

# Evaluación de control neuronal con arquitectura óptima para convertidor DC/DC

## Evaluating neural control with optimal architecture for DC/DC converter

Fredy Hernán Martínez Sarmiento<sup>1</sup> y Mariela Castiblanco Ortíz<sup>2</sup>

### RESUMEN

El control de convertidores DC/DC, topologías utilizadas ampliamente en la reducción activa de contenido armónico para equipo monofásico no lineal de baja potencia, plantea grandes retos de diseño debido a lo complejo del modelo matemático y su característica dinámica altamente no lineal. Técnicas de inteligencia artificial como las redes neuronales, suponen grandes mejoras en el diseño y desempeño final, dada su capacidad de aprender dinámicas complejas y generalizar su comportamiento. La motivación de este trabajo fue la de plantear (y posteriormente evaluar la respuesta dinámica) un lazo de control directo con redes neuronales, que permitiera adicionalmente eliminar elementos de prueba y error en su diseño. Se propone un control directo basado en red neuronal artificial, cuyo diseño se realizó de forma óptima utilizando modelos de búsqueda bioinspirada, esto para optimizar simultáneamente dos aspectos diferentes pero fundamentales de la red: la arquitectura y los pesos de las conexiones. El control es aplicado a un convertidor *boost*. Los resultados obtenidos permiten observar el desempeño dinámico del esquema, para el cual los tiempos de respuesta y los delta de voltaje en la salida permiten concluir que los criterios seleccionados para el diseño del control son apropiados y representan un aporte en el desarrollo de aplicaciones de control de sistemas conmutados DC/DC.

**Palabras clave:** control, conversión de energía eléctrica, convertidores DC/DC, sistemas inteligentes.

### ABSTRACT

Controlling DC/DC converters (topologies widely used in the active reduction of harmonic content for single-phase nonlinear low-power equipment) raises great design challenges due to the mathematical model's complexity and its highly nonlinear dynamic characteristics. Artificial intelligence techniques, such as neuronal networks, suppose great improvements in design and final performance, given their capacity for learning complex dynamics and generalising their behaviour. This work was aimed at proposing (and evaluating dynamic response later on) direct control link with neuronal networks which also allowed eliminating test elements and error in its design. Artificial neuronal network-based direct control was designed as well as possible using bio-inspired search models. This simultaneously optimised two different but fundamental aspects of the network: architecture and the weight of the connections. The control was applied to a boost converter. The results led to observing the scheme's dynamic performance; response time and exit voltage delta led to concluding that the criteria selected for designing the control were appropriate and represented a contribution towards developing control applications of DC/DC switchmode systems.

**Keywords:** control, electrical energy conversion, DC/DC converter, intelligent system.

**Recibido:** octubre 15 de 2008

**Aceptado:** octubre 22 de 2009

### Introducción

El convertidor *boost* es un sistema altamente no lineal, utilizado para la conversión de potencia eléctrica DC/DC (Shepherd y Zhang, 2004), regulación de voltaje y hoy en día muy frecuentemente en la reducción armónica y la corrección activa del factor de potencia (Martínez y Gómez, 2007) en fuentes conmutadas de potencia. Su característica no lineal se debe a su funcionamiento, el cual requiere de la apertura y cierre continuo de un interruptor, ocasionando que en estado estacionario la dinámica se comporte como la continua conmutación de dos circuitos lineales diferentes.

Es así como el control de estos convertidores se ha convertido en todo un reto para los ingenieros de diseño. Las técnicas tradicionales de diseño parten del modelo idealizado del convertidor, y fallan cuando se presentan variaciones en el circuito real; por lo tanto, estos ingenieros en los últimos años han recurrido a la inteligencia artificial como herramienta que les permita controlar la planta frente a cambios tanto en el voltaje de entrada como en la carga, entregando sobrepasos de voltaje pequeños, despreciable error de estado estacionario y un muy bajo tiempo de respuesta (Khoshooei y Moghani, 2004).

Siguiendo estas ideas, y luego de experimentar con éxito esquemas de control basados en lógica difusa, se pretende evaluar el desempeño de un control para el convertidor *boost* basado en redes

<sup>1</sup> Ingeniero electricista, Universidad Nacional de Colombia. Especialista, en Gestión de Proyectos de Ingeniería, Universidad Distrital, Colombia. Candidato a Ph.D., en Ingeniería, Sistemas y Computación, Universidad Nacional de Colombia. Director e investigador principal, Grupo de investigación Arquitecturas Modernas para Sistemas de Alimentación, ARMOS. Profesor, Universidad Distrital, Colombia. fhmartinez@udistrital.edu.co

<sup>2</sup> Ingeniera electrónica, Universidad Distrital, Colombia. Candidata M.Sc., en Automatización Industrial, Universidad Nacional de Colombia. Investigador del grupo de investigación Arquitecturas Modernas para Sistemas de Alimentación, ARMOS. Profesor, Universidad Distrital, Colombia. marielacastiblanco@gmail.com

neuronales multicapa. Sin embargo, a diferencia de otras técnicas utilizadas con anterioridad, el algoritmo aquí propuesto evoluciona tanto la arquitectura como los pesos en la red (no sólo su entrenamiento), a fin de encontrar la configuración óptima de la misma, y evitar técnicas manuales para inferir el tamaño o la posterior poda de la red. Esto con el fin último de asegurar una arquitectura óptima de control que facilite la evaluación de su desempeño.

La evolución de la red se efectuó utilizando algoritmos genéticos (AG), que se caracterizan por utilizar los conceptos de la evolución natural para encontrar una solución (Haupt y Haupt, 2004), apoyada ésta sobre los mecanismos de herencia, mutación y selección. Russell y Norvig (Russell y Norvig, 2004) plantean que los algoritmos evolutivos son excelentes candidatos para la realización de búsquedas no informadas en espacios de estados muy complejos, como en general se presentan en el mundo real, dado que la aleatoriedad de las mutaciones y el proceso de selección "natural" le permite evitar máximos locales; y la codificación genética y el cruce de padres le permite acercarse poco a poco a la solución.

El uso de los algoritmos genéticos para el entrenamiento de las redes neuronales no es nuevo; de hecho, se ha trabajado desde hace algún tiempo con el nombre de neuroevolución o neurogénesis (Whitley, 1995). Sin embargo, como ya se ha planteado, en éste trabajo el uso de los algoritmos genéticos fue más allá que el simple entrenamiento. En este sentido, ya se ha reportado algún trabajo previo; por ejemplo, Tsoy y Spitsyn (2005) presentan un algoritmo con desarrollo evolutivo para ajustar de forma simultánea los pesos y las conexiones (estructura) de una red neuronal; pero, en este trabajo las redes resultantes no se aplican a problemas del mundo real (trabajan con la compuerta XOR y un péndulo invertido). Subramanyam *et al.* (2007) por ejemplo, presentan un trabajo mucho más formal donde se compara el desempeño de los algoritmos genéticos con la evolución de sistemas con inteligencia colectiva (*swarm intelligence*).

El algoritmo desarrollado se utilizó para diseñar la red neuronal artificial que debía controlar un convertidor DC/DC tipo *boost*. Las pruebas de laboratorio mostraron que el prototipo de control resulta eficiente en cuanto a tamaño, tiempo de respuesta y requerimientos de implementación, y que su respuesta dinámica es comparable a esquemas de como por histéresis y control difuso.

A continuación se presenta, en primer lugar, brevemente, la topología de potencia *boost* sobre la cual se trabaja, haciendo énfasis en su característica no lineal. Posteriormente, se describe el algoritmo utilizado para la determinación de la red neuronal óptima y los detalles relacionados con el montaje del bloque de control. Finalmente, se despliegan los resultados observados en el prototipo.

## El convertidor *boost*

Los convertidores DC/DC son circuitos electrónicos cuya función es la de procesar potencia eléctrica desde una fuente DC para obtener una salida también de tipo DC pero con las características de salida deseadas para la carga. Este tipo de regulación de voltaje DC normalmente reemplaza a los reguladores lineales cuando se requiere una alta eficiencia, y se caracterizan por utilizar al menos un choque como elemento magnético entre la entrada y la salida.

El convertidor *boost* (Figura 1), o elevador de voltaje, es un convertidor DC/DC de potencia que obtiene a su salida una tensión continua mayor que su entrada (en el peor de los casos, igual). Es un tipo de fuente de alimentación conmutada que contiene al menos dos interruptores semiconductores ( $Q$  y  $D$ ), y al menos un elemento para almacenar energía ( $L$ , conocido como choque). Fre-

cuentemente, se añaden filtros construidos con inductores y condensadores para mejorar el rendimiento ( $C_0$ ).

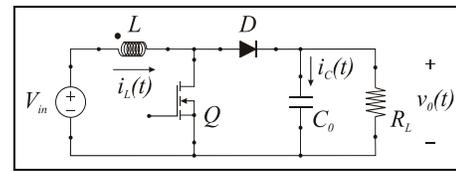


Figura 1. Convertidor *boost*.

El principio básico de funcionamiento del convertidor *boost* se fundamenta en la conmutación de dos estados, de acuerdo al estado del interruptor semiconductor  $Q$  (Figura 2):

-Cuando el interruptor está cerrado (*On-state*, se activa el transistor a fin de que conduzca, figura 2(a)) el choque  $L$  almacena energía de la fuente, a la vez la carga ( $R_L$ ) es alimentada por el condensador  $C_0$ .

-Cuando el interruptor está abierto (*Off-state*, se apaga el transistor con el objeto de que no conduzca, figura 2(b)) el único camino para la corriente es a través del diodo  $D$  y circula por el condensador (hasta que se carga completamente) y la carga  $R_L$ .

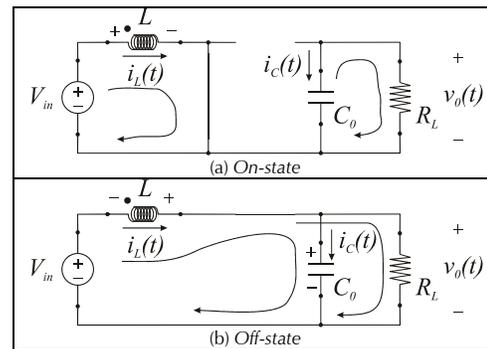


Figura 2. Estados de conmutación del convertidor *boost*.

El circuito de control de este tipo de convertidores es normalmente híbrido, con elementos lineales y no lineales. Así las cosas, el convertidor conmutado con circuito de control en lazo cerrado es un sistema no lineal variante en el tiempo.

Para lograr el análisis de estos sistemas utilizando la teoría clásica de control, es necesario transformar el sistema en uno lineal e invariante con el tiempo, lo que normalmente se realiza utilizando el acercamiento de las variables de estado promedio (Martínez, 2008). Es decir, sobre la base de las variables de estado promedio aplicadas a la etapa de potencia de los convertidores DC/DC, es posible analizar la característica dinámica de los convertidores DC/DC utilizando diversas técnicas de control.

Utilizando esta herramienta, para estado estacionario el voltaje de salida del convertidor *boost* está dado por:

$$v_o(t) = V_{in} \frac{R_L(1-d)}{R_S + R_L(1-d)^2} \quad (1)$$

Donde:

$V_{in}$  = Voltaje de entrada DC.

$R_L$  = Resistencia de la carga.

$d$  = Ciclo útil, relación entre tiempos *on* y *off* del transistor  $Q$ .

$R_S$  = Resistencia serie equivalente del choque  $L$ .

En la ecuación (1) se puede apreciar que el voltaje de salida depende de forma directa del ciclo útil, pero que la presencia de  $R_s$  limita considerablemente la capacidad elevadora del convertidor.

Finalmente, si se considera la no linealidad inherente del circuito, la dependencia de la salida de parámetros del circuito que pueden cambiar continuamente, y las exigencias en cuanto a regulación y tiempo de respuesta que normalmente se piden a una fuente de alimentación, queda claro el por qué el diseño basado en modelos lineales no responde a las expectativas y, por lo menos en este trabajo, por qué se justifica la exploración de herramientas de inteligencia artificial (redes neuronales).

Algo adicional a tener presente es que las entradas del sistema en un momento dado dependen de las salidas anteriores, que claramente no son valores constantes. Por lo tanto, no es posible utilizar un único algoritmo para evolucionar la arquitectura y realizar al mismo tiempo el aprendizaje de la red neuronal (coevolución); se requiere de dos algoritmos evolutivos para resolver el problema.

### Descripción del algoritmo

Ya se puntualizó sobre las características de sistema complejo y no lineal del convertidor *boost*. ¿Por qué utilizar redes neuronales? Debido a su constitución y fundamentos, las redes neuronales artificiales presentan un gran número de características similares a las del cerebro: son capaces de aprender de la experiencia, de generalizar de casos anteriores a nuevos casos, de abstraer características esenciales a partir de entradas que representan información irrelevante, alta tolerancia a fallos, operación en tiempo real, etc. Esto hace que ofrezcan numerosas ventajas concebidas para el control de estos sistemas complejos no lineales.

Para optimizar la estructura de la red neuronal se utilizó una estructura híbrida (Figura 3): un algoritmo genético para la arquitectura y otro para la optimización de los pesos. Los algoritmos genéticos se han utilizado en muchos trabajos para el entrenamiento de los pesos, y se ha demostrado que se trata de un algoritmo de entrenamiento óptimo. La red neuronal tiene una arquitectura *feed-forward* multicapa (Figura. 4), en la que se debe optimizar tanto el número de capas como el de neuronas en cada capa (complejidad de la red). Los pesos de la red se entrenan *off-line* para cada arquitectura determinada por el primer algoritmo, y con ayuda de la ecuación (1).

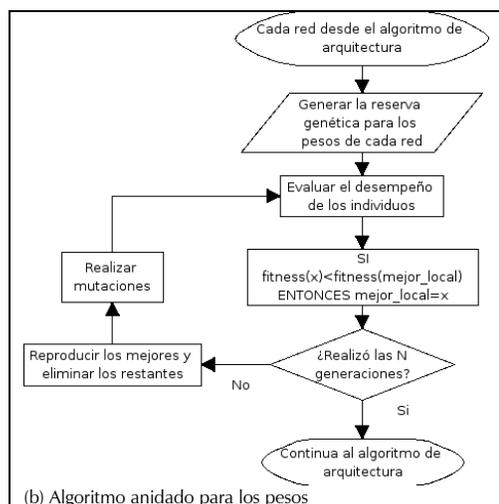
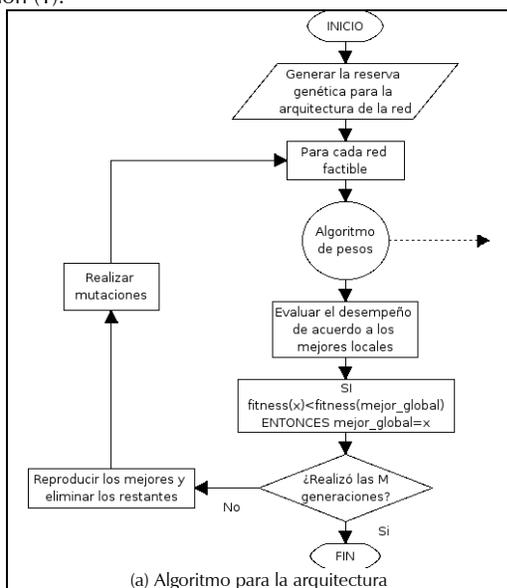


Figura 3. Diagrama de flujo del algoritmo genético para el diseño de la red

El espacio de búsqueda está conformado por el número factible de capas ocultas y pesos de la red (el algoritmo verifica cada individuo una vez que se genera la reserva genética). El algoritmo automáticamente ajusta su posición en el espacio de estados de acuerdo al mejor individuo global, el cual es almacenado en cada generación y se transfiere a la siguiente. Para facilitar el proceso del ciclo anidado (algoritmo para pesos), el diseño contó con un límite máximo de cuatro capas, y mínimo de tres, en ambos casos contando las capas de entrada y de salida. El número de neuronas por capa en las capas ocultas se limitó a máximo veinte neuronas y mínimo dos.

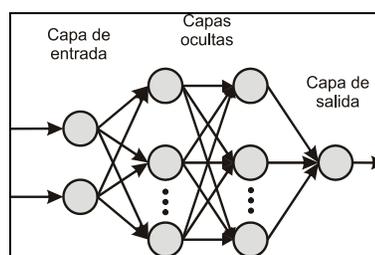


Figura 4. Estructura general de la red neuronal multicapa.

El algoritmo genético anidado en el centro codifica los valores de los pesos en un cromosoma como valores reales. Sobre esta población, se utiliza una estrategia de mutación de punto flotante en la que se seleccionan genes aleatoriamente y se cambian por valores en punto flotante generados también aleatoriamente. Se utiliza un único punto de cruce para las recombinaciones.

La función de desempeño del algoritmo genético externo encargado de determinar la arquitectura de la red está conformada por cuatro componentes: tiempo de estabilización de la respuesta dinámica al paso ( $t_s$ ), voltaje de sobrepaso ( $V_{Os}$ ), número de capas en la red neuronal ( $N_l$ ) y número total de neuronas en las capas ocultas ( $N_N$ ). Todas estas variables penalizan el desempeño de los individuos de la población; las dos primeras, relacionadas con la respuesta transitoria (tratan de optimizar la respuesta dinámica), y las dos últimas, con la arquitectura de la red (buscan su tamaño óptimo). Para evaluar la respuesta transitoria se apoyaron los cálculos con el modelo promedio del convertidor.

La función de desempeño del algoritmo genético anidado encargado de entrenar la red neuronal está conformada por dos componentes: tiempo de estabilización ( $t_s$ ) y voltaje de sobrepaso ( $V_{Os}$ ). Dado que el entrenamiento se realiza *off-line*, se utiliza nueva-

mente el modelo promedio del convertidor para inferir el comportamiento de estas variables durante la evaluación del desempeño.

## Control e implementación

El control neuronal optimizado se implementó sobre una FPGA (del inglés *Field Programmable Gate Array*, arreglo programable de compuertas) SPARTAN 3 de Xilinx. El circuito base y los cálculos de evolución y optimización se calcularon previamente en MatLab® y luego se almacenaron en la FPGA. La conversión A/D y la supervisión de todas las operaciones se hicieron a través de un microcontrolador Motorola M68HC908GP32.

La figura 5 muestra esquemáticamente el diseño del control implementado. En ella se pueden diferenciar tres secciones básicas: (1) una sección de preprocesamiento, encargada de obtener las señales desde el convertidor, digitalizarlas, inferir condiciones extremas (por ejemplo, corrientes de arranque y cortocircuitos), y finalmente entregar las señales de entrada al control neuronal. (2) Un control basado en red neuronal (diseñada y entrenada *off-line* con el algoritmo genético antes mostrado) cuya salida es un valor adecuado de ciclo útil para el convertidor. Este es implementado sobre una FPGA. (3) Un PWM (modulador por ancho de pulso) que aplica el ciclo útil final al convertidor *boost*. Básicamente, el circuito de control se diseñó de tal forma que fuera lo más simple posible, utilizando componentes de uso común.

Las señales de voltaje de entrada, corriente en el choque y voltaje de salida son digitalizadas y monitoreadas por el microcontrolador. El microcontrolador calcula el error de voltaje de acuerdo al voltaje de referencia previamente sintonizado, y envía el valor de forma paralela a los puertos de la FPGA, que contiene la estructura de la red neuronal. La salida de la red neuronal corresponde al valor del ciclo útil, el cual es aplicado al convertidor.

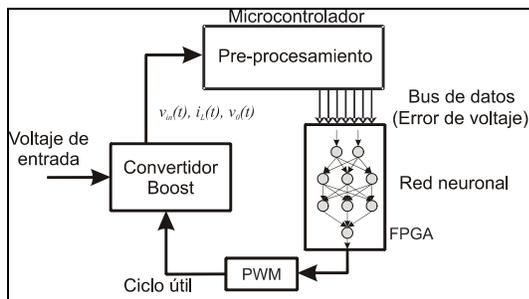


Figura 5. Estructura básica del control

Este control fue evaluado en laboratorio sobre un convertidor *boost* a 50 kHz, con una inductancia en el choque de 2 mH, un condensador de salida de 330  $\mu$ F y una carga resistiva  $R_L$  de 800  $\Omega$ . Se alimenta desde la red eléctrica de potencia monofásica (120 Vac a 60 Hz) a través de un rectificador en puente completo. El voltaje DC de salida deseado es de 400 V. El microcontrolador toma alrededor de 18  $\mu$ s para digitalizar cada señal análoga.

## Resultados

Con el propósito de analizar el comportamiento del circuito frente a cambios en la carga, cuando el sistema está en estado estacionario, se aplicó un cambio en la carga equivalente a un paso manteniendo constante el voltaje de entrada ( $R_L$  se cambió de 1500  $\Omega$  a 800  $\Omega$ ). La forma de onda transitoria del voltaje de salida se muestra en la Figura 6.

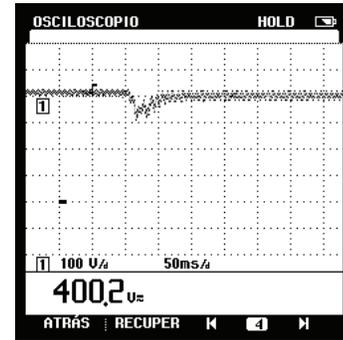


Figura 6. Voltaje de salida (100 V/div).  $R_L$  es cambiada de 1.500  $\Omega$  a 800  $\Omega$

La salida presenta un sobrepaso cercano al 18% y un tiempo de estabilización de 48 ms, con una banda del 5%. Luego, la resistencia se volvió a cambiar a su valor original de 1.500  $\Omega$ . El nuevo transitorio es mostrado en la figura 7. Ahora se tiene un sobrepaso cercano al 22% y un tiempo de estabilización de 75 ms.

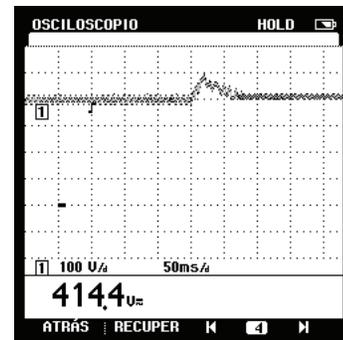


Figura 7. Voltaje de salida (100 V/div).  $R_L$  es cambiada de 800  $\Omega$  a 1.500  $\Omega$

Para evaluar el comportamiento frente a grandes cambios en el voltaje de entrada se realizó una prueba cambiando el voltaje de entrada de 120 V a 80 V, manteniendo el valor de  $R_L$  constante. El transitorio en el voltaje de salida se señala en la figura 8.

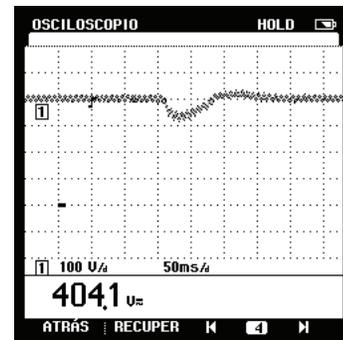


Figura 8. Voltaje de salida (100 V/div).  $V_{in}$  es cambiada de 120 V a 80 V

El voltaje de salida en este caso presenta una caída de voltaje del 20%, y regresa luego a su valor nominal después de 130 ms.

## Conclusiones

En conclusión, se presenta un esquema de control directo basado en red neuronal *feed-forward* multicapa con diseño de arquitectura optimizado a través de un algoritmo evolutivo de dos fases, aplicado a un convertidor *boost*. Los resultados obtenidos experimentalmente muestran la viabilidad del esquema.

En relación con trabajos previos del grupo de investigación con controles en modo de corriente, por histéresis y difusos, todos ellos verificados en laboratorio sobre la misma planta y alimentando la misma carga, el control basado en red neuronal mostró un incremento no superior al 5% en cuanto a tiempos de establecimiento y sobrepasos de tensión, mismos que podrían reducirse por ajustes del sistema, lo cual demuestra en primera instancia la viabilidad del esquema.

Futuros desarrollos estarán dedicados a permitir cualquier tipo de conexión entre las neuronas de la red a fin de dotarla de características recurrentes que mejoren su desempeño en el control del convertidor. Además, se sugiere desplazar la estructura de control localizada dentro del microcontrolador hacia la FPGA con la finalidad de utilizar un único dispositivo de control y reducir el tiempo de procesamiento.

## Agradecimientos

Este trabajo fue desarrollado por el grupo de investigación ARMOS, de la Universidad Distrital "Francisco José de Caldas", con el apoyo del Centro de Investigación y Desarrollo Científico (CIDC).

## Nomenclatura

AG:	Algoritmos genéticos.
Q:	Transistor de potencia. Interruptor controlado en el convertidor <i>boost</i> .
D:	Diodo de potencia de alta frecuencia. Interruptor no controlado en el convertidor <i>boost</i> .
L:	Choque del convertidor <i>boost</i> . En las ecuaciones denota el valor de inductancia de éste elemento.
$C_0$ :	Condensador de salida del convertidor <i>boost</i> . En las ecuaciones denota el valor de capacidad de este elemento en faradios [F].
$R_i$ :	Resistencia de carga del convertidor. En las ecuaciones denota el valor de resistencia de este elemento en ohmios [ $\Omega$ ].
$v_o(t)$ :	Voltaje de salida del convertidor <i>boost</i> en voltios [V]. Se asume variable en el modelo estacionario.
$V_{in}$ :	Voltaje de entrada del convertidor <i>boost</i> en voltios [V]. Se asume constante en el modelo estacionario.
$d$ :	Ciclo útil o de servicio del transistor Q. Se asume variable en el modelo estacionario.

$R_s$ :	Resistencia serie equivalente del choque L en ohmios [ $\Omega$ ].
$t_s$ :	Tiempo de estabilización de la respuesta dinámica al paso en segundos [s].
$V_{OS}$ :	Voltaje de sobrepaso frente al paso en voltios [V].
$N_L$ :	Número de capas en la red neuronal.
$N_N$ :	Número total de neuronas en las capas ocultas.
FPGA:	Del inglés <i>Field Programmable Gate Array</i> , arreglo programable de compuertas.
PWM:	Modulador por ancho de pulso.

## Bibliografía

- Haupt, R. L., Haupt, S. E., Practical genetic algorithms., Second edition, Wiley-Interscience, Canada, 2004.
- Khoshoeei, A., Moghani, J. S., Implementation of a Single Input Fuzzy Controller for a High Power Factor Boost Converter., IEEE AFRICON, 7th Africon conference in Africa, Technology innovation, Gaborone, Botswana, September 2004, pp. 69-72.
- Martínez, F. H., Documento final del proyecto de investigación: Evaluación de estructuras digitales para el diseño de sistemas de control difuso (sin publicar, 2008)., Universidad Distrital, Grupo de investigación ARMOS, Bogotá D.C., 2008.
- Martínez, F. H., Gómez, D. F., Fuzzy logic controller for boost converter with active power factor correction., 7th International Conference on Power Electronics ICPE'07, Daegu, Korea, Oct. 2007, pp. 936-940.
- Russell, S. J., Norvig, P., Inteligencia artificial, un enfoque moderno., Segunda edición, Pearson Prentice Hall, Madrid, 2004, pp.126-135.
- Shepherd, W., Zhang, L., Power Converter Circuits., Marcel Dekker Inc., New York, 2004.
- Subramanyam, V., Srinivasan, D., Oruganti, R., A dual layered PSO algorithm for evolving an artificial neural network controller., IEEE Congress on Evolutionary Computation CEC 2007, Singapore, 2007, pp. 2350-2357.
- Tsoy, Y. R., Spitsyn, V. G., Using genetic algorithm with adaptive mutation mechanism for neural networks design and training., Proceedings The 9th Science and Technology KORUS 2005, pp.709-714.
- Whitley, D., Genetic algorithms and neural networks., Genetic Algorithms in Engineering and Computer Science, Winter, Periaux, Galan and Cuesta, Eds. John Wiley, 1995, pp. 203-216.