Implementación de un sistema de control adaptativo a través de una red neuronal multicapa de perceptrones

Juan F. Giró

Universidad Nacional de Córdoba, Facultad de Ciencias Exactas Físicas y Naturales, y Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Córdoba Maestro M. Lopez esq. Cruz Roja Argentina, C.P. (X5016ZAA) Córdoba, Argentina juanfgiro@gmail.com

Julio C. Massa y José E. Stuardi

Universidad Nacional de Córdoba, Facultad de Ciencias Exactas Físicas y Naturales Departamento de Estructuras, Casilla de Correo 916, 5000, Córdoba, Argentina jmassa@efn.uncor.edu jstuardi@gmail.com

Abstract

Multiple experiences in designing, implementing and operating control systems for testing internal combustion engines helped to develop a digital control unit on a personal computer (PC). This device proved to be an advantageous option to obtain low cost, good performance and high reliability. The solution is based on a control system that relies on switching proportional, integral and derivative (PID) logic units designed to make adjustments on the engine speed and load parameters. In turn, it should be noted that the definition of the switching conditions involves a laborious process. To overcome this difficulty the switching control was replaced by an adaptive control implemented on a multilayer perceptron neural network. So, computational intelligence was introduced into the process for selecting the most appropriate control structure in each case. This paper describes details of the solution and some predictions of expected performance through a numerical simulation process.

Keywords: Switching control system, Adaptive control system, Artificial Neural Networks, Computational Intelligence.

Resumen

Sucesivas experiencias en el desarrollo, implementación y operación de sistemas de control para ensayar motores de combustión interna permitieron perfeccionar un módulo digital sobre un Computador Personal (PC) que demostró ser una opción ventajosa por su bajo costo, buena performance y alta confiabilidad. Para ello se recurrió a un sistema de control conmutado que se apoya en unidades de lógica proporcional, integral y derivativa (PID), que están destinadas a hacer los correspondientes ajustes sobre los parámetros de velocidad y carga del motor. Sin embargo, la definición de las condiciones de conmutación en esta solución implica un proceso laborioso. Para superar esta dificultad se reemplazó la unidad de control conmutado por una de control adaptativo, que fue implementada sobre una red neuronal multicapa de perceptrones, incorporando inteligencia computacional al proceso de selección de la estructura de control mas apropiada en cada caso. En este trabajo se describen detalles de la solución adoptada y algunas predicciones sobre el desempeño esperado a través de un proceso numérico de simulación.

Palabras claves: Sistemas de control conmutado, Sistemas de control adaptativo, Redes de Neuronas Artificiales, Inteligencia Computacional.

1. Introducción

La operación automática de motores de combustión interna en bancos dinamométricos implementa una secuencia de condiciones preestablecidas de velocidad y carga, que responden a las exigencias de normas específicas de los diferentes tipos de ensayo. Las normas prevén la medición de numerosos parámetros, entre los que se incluyen velocidad, torque, temperaturas, presiones, consumo y composición de los gases de escape [1]. Un requisito esencial en estos ensayos es poder alcanzar rápidamente la estabilidad del conjunto motor-freno en diversas condiciones de marcha, mantenerlas ininterrumpidamente durante intervalos de variada duración y pasar con gran agilidad de una condición de operación a otra.

Para cumplir los requisitos mencionados se necesita un sistema de control apropiado, que opere sobre dos parámetros básicos que son la alimentación de combustible al motor y la capacidad de frenado del dinamómetro. Tradicionalmente este problema ha sido resuelto con unidades de lógica proporcional, integral y derivativa (PID) que hacen los correspondientes ajustes a partir de los errores medidos en la velocidad y en la carga del motor.

La acción de control debe ser incorporada en sistemas de tiempo real, capaces de operar en forma contínua a lo largo de varios días, que cumplen además otras dos funciones básicas que son la de adquirir datos y verificar en todo momento las condiciones de seguridad de las pruebas. Las características distintivas de estas aplicaciones de control son la presencia de inercias mecánicas importantes, elevadas aceleraciones y requerimientos de gran estabilidad con escaso margen de error. Como ejemplo, puede señalarse que es habitual una tolerancia máxima en el error de velocidad de ± 5 rpm, que a una velocidad de rotación de 5.000 rpm representa un error del 0,1 %.

Como ocurrió en todos los campos de la Ingeniería, la aparición del computador personal (PC) tuvo marcada influencia en estos sistemas y rápidamente se reemplazaron los tradicionales equipos electrónicos analógicos de ensayo por módulos digitales de control. Esto trasladó la lógica de control desde la electrónica al software, y planteó la necesidad de superar numerosas dificultades originadas esencialmente en los estrechos márgenes de estabilidad requeridos.

En este documento se describe un sistema desarrollado por los autores, que se apoya en unidades de lógica proporcional, integral y derivativa (PID), donde se reemplaza una unidad de control conmutado presentada en un trabajo anterior [2] por una de control adaptativo implementada sobre una red neuronal multicapa de perceptrones, incorporando así inteligencia computacional al proceso de selección de la estructura de control mas apropiada en cada caso.

2. Planteo del Problema

Los dos componentes principales del sistema son un motor y un freno dinamométrico, vinculados entre sí mediante un eje de transmisión cardánica. En la Figura 1 se presenta una fotografía de un motor en ensayo.



Figura 1 Vista de un motor en ensayo, transmisión cardánica (protegida), freno dinamométrico, circuitos auxiliares de refrigeración, conductos de aire y escape

En la Figura 2 se presenta un esquema del conjunto motor-freno y en la Figura 3 se muestran superpuestas las curvas características del motor y del freno en diferentes condiciones de operación, donde las intersecciones de estas curvas representan algunas de las infinitas condiciones de equilibrio del sistema. El objetivo de la unidad de control es posibilitar la operación de este sistema en cualquier condición de velocidad-torque y trasladarlo rápidamente desde una de estas condiciones a cualquier otra, dentro de la región de operación del motor y del dinamómetro.

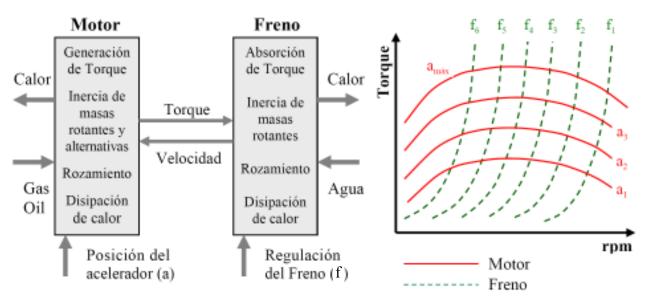


Figura 2 Conjunto motor-freno

Figura 3 Condiciones de equilibrio

El conjunto motor-freno encuentra su equilibrio a diferentes velocidades cuando en un régimen estacionario el torque entregado por el motor iguala al torque absorbido por el freno y los rozamientos, experimentando procesos de aceleración y desaceleración hasta que se alcanza el mencionado equilibrio. Este comportamiento puede ser adecuadamente representado por ecuaciones diferenciales de equilibrio dinámico que incluyen momentos de inercia (I), amortiguamientos (C), rozamientos (F_S) , elasticidad del sistema y cargas en el motor (T_M) y en el freno (T_F) .

En el caso más simple, considerando una transmisión cardánica rígida, el equilibrio dinámico es representado por la ecuación (1):

$$(I_M + I_F + I_T) \frac{d\omega}{dt} + (C_M + C_F) \omega = T_M + T_F + F_S$$
(1)

Para medir la velocidad ω se emplea un sensor magnético próximo a una rueda dentada fija al eje del conjunto y para medir el torque se utiliza una celda de carga, normalmente de tipo axial en tracción, que está montada sobre una vertical a cierta distancia del eje del freno.

Obsérvese que, con la solución propuesta, el valor medido corresponde al torque absorbido por el freno T_F y no al torque entregado por el motor T_M , los que sólo son iguales (despreciando rozamientos) cuando el conjunto motorfreno se encuentra en funcionamiento estacionario. Sin embargo, éstos son diferentes en los regímenes transitorios de aceleración y desaceleración, que son precisamente las condiciones más críticas para la intervención del sistema de control.

De la ecuación (1) que corresponde al caso de una transmisión cardánica muy rígida se deduce que:

$$T_{M} = (I_{M} + I_{F} + I_{T}) \frac{d\omega}{dt} + (C_{M} + C_{F}) \omega - T_{F} - F_{S}$$
(2)

lo que indica que el torque T_M entregado por el motor debe ser determinado a partir de las lecturas de los valores del torque medidos en la celda de carga T_F , las fuerzas de rozamiento, la velocidad y la aceleración del sistema [3].

Las condiciones de operación del sistema quedan representadas por las variables del proceso por " ω " y "T", que deben ser mantenidas próximas a los valores prefijados " ω_0 " y " T_0 ". Para la acción de control se dispone a su vez de dos variables que son la posición del acelerador del motor "a" y la regulación de frenado del dinamómetro "f", por lo que se trata de un sistema MIMO (Multi Input – Multi Output). Las familias de curvas representadas en la Figura 3 ilustran el comportamiento del motor con ciertas posiciones del acelerador (a_1, a_2, a_3, \ldots) y del dinamómetro con varias posiciones de regulación de frenado ($f_1, f_2, f_3 \ldots$).

3. Condiciones de Operación

Según el tipo de ensayo y la norma utilizada, se establecen diferentes condiciones de operación del motor, pero todas ellas quedan inscriptas en cinco operaciones características que se toman como referencia para la definición de las unidades de control. Esas condiciones de operación básicas durante el ensayo de motores están representadas en la Figura 4:

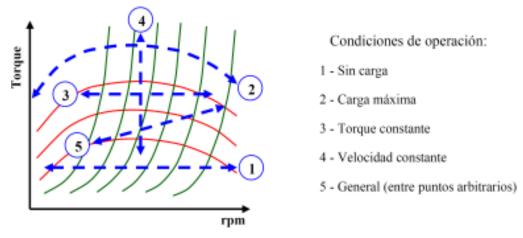


Figura 4 Condiciones de operación típicas en ensayos de motores

Las cinco condiciones de operación básicas del ensayo de motores son las siguientes: (ver Figura 4)

1. Variación de la velocidad sin carga:

Se suministra el torque necesario para mantener el motor en movimiento a la velocidad prefijada, venciendo las fuerzas de rozamiento del conjunto. El freno permanece descargado y sólo se trabaja con la posición del acelerador (VC=a) según los errores observados en la variable de proceso ($VP=\omega$).

2. Variación de la velocidad a carga máxima:

Se lleva el acelerador a su condición de apertura máxima $(a_{máx})$ y se frena el motor a las velocidades deseadas, debiendo asegurarse la estabilidad de marcha, ya que normalmente en estas condiciones se mide potencia, consumo y nivel de emisiones. La carga del freno (VC=f) es corregida según los errores de velocidad $(VP=\omega)$ registrados.

3. Torque constante:

Se mantiene el torque del motor en un valor prefijado ($VP = T_M$) en todo el rango de velocidades. Se actúa sobre el acelerador o freno (VC = a ó VC = f) según la zona de operación.

4. Velocidad constante:

Se mantiene la velocidad en un valor determinado ($VP = \omega$) en todo el rango de carga del motor. Se varía la posición del acelerador (VC = a) o se actúa sobre el freno (VC = f).

5. Operación general:

Se desea operar libremente el motor, pasando con agilidad de un punto a otro en el espacio de estados. Se trabaja simultáneamente con el acelerador y el freno, por lo que $VP=\{\omega, T_M\}$ y $VC=\{a, f\}$, característico de un sistema MIMO.

En todos estos casos deben cumplirse dos condiciones esenciales, que son rapidez de respuesta y ausencia de oscilaciones.

4. Unidades y Lógicas de Control

Para la acción básica de control realimentado se recurre a la unidad PID (Proporcional, Integral y Derivativa), cuya mayor limitación es la tendencia a generar ajustes de elevada magnitud en respuesta a errores que cambian con mucha rapidez, como ocurre frecuentemente en el caso del problema aquí tratado. Esto se resuelve con una variante denominada PI-D [4], que consiste en calcular la componente derivativa sobre la variable realimentada de salida del proceso y no sobre su error.

Para implementar el sistema son necesarias dos de estas unidades PI-D, las que a su vez admiten diferentes combinaciones de variables de proceso y variables de control, dando lugar a diferentes lógicas de control.

En la Figura 5 se presenta un esquema con las unidades PID y demás componentes de medición, amplificación, conversión, generación de señales y componentes electromecánicos de control. Estos últimos están representados por el freno dinamométrico y el actuador del acelerador.

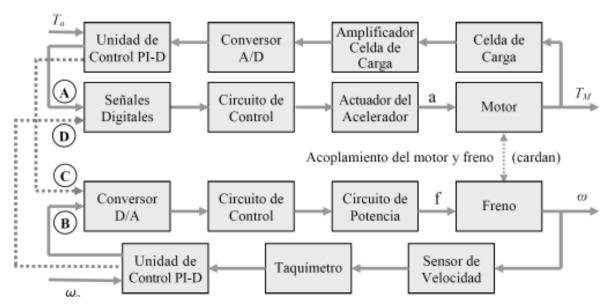


Figura 5 Esquema del sistema de control

Notar que este esquema permite implementar diferentes lógicas de control, según se utilicen una o dos de las unidades PI-D y según los lazos de realimentación que se adopten. En la Figura 5 se identifican estos lazos de realimentación como "A", "B", "C"y "D", cuyas características se resumen en la Tabla 1.

No.	Caso	Variable de Proceso	Variable de Control	Descripción
1	A	Torque	Posición del acelerador	Acción individual sobre una única variable de control, manteniendo la restante con un valor prefijado
2	В	Velocidad	Corriente de frenado	
3	C	Torque	Corriente de frenado	
4	D	Velocidad	Posición del acelerador	
5	A-B	Torque	Posición del acelerador	Ajuste simultáneo de la corriente de frenado y la posición del acelerador
		Velocidad	Corriente de frenado	
6	C-D	Torque	Corriente de frenado	
		Velocidad	Posición del acelerador	

Tabla 1 Condiciones de control independientes y combinadas

La literatura advierte que el control independiente de variables de proceso en sistemas MIMO, como el aquí propuesto, sólo es aplicable a casos especiales y carece de generalidad [4]. En efecto, ninguna de estas lógicas de control sería capaz de cubrir todas las condiciones de operación, ya definidas con anterioridad, y por ello se recurre a la implementación de un "sistema de control de estructura variable" del tipo de los definidos conceptualmente por Utkin [5] y De Carlo [6], donde se altera la estructura de la lógica de control de manera de asegurar, en el espacio de estados, una trayectoria compatible con ciertas condiciones que aseguren su precisión y estabilidad.

Esto significa que el sistema debe ser capaz de seleccionar la lógica más apropiada para cada caso y pasar de una a otra cuando sea más conveniente. En efecto, la disponibilidad de dos lazos de realimentación independientes y simultáneos obligan a un proceso de sincronización o secuenciado de las acciones sobre el freno y el acelerador, que es realizado con una unidad de control conmutado implementada a través de una Máquina Secuencial de Moore.

Los lenguajes de reglas de producción resultaron una forma conveniente para la definición de esta Máquina Secuencial, ya que facilitan la definición de las condiciones de transición y su adecuación para atender condiciones especiales o para mejorar el desempeño de la unidad de control a partir de los resultados obtenidos con su utilización. En concordancia con este enfoque, para la unidad de control conmutado se adoptó la forma de un intérprete de reglas de producción, donde las reglas toman como argumentos una combinación de las variables del sistema (VC, VP, condiciones requeridas y variables auxiliares) y permiten la definición de condiciones tan complejas como sea necesario.

A partir de estos conceptos los autores implementaron sistemas de control que resultaron ágiles y confiables, pero debe aclararse sus buenos desempeños estuvieron supeditados a que se cumplieran dos condiciones esenciales:

- 1) regulación adecuada de las constantes (K_P, K_I y K_D) de las dos unidades PI-D básicas, que son en realidad cuatro juegos de constantes según se trate de los casos "A", "B", "C" o "D" (Figura 5).
- 2) definición del conjunto de las reglas de producción necesarias para todas las transiciones previstas en la unidad conmutada (máquina secuencial de Moore).

Ambos son puntos centrales, esenciales para operar al conjunto motor freno de manera de cumplir los requerimientos del ensayo y asegurar la integridad de sus componentes. Sin embargo, la experiencia demostró que ambas condiciones encierran procesos muy laboriosos y demandantes de experiencia, y que además deben repetirse para todos los motores de diferentes características que deban ser ensayados o se utilicen diferentes frenos.

5. Conmutación Neuronal

Las dificultades antes señaladas están referidas a problemas de sintonización y configuración de los dos niveles de control, representados por las unidades PI-D y el módulo de conmutación. Si bien la necesidad de ajuste de las constantes de las primeras (unidades PI-D) es inevitable, este proceso se ve facilitado por una combinación de técnicas tradicionales (Ziegler-Nichols [7]) y la disponibilidad de criterios heurísticos apoyados en experiencias.

No ocurre lo mismo con la definición de las reglas de producción del módulo de conmutación, que solo pueden ser definidas a partir de pruebas intensivas, y por ello se decidió *reemplazar el módulo de conmutación por una unidad neuronal convenientemente entrenada*. Esto constituye el aporte más importante del presente trabajo y se describe a continuación.

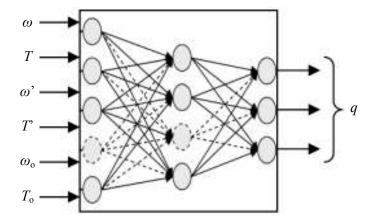
La hipótesis planteada es que, si bien esta unidad neuronal requerirá igualmente de los resultados de pruebas intensivas para su "entrenamiento", dispondrá de la capacidad de generalización que le permitirá resolver condiciones puntuales no anticipadas. Cabe acotar que en estas condiciones inesperadas el módulo de conmutación fallaría, ya que solo responde a condiciones específicamente previstas a través de las reglas apropiadas. En resumen, se busca obtener capacidad de generalización incorporando inteligencia computacional al proceso de selección de la estructura de control más apropiada en cada caso.

Para su implementación se optó por una red neuronal multicapa de perceptrones, que es representada esquemáticamente en la Figura 6 y tiene las siguientes características: seis unidades de entrada, una capa con once a quince unidades ocultas y tres unidades de salidas binarias, con funciones de activación sigmoidal en todos los casos.

Las entradas de la red están destinadas a definir tres grupos de datos:

i) condición instantánea de operación del motor, ii) rapidez con que ésta condición cambia y iii) condiciones objetivo.

Todas las entradas a la red han sido referidas a sus valores máximos posibles, por lo que las de los grupos i) e iii) están en el rango [0, 1] y las del grupo ii) en el rango [-1, +1]. De esta manera se hace innecesario ingresar a la red los valores límites de las diferentes variables y se reducen las entradas al modelo neuronal. Las salidas binarias están destinadas a codificar las condiciones de control "q", ya definidas en la Tabla 1, donde han sido identificadas con los números 1 a 6.



 ω : velocidad instantánea ($\omega/\omega_{m\acute{a}x}$)

T: carga instantánea $(T/T_{m\acute{a}x})$

 ω' : derivada de la velocidad ($\omega'/\omega'_{máx}$)

T': derivada de la carga (T'/T'_{máx})

 $\omega_{\rm o}$: velocidad objetivo $(\omega_{\rm o}/\omega_{\rm max})$

 T_o : carga objetivo (T_o / T_{max})

q: condición de control (1 a 6)

Figura 6 Representación del conmutador neuronal, sus entradas y salidas

La definición de la cantidad de capas ocultas y la cantidad de unidades en cada una de ellas merece un comentario aparte. Como se sabe, una de las dificultades que ofrece este tipo de modelo neuronal es la imposibilidad de anticipar cual es la arquitectura más conveniente, debiendo recurrirse a un proceso de pruebas y evaluación de resultados. Para el caso tratado se adoptó una única capa oculta con quince unidades, aunque no hubo marcadas diferencias con los resultados obtenidos con once y trece unidades.

6. Resultados

En esta sección se presentan los primeros resultados de la evaluación de la solución propuesta, que fueron obtenidos a través de un proceso de simulación numérica que reproduce el desempeño del sistema de control al interactuar sobre el conjunto motor-freno.

Previamente, el primer paso fue el entrenamiento de la unidad de conmutación neuronal. Para ello se seleccionó un conjunto de 38 condiciones de operación junto con las condiciones de control adecuadas para cada caso. En esta selección se tuvo especial precaución de que estuviesen representados todos los casos habituales y también situaciones extremas, distribuidos en todo el espacio de estados.

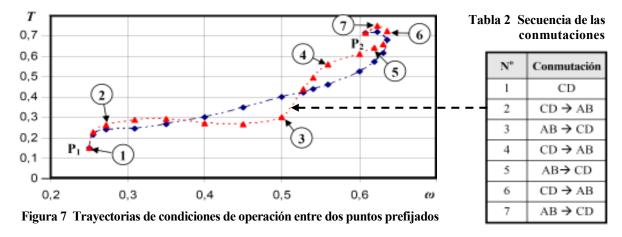
Posteriormente, ese conjunto fue separado en dos grupos: uno con 26 condiciones destinado al entrenamiento del modelo neuronal y otro con las 12 restantes para usarlas en la validación del mismo. Con estos datos se ajustó sin dificultad el modelo neuronal, observándose un proceso de reducción del error monotónico y rápidamente convergente. Similares resultados se obtuvieron agrupando de diversas formas los datos de entrenamiento y validación, a condición de que en el primer grupo estuviesen representadas todas las condiciones extremas de operación.

Una vez que el conmutador neuronal estuvo entrenado se procedió a comprobar su funcionamiento (validación). Para ello utilizó un modelo numérico del conjunto motor-freno, anteriormente usado en la referencia [2], que fue operado sucesivamente con dos módulos de control diferentes:

- 1. el original, dirigido por una máquina secuencial a través de reglas de producción [2].
- 2. el nuevo, dirigido por el conmutador neuronal aquí presentado.

Para esta validación se seleccionaron diferentes casos de prueba que operaran el sistema dentro de las condiciones previstas por el conmutador de reglas de producción. En todos los casos se operó el sistema simulando idénticas condiciones y ambos módulos de control tuvieron desempeños muy similares. De esta forma quedó demostrado que el conmutador neuronal es capaz de reproducir el comportamiento de la máquina secuencial de Moore.

En la Figura 7 se muestran como ejemplo dos trayectorias en el espacio de estados que permiten llevar el conjunto motor-freno desde una condición inicial definida por el punto $P_1(\omega = 950 \text{ rpm}, T = 32 \text{ Nm})$ a una condición final definida por el punto $P_2(\omega = 2350 \text{ rpm}, T = 170 \text{ Nm})$. Las dos trayectorias corresponden a un mismo módulo de conmutación neuronal, que presentan pequeñas variantes en los ajustes de las constantes de las unidades PI-D.



En ambos casos, y para cumplir estas trayectorias, la unidad de conmutación alterna las dos condiciones de control que fueron tipificadas como AB y CD (ver Tabla 1). En la tabla 2, a derecha de la Figura 7, se presenta la secuencia de conmutaciones de control que corresponden a una de estas trayectorias y sobre el grafico de la Figura 7 se identifican los puntos de conmutación de una condición de control a otra.

Como puede observarse, las trayectorias presentan algunas oscilaciones suaves de torque y no presentan oscilaciones de velocidad, salvo en las proximidades del punto objetivo P_2 , en el que se sobrepasa la velocidad del punto P_2 en aproximadamente un 7 %. Cabe aclarar que operar en sentido inverso, es decir desde P_2 hacia P_1 , requiere en general secuencias de conmutación y trayectorias diferentes. En este caso el motor es descargado y reduce simultáneamente su velocidad, con escaso margen para sobrepasar la velocidad mínima del punto P_1 .

El paso siguiente de este proyecto estará destinado a demostrar la capacidad de generalización del conmutador neuronal, lo que implica demostrar que este dispositivo de control permite implementar un sistema de control adaptativo. Para ello será necesario preparar una sucesión de casos de prueba, progresivamente más exigentes, que operen el sistema simulado en condiciones no previstas por el conmutador de reglas de producción ni utilizadas en el entrenamiento del modelo neuronal. Se trata de un proceso largo, en el que se está trabajando actualmente, y sobre el cual puede decirse que las primeras pruebas realizadas hasta el momento brindaron muy buenos resultados.

7. Conclusiones

En la primera parte de este trabajo se describió el problema del control en ensayos de motores y las características de módulos de control implementados a partir de unidades PI-D, que son conducidas y coordinadas por una máquina secuencial de estados, que dan así lugar a un sistema de control conmutado. La experiencia ha demostrado la flexibilidad que ofrece este tipo de sistema para adecuarse a las más variadas combinaciones de dinamómetros, tipos de motor y condiciones de ensayo. Como contrapartida debe señalarse que en todos los casos el ajuste de las constantes de las unidades PI-D y la definición de las transiciones de la máquina secuencial es un proceso bastante laborioso y que requiere de mucha experiencia.

Para superar estas dificultades se propuso reemplazar, en la unidad de conmutación, a la máquina secuencial de Moore por una red neuronal artificial, del tipo perceptron multicapa. La finalidad fue disponer de capacidad de generalización en la unidad de conmutación, de modo que sea capaz de operar más allá de las estrictas condiciones previstas en las reglas de producción que describen las condiciones de conmutación.

Los resultados hasta ahora obtenidos han permitido comprobar que la unidad neuronal tiene un comportamiento similar al de la máquina secuencial [2] en las condiciones previstas por las reglas de producción. Resta evaluar el desempeño de la unidad neuronal en condiciones no previstas en su entrenamiento, es decir comprobar la capacidad de generalización, de manera de confirmar la hipótesis planteada para este proyecto. Todo ello a partir de operar inicialmente la unidad de control sobre un modelo numérico del conjunto motor-freno y en una segunda etapa proceder a su implementación en una instalación real de ensayos de motores.

Referencias

- [1] ISO 8178, Reciprocating Internal Combustion Engines Exhaust Emission Measurement, 2002.
- [2] Giró, J.F., Stuardi, J.E. y Massa, J.C., Sistemas digitales de control para ensayos de motores de combustión interna, *Primer Congreso Argentino de Ingeniería Mecánica*, 2008.
- [3] Hori, M., Suzuki, M., Nomura, M. and Terashima, M., High-Performance Automotive Engine Control in Engine Tester, *Industry Applications Conference, Annual Meeting, IAS '95*, pp.1572-1579, 1995.
- [4] Ogata, K., Ingeniería de Control Moderna, 4a Edición, Pearson, 2003.
- [5] Utkin, V., Variable Structure Systems with Sliding Modes, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 22 No. 2, pp.212-222, 1977.
- [6] De Carlo, R., Zak, S. and Matthews, G., Variable Structure Control of Nonlinear Multivariable Systems: A Tutorial, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 76, No. 3, pp.212-232, 1988.
- [7] Goodwin, G., Graebe, S. and Salgado, M., Classical PID Control, Prentice Hall, 2001.