima es la 1000.8, entrenada para el tramo de mayor tamaño (1000 puntos), la cual ha obtenido una mejora de la desviación típica (Ecuación 4) del **36.91%** en el tramo de entrenamiento. Aunque otras redes entrenadas en tramos de menor tamaño presentan un porcentaje de mejora mayor, hay que tener en cuenta que la más representativa es esta última que considera un tramo más amplio en el que pueden encontrarse condiciones de funcionamiento más diversas.

Una vez determinada la red que mejor ha aprendido a determinar cuál es la mejor acción de control en un tramo de 1000 puntos de PACDIN, se ha validado su comportamiento con un tramo distinto a los usados en el entrenamiento.

La simulación se ha llevado a cabo a lo largo de 2000 puntos con el objetivo de validar el control desarrollado basado en una red neuronal entrenada sin utilizar datos objetivo. En el tramo de validación, se ha logrado una mejora del **32,47 %** en la desviación típica de la fuerza de contacto con respecto al mismo tramo sin aplicar control. Asimismo, la media de la fuerza de contacto se ha reducido en un **23,47 %**. La Tabla 1 recoge los valores obtenidos de la fuerza de contacto media y la desviación típica correspondientes a todas las simulaciones realizadas.

La Figura 6 muestra, en la parte inferior, la fuerza que debería aplicar el actuador del pantógrafo activo sobre los frotadores, y en la parte superior del gráfico, la fuerza de contacto con y sin control, sus medias y los límites regulados por la norma que para  $v = 300\text{ km/h}$ , según la Ecuación 1 son  $F_{m,\min} = 102.3\text{ N}$  y  $F_{m,\max} = 157.3\text{ N}$ .

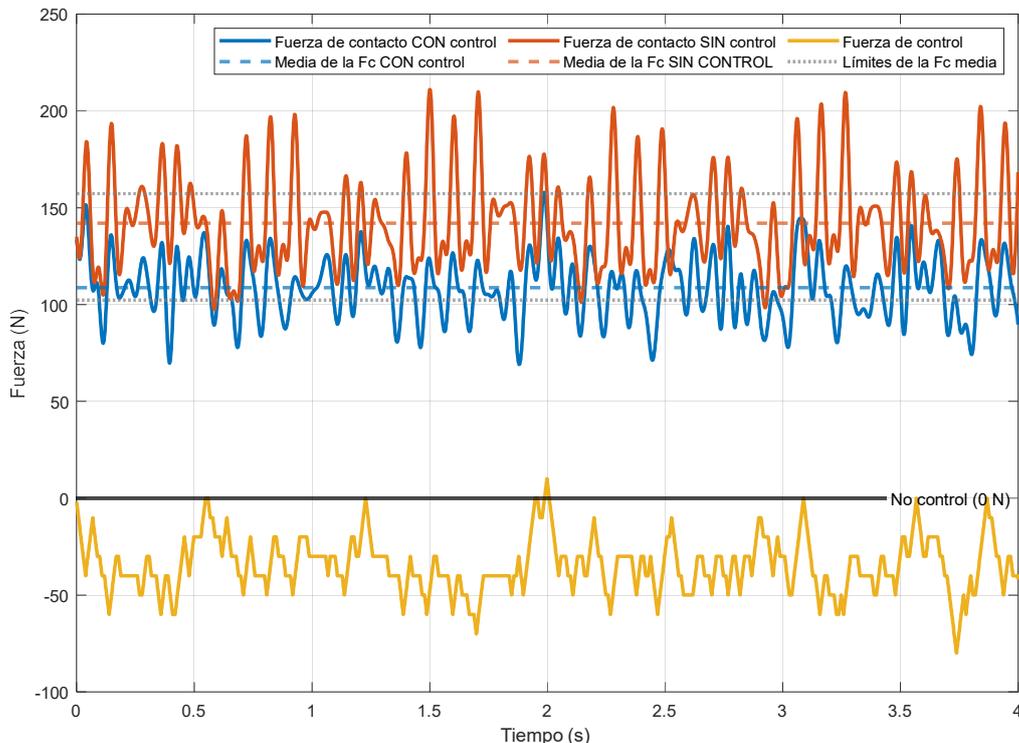
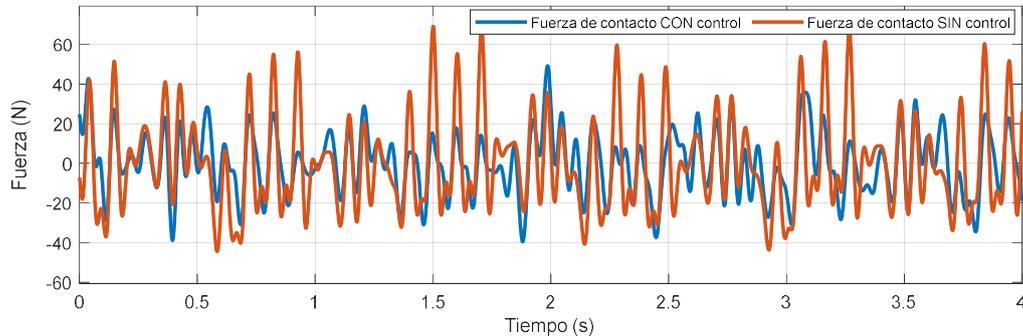


Figura 6: Fuerza de contacto simulada con PACDIN.

Se aprecia, por un lado, que la fuerza de contacto exhibe una fluctuación menor y, por otro, una disminución de su valor medio en el tramo simulado, manteniéndose dentro del rango establecido en la normativa. Estos dos fenómenos contribuyen a reducir el desgaste de los frotadores e hilo de contacto.

Además, las simulaciones muestran que no hay pérdida de contacto en ningún momento evitando la interrupción de suministro eléctrico o la aparición de arcos.

Para una mejor visualización de la mejora en la desviación típica, la Figura 7 representa la fuerza de contacto obtenida con pantógrafo activo y sin él, restando a cada una su valor medio.



**Figura 7:** Fuerza de contacto simulada con PACDIN.

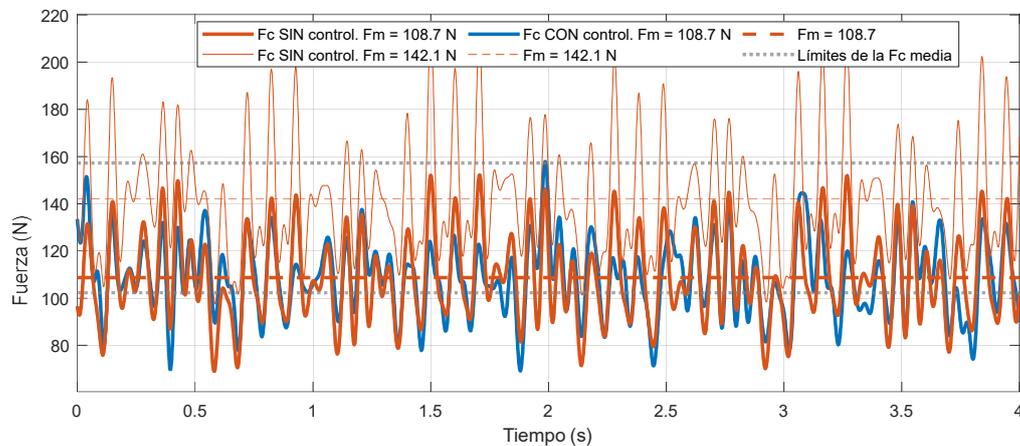
Como comentario adicional, parte de la mejora observada en la desviación típica puede atribuirse a la propia disminución de la fuerza media. Para evaluar la eficacia real del controlador independientemente de este efecto, se ha llevado a cabo una nueva simulación en el mismo tramo sin aplicar control, reduciendo el valor de la fuerza estática  $F_0$  hasta obtener una fuerza de contacto media igual a la lograda con el controlador. Los resultados de esta comparación se presentan en la Tabla 1.

Al comparar ambos ensayos con una fuerza media  $F_m = 108.7$  N, se observa que la aplicación del controlador sigue proporcionando una mejora adicional en la desviación típica del **12,62 %** con respecto al caso sin control. En todos los casos la desviación típica está por debajo del valor máximo  $\sigma_{\max} = 0.3 \cdot F_m$  (Ecuación 1), establecido por la normativa.

**Tabla 1:** Fuerza media y desviación típica de las simulaciones.

Ensayo	$F_m$ (N)	$\sigma$ (%)
Ensayo sin control. $F_0 = 150$ N	142.1	23.18
Ensayo con control. $F_0 = 150$ N	108.7	15.65
Ensayo sin control. $F_0 = 114.8$ N	108.7	17.92

La Figura 8 muestra la evolución de la fuerza de contacto en las tres simulaciones. Se puede comprobar que, en la última simulación, tampoco se producen despegues entre el pantógrafo y la catenaria, lo que la convierte en una solución también válida. No obstante, la principal ventaja de utilizar un controlador de estas características radica en su capacidad de adaptación a diferentes tramos, permitiendo imponer cualquier valor de fuerza estática, mientras se garantiza, por un lado, la ausencia de despegues y, por otro, que la fuerza de contacto media se mantenga dentro de los límites establecidos por la normativa.



**Figura 8:** Efecto de la aplicación de control y de la fuerza estática en la fuerza de contacto.

La implantación de este sistema en un pantógrafo real contribuiría a reducir el consumo de repuestos, lo que se traduce en trayectos más seguros y económicamente más rentables.

## 7. Conclusiones

En este trabajo se ha propuesto un sistema de control activo para regular la fuerza de contacto entre el pantógrafo ferroviario y la catenaria basado en una red neuronal. La mejora de la interacción dinámica consiste en la reducción de la desviación típica de la fuerza de contacto manteniendo el valor medio de la fuerza dentro del rango establecido en la normativa, asegurando, además la ausencia de despegues que supondrían la interrupción del suministro eléctrico al tren.

La fase de validación se ha realizado en un tramo de catenaria correspondiente a una simulación de 2 s aplicando una estrategia de entrenamiento progresivo con el objetivo de reducir el tiempo de esta fase. Aun así, el coste computacional de la fase de entrenamiento es muy elevado. Por esta razón, se ha optimizado solo una red neuronal con una arquitectura determinada asumiendo un tipo de controlador que trabaja a saltos fijos de 10 N con un tiempo de establecimiento de 10 ms.

El controlador basado en redes neuronales ha sido validado en un tramo más amplio y diferente de aquellos utilizados durante la fase de entrenamiento. Los resultados obtenidos muestran una mejora significativa en la desviación típica: superior al 30% cuando se aplica la misma fuerza estática y superior al 12% al mantener la fuerza media.

Uno de los retos importantes para su implantación es la obtención de la fuerza de contacto en tiempo real, para lo cual, los autores están explorando la viabilidad de su obtención mediante técnicas de visión artificial.

## 8. Agradecimientos

Los autores agradecen la financiación recibida por parte de la Agencia Estatal de Investigación del Ministerio de Ciencia e Innovación (PID2023-148854OB-C21), de la Generalitat Valenciana a grupos de investigación emergentes (CIGE/2023/228) y de la Universitat Politècnica de València mediante el programa de ‘Primeros Proyectos de Investigación’ (PAID-06-2023).

## 9. Referencias

- [1] UNE-EN 50367, “Aplicaciones ferroviarias. Instalaciones fijas y material rodante. Criterios para lograr la compatibilidad técnica entre los pantógrafos y la línea aérea de contacto”, Asociación Española de Normalización y Certificación, Madrid, 2022
- [2] UNE-EN 50318, “Aplicaciones ferroviarias. Sistemas de captación de corriente. Validación de la simulación de la interacción dinámica entre el pantógrafo y las líneas aéreas de contacto”, Asociación Española de Normalización y Certificación, Madrid, 2022
- [3] Bruni S., Ambrosio J., Carnicero A., et al. “The results of the pantograph-catenary interaction benchmark”. *Vehicle System Dynamics* **53** (3), 412-435 (2015). DOI: 10.1080/00423114.2014.953183.
- [4] Gregori S., Tur M., Nadal E., Aguado J.V, Fuenmayor F.J., Chinesta F. “Fast simulation of the pantograph–catenary dynamic interaction”, *Finite Elements in Analysis and Design* **129**, 1-13 (2017). DOI: 10.1016/j.finel.2017.01.007
- [5] Gregori, M. *et al.*, “Pantograph-Catenary Contact Force Estimation from linear Camera Images”, *Proceedings of the Sixth International Conference on Railway Technology: Research, Development and Maintenance* **7**, 4.4, Praga (2024)
- [6] Heaton J. *Introduction to Neural Networks for Java, 2ª Edición*. Heaton Research, Inc, Chesterfield (EEUU) (2008).
- [7] UNE-EN 50317, “Aplicaciones ferroviarias. Sistema de captación de corriente. Requisitos y validaciones de medidas de la interacción dinámica entre el pantógrafo y las líneas aéreas de contacto”, Asociación Española de Normalización y Certificación, Madrid, 2012

## 10. Anexo 1

Tabla 2: Evaluación de las redes en el bucle de entrenamiento.

Población inicial	N.e.* Mejora (%)	Población inicial	N.e.	Mejora (%)	Población inicial	N.e.	Mejora (%)
Aleatoria	<b>50.1</b>	50.1	100.1	41,922	100.8	200.1	49,733
	50.2		100.2	40,809		200.2	49,733
	50.3		100.3	41,929		200.3	47,617
	50.4		100.4	41,929		200.4	48,487
	50.5		100.5	41,929		200.5	48,487
	50.6		100.6	40,809		<b>200.6</b>	<b>48,487</b>
	50.7		100.7	41,922		200.7	44,316
	50.8		<b>100.8</b>	<b>41,929</b>		200.8	38,012
	50.9		100.9	40,586		200.9	47,617
	50.10		100.10	41,125		200.10	39,597
200.6	300.1	300.10	400.1	31,007	400.3	<b>500.1</b>	<b>41,871</b>
	300.2		400.2	26,780		500.2	28,595
	300.3		<b>400.3</b>	<b>33,620</b>		500.3	36,707
	300.4		400.4	31,709		500.4	37,750
	300.5		400.5	24,392		500.5	35,962
	300.6		400.6	29,458		500.6	34,624
	300.7		400.7	32,011		500.7	35,022
	300.8		400.8	26,102		500.8	34,361
	300.9		400.9	31,259		500.9	33,360
	<b>300.10</b>		400.10	27,790		500.10	38,449
500.1	600.1	600.5	700.1	36,356	700.9	800.1	42,716
	600.2		700.2	36,356		800.2	42,469
	600.3		700.3	36,356		800.3	42,469
	600.4		700.4	36,356		800.4	42,469
	<b>600.5</b>		700.5	35,654		<b>800.5</b>	<b>43,998</b>
	600.6		700.6	35,654		800.6	42,469
	600.7		700.7	35,654		800.7	43,643
	600.8		700.8	36,356		800.8	42,976
	600.9		<b>700.9</b>	<b>36,356</b>		800.9	42,976
	600.10		700.10	35,654		800.10	42,976
800.5	900.1	900.10	1000.1	35,147	1000.10		
	900.2		1000.2	35,564			
	900.3		1000.3	36,537			
	900.4		1000.4	35,956			
	900.5		1000.5	34,872			
	900.6		1000.6	34,872			
	900.7		1000.7	34,872			
	900.8		<b>1000.8</b>	<b>36,911</b>			
	900.9		1000.9	36,159			
	<b>900.10</b>		1000.10	36,098			

\*N.e.: N: Número de puntos del tramo de entrenamiento considerado. e: identificador de la evaluación