

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE CATALUÑA

Programa de Doctorado:
AUTOMATIZACIÓN AVANZADA Y ROBÓTICA

Tesis doctoral

**DISEÑO DE UN CONTROLADOR AVANZADO
BASADO EN REDES NEURONALES PARA LA
GESTIÓN DE LA MEZCLA AIRE-GASOLINA
EN UN MOTOR ALTERNATIVO**

Javier Nevot Cercós

Director: Dr. Joseba-Jokin Quevedo Casin

Instituto de Organización y Control de Sistemas Industriales

Diciembre de 1999



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE CATALUÑA

Instituto de Organización y Control de Sistemas Industriales

**Diseño de un Controlador Avanzado
Basado en Redes Neuronales
para la Gestión de la Mezcla Aire-Gasolina
en un Motor Alternativo**

Memoria presentada por
Javier Nevot Cercós
para optar al grado de
Doctor Ingeniero Industrial

Director:	Dr. Joseba-Jokin Quevedo Casin
Presidente:	Dr. Luis Basáñez Villaluenga
Secretario:	Dr. Roberto Griñó Cubero
Vocales:	Dr. Ramón Carreras Planells Dr. Eduardo Fernández Camacho Dr. Jesús Casanova Kindelan
Vocales suplentes:	Dr. Fernando Puerta Sales Dr. Miguel Ángel Piera Eroles

Barcelona, Diciembre de 1999

Resumen

En la presente tesis se desarrolla un sistema de control de la mezcla de aire y gasolina en un motor alternativo de cuatro tiempos, basado en redes neuronales. Para que el catalizador logre un grado de depuración aceptable con todos los gases contaminantes simultáneamente, debe mantenerse la proporción de aire y combustible, dentro de una banda muy estrecha. En estado estacionario, este objetivo se cumple sin demasiados problemas, pero el funcionamiento habitual de un vehículo es en régimen muy transitorio, donde los sistemas convencionales no logran evitar desviaciones importantes del punto de consigna. Estos se basan además en una gran cantidad de tablas estáticas, que deben calibrarse de forma experimental, lo cual es bastante costoso tanto en tiempo como en dinero.

Para evitar estos problemas se ha diseñado un modelo matemático de un motor, que comprende todo el proceso de formación de la mezcla, sensores, la generación del par motor y la dinámica del vehículo. La realización final se ha realizado en el lenguaje de simulación MatLab/Simulink®. Los datos requeridos son fácilmente obtenibles bien por metrología, bien de forma experimental. Se ha validado con un motor SEAT de 1,6 l y 74 kW.

Como primer paso se ha aplicado una estrategia de control convencional bastante simple, consistente en un controlador *feedforward* estático, más un controlador *feedback* de tipo PI ó PID. Esto ha permitido el estudio de las principales características del motor desde el punto de vista de control.

Con los resultados obtenidos se ha diseñado un observador basado en una red neuronal, que elimine los retardos puros del sistema y que pueda ser utilizado para cerrar el lazo de control. Primero se ha usado una red *feedforward*, pero vistos los malos resultados, se ha desarrollado una red neuronal recurrente a partir de la red de Elman, que se ha modificado convenientemente para adaptarla a las dificultades propias del problema. El algoritmo de entrenamiento utilizado se basa en el de retropropagación clásico, y modifica no sólo los pesos entre capas, sino también los correspondientes a las neuronas de contexto, las cuales permiten memorizar estados internos. La principal mejora consiste en separar las neuronas de contexto en tantos grupos como entradas tiene la red, y entrenarlos por separado, de modo que cada grupo se adapte a la dinámica particular de la entrada a la que va asociado. Se muestra mediante simulación el comportamiento del conjunto motor más observador en lazo cerrado, y se compara con el esquema convencional. Se prueba asimismo la robustez del sistema frente a distintas consignas, ruido en la planta y defectos de sintonía.

Abstract

In the present thesis a control system for the air-fuel mixture in a reciprocating four-stroke engine is developed, based on neural networks. The air-fuel ratio has to be kept within a very narrow window so that the catalyst achieves an acceptable degree of purification simultaneously with all the polluting gases. In steady state, this goal can be fulfilled without difficulties, but the usual operation of a vehicle is in a very transient state, where the conventional systems are not able to avoid important excursions from the set point. They also rely on a great number of look-up tables, which have to be tuned experimentally, thus with an enormous investment of money and time.

To avoid those problems a mathematical model of an engine has been designed, in such a way that it comprises of the whole mixture formation process, sensors, the torque generation and the vehicle dynamics. Finally it has been implemented in the simulation language MatLab/Simulink®. The required data is easily available both from metrology, and experimental work. It has been validated with a 1,6 litre 74 kW SEAT engine.

As a first step, a quite simple conventional control strategy has been applied, consisting of a static feedforward controller, and a PI or PID feedback controller. This has permitted studying the main features of the engine from the control point of view.

With the obtained results an observer based on a neural network has been designed, which eliminates the delays of the system and that can be used to close the control loop. First a feedforward network has been used, but due to the bad results, a recurrent neural network has been developed starting from the Elman network, which has been properly modified in order to adapt it to the characteristic difficulties of the problem. The training algorithm used is based on that of classical backpropagation, and it modifies not only the weights interconnecting different layers, but also those corresponding to the context neurons, which allow the memorising of internal states. The main improvement consists in separating the context neurons in as many groups as the network has inputs, and to train them separately, so that each group adapts to the particular dynamics of the input with which it is associated. The behaviour of the engine plus the observer in closed loop is shown by means of simulation, and is compared with the conventional scheme. It is proven the robustness of system response to different set points, noise in the plant and tuning defects.

Todo lo inteligente ya ha sido pensado; sólo hay que intentar pensarlo una vez más.

Johann Wolfgang von Goethe

Agradecimientos

Quiero dar las gracias en primer lugar a mi director de tesis y del departamento de E.S.A.I.I., Joseba Quevedo, por las muchas horas de dedicación y el constante apoyo que me ha conferido a lo largo de todos estos años, y sobre todo por la confianza mostrada en todo momento, sin la cual quizá no hubiese logrado finalizar esta tesis. Quisiera incluir aquí a quien fue codirectora en la primera etapa, Gabriela Cembrano.

Mi agradecimiento especial al departamento de Máquinas y Motores Térmicos de la E.T.S.E.I. de Terrassa, y en especial a los profesores Ramón Carreras y Angel Comas, por su asesoramiento en la parte de modelado del motor, y en la ayuda para la localización y obtención de bibliografía sobre motores térmicos.

También a Xavier Visassís y Alvaro Martínez Tovar, profesor y alumno respectivamente de la Universidad Ramon Llull, por su atención personal en las consultas realizadas y la múltiple bibliografía cedida sobre los temas referentes a redes neuronales.

Quisiera dedicar un rincón en este apartado de agradecimientos a quienes desde el departamento de Ingeniería Electrónica de Sistemas y Automática de la Universidad de Sevilla, y otros lugares del mundo, han respondido a mis múltiples preguntas y dudas a través de Internet, sobre sistemas avanzados de control y redes neuronales.

No quisiera olvidar en esta lista de agradecimientos a todos mis colegas del departamento de Experimentación Motor del Centro Técnico de SEAT que han apoyado la preparación y ejecución tanto de los trabajos de taller como de los ensayos en las instalaciones.

En general, doy las gracias a todos los que me han ayudado con sus ideas y sobre todo con su tiempo, en la revisión y la depuración de esta tesis.

Por último, con todo mi corazón a María, a mi familia y a todos mis amigos, que han soportado mis ataques de nervios y mis ausencias a lo largo de todo este tiempo.

A María

Indice de contenido

Resumen.....	i
Abstract	iii
Agradecimientos.....	vii
Indice de contenido	xi
Indice de figuras	xv
Indice de tablas.....	xxi
Nomenclatura.....	xxiii
Capítulo 1 : Introducción	1-1
1.1. Origen del problema	1-1
1.2. Objetivo y motivación.....	1-7
1.3. Solución adoptada	1-8
1.4. Aportaciones.....	1-8
1.5. Organización de la tesis	1-9
Capítulo 2 : Fundamentos del control de la mezcla	2-1
2.1. Fenomenología de la formación de la mezcla	2-1
2.1.1. Aportación del aire	2-1
2.1.1.1. Propiedades del aire.....	2-1
2.1.1.2. Dosificación del aire	2-2
2.1.2. Aportación del combustible	2-5
2.1.2.1. Propiedades de la gasolina	2-5
2.1.2.2. Dinámica del combustible.....	2-8
2.1.2.3. Formación del chorro.....	2-9
2.1.2.4. Pulverización	2-11
2.1.2.5. Introducción en el cilindro.....	2-12
2.2. Problemática de la gestión de la inyección	2-14
2.2.1. Fundamentos del control lambda	2-14
2.2.2. Componentes físicos	2-16
2.2.2.1. Centralita	2-16
2.2.2.2. Medidor de caudal de aire	2-17
2.2.2.3. Sensor de presión	2-18
2.2.2.4. Sensor de posición de mariposa	2-18
2.2.2.5. Sensor de posición del cigüeñal.....	2-18
2.2.2.6. Medición del dosado.....	2-19
2.2.3. Dificultades de control	2-23

2.2.4. Control convencional	2-25
2.2.4.1. Punto de funcionamiento del motor	2-26
2.2.4.2. Estados de funcionamiento del motor	2-27
2.2.4.3. Representación de las funciones y parámetros	2-28
2.2.4.4. Estructura del controlador	2-29
2.3. Tendencias en control.....	2-31
2.3.1. Mejoras sobre el controlador clásico	2-32
2.3.2. Algoritmos heurísticos.....	2-34
2.3.3. Control avanzado con realimentación de estados	2-34
2.3.4. Control en modo deslizante	2-37
2.3.5. Utilización de sensores y actuadores alternativos.....	2-37
Capítulo 3 : Modelo del motor.....	3-1
3.1. Introducción.....	3-1
3.2. Revisión de modelos del motor	3-2
3.3. Modelo desarrollado.....	3-8
3.3.1. Características	3-8
3.3.2. Estructura.....	3-9
3.4. Modelo del combustible	3-11
3.4.1. Inyección.....	3-11
3.4.2. Evolución en el colector	3-12
3.5. Modelo del aire.....	3-16
3.5.1. Válvula de mariposa	3-17
3.5.2. Válvula de admisión.....	3-20
3.5.3. Ecuación de estado del colector de admisión.....	3-22
3.6. Admisión de la mezcla	3-23
3.6.1. Expulsión y transporte de los gases de escape.....	3-23
3.6.2. Sonda lambda de dos estados (EGO: Exhaust Gas Oxygen Sensor)	3-26
3.6.3. Sonda lambda universal (UEGO: Universal Exhaust Gas Oxygen Sensor)	3-26
3.7. Dinámica del sistema	3-26
3.7.1. Combustión y generación del par motor	3-27
3.7.2. Balance dinámico.....	3-29
3.8. Resultados de la simulación en lazo abierto.....	3-31
Capítulo 4 : Controlador convencional	4-1
4.1. Introducción.....	4-1
4.2. Controlador en lazo abierto.....	4-2

4.2.1.	Sintonía en lazo abierto.....	4-3
4.2.2.	Sintonía en lazo cerrado.....	4-3
4.2.3.	Resultados.....	4-4
4.3.	Controlador en lazo cerrado mediante EGO	4-5
4.4.	Controlador en lazo cerrado mediante UEGO.....	4-10
4.4.1.	Sintonía en lazo abierto.....	4-11
4.4.2.	Sintonía en lazo cerrado.....	4-12
4.4.3.	Perturbaciones en la consigna y la planta.....	4-15
4.5.	Corrección de tendencia.....	4-18
Capítulo 5 :	Controlador avanzado	5-1
5.1.	Introducción	5-1
5.1.1.	Propiedades de las redes neuronales	5-1
5.1.2.	Control mediante redes neuronales	5-4
5.1.3.	Antecedentes en el uso de redes neuronales	5-4
5.2.	Diseño del observador.....	5-6
5.2.1.	Estructura	5-6
5.2.2.	Identificación en paralelo y serie-paralelo.....	5-8
5.2.3.	Metodología.....	5-9
5.3.	Análisis previo de la planta y la señal de entrenamiento.....	5-10
5.3.1.	Características dinámicas y respuesta frecuencial	5-10
5.3.2.	Generación del patrón de entrada-salida	5-12
5.4.	Predimensionamiento de la red neuronal	5-15
5.4.1.	Introducción	5-15
5.4.2.	Sistema con 1 entrada.....	5-15
5.4.3.	Sistema con 2 entradas	5-17
5.4.4.	Sistema con 3 entradas	5-18
5.5.	Identificación mediante una red <i>feedforward</i>	5-20
5.5.1.	Introducción	5-20
5.5.2.	Aprendizaje mediante el algoritmo de retropropagación y HSA.....	5-20
5.5.2.1.	Algoritmo básico	5-20
5.5.2.2.	Término de momento.....	5-23
5.5.2.3.	Adaptación de secuencia temporal (HSA).....	5-24
5.5.2.4.	Adaptación de η	5-26
5.5.3.	Algoritmo de entrenamiento aplicado	5-26
5.5.4.	Ajuste fino de la estructura de la red	5-29
5.5.4.1.	Número de capas ocultas y número de neuronas	5-29
5.5.4.2.	Funciones de activación	5-30
5.5.4.3.	Longitud de las ventanas.....	5-32
5.5.4.4.	Parámetros del aprendizaje.....	5-33

5.5.5.	Resultados	5-33
5.6.	Identificación mediante una red neuronal recurrente.....	5-35
5.6.1.	Introducción	5-35
5.6.2.	Características de las redes neuronales recurrentes	5-36
5.6.3.	Modificaciones de la red de Elman: red recurrente de tipo 1 y 2.....	5-37
5.6.4.	Algoritmo de entrenamiento aplicado	5-38
5.6.5.	Resultados	5-41
5.7.	Entrenamiento de los factores de memoria para las redes recurrentes de tipo 1 y 2	5-44
5.7.1.	Introducción	5-44
5.7.2.	Algoritmo de entrenamiento aplicado	5-44
5.7.3.	Resultados	5-47
5.8.	Agrupación de las neuronas de contexto: red recurrente de tipo 3	5-52
5.8.1.	Introducción	5-52
5.8.2.	Algoritmo de entrenamiento aplicado	5-53
5.8.3.	Resultados	5-57
5.9.	Control en lazo cerrado con entrenamiento <i>on-line</i>	5-60
5.9.1.	Red <i>feedforward</i>	5-62
5.9.2.	Red recurrente de tipo 1	5-65
5.9.3.	Red recurrente de tipo 2	5-69
5.9.4.	Red recurrente de tipo 3	5-73
5.9.5.	Robustez de los resultados.....	5-76
Capítulo 6 : Conclusiones y trabajo futuro		6-1
6.1.	Conclusiones.....	6-1
6.1.1.	Revisión y conclusiones de carácter general	6-1
6.1.2.	Conclusiones particulares.....	6-4
6.2.	Trabajo futuro.....	6-7
Anexo A: Trabajo experimental		A-1
A.1.	Datos del motor y el vehículo.....	A-1
A.2.	Instrumentación.....	A-4
A.3.	Trabajo experimental.....	A-6
A.3.1.	Ensayos en banco de motor	A-6
A.3.2.	Ensayos en banco dinamométrico de rodillos.....	A-7
Anexo B: Bibliografía		

Indice de figuras

Fig. 1.1: Diagrama del ciclo Otto: 1-2 admisión; 2-3 compresión adiabática; 3-4 calentamiento a volumen constante; 4-5 expansión adiabática; 5-6 enfriamiento a volumen constante; 6-7 escape	1-2
Fig. 1.2: Los cuatro tiempos del motor Otto.....	1-2
Fig. 1.3: Limitación de las emisiones contaminantes para un vehículo con motor Otto, de cilindrada $\leq 1,4$ l, e inercia 1130 kg	1-4
Fig. 1.4: Sección del catalizador [R.A.C.C.]	1-5
Fig. 1.5: Rendimiento de conversión de los contaminantes y ventana del catalizador	1-6
Fig. 1.6: Organización de la tesis	1-11
Fig. 2.1: Sistema de admisión de aire	2-3
Fig. 2.2: Densidad de un hidrocarburo en función del número de carbonos a 20 °C [Pisch88Ver]	2-5
Fig. 2.3: Poder calorífico inferior de un hidrocarburo en función del número de carbonos [Pisch88Ver].....	2-6
Fig. 2.4: Curva de destilación de la gasolina a diferentes presiones y temperaturas [Lenz90Gemi]	2-6
Fig. 2.5: Evolución de las fases del combustible, en el colector de admisión [Lenz90Gemi].....	2-8
Fig. 2.6: Inyector de gasolina	2-9
Fig. 2.7: Inyección monopunto y multipunto [Bosch90Man]	2-10
Fig. 2.8: Distribución de velocidades en la película de combustible [Lenz90Gemi].....	2-13
Fig. 2.9: Gestión de la mezcla de aire y combustible mediante control λ [Iwata96Mod]	2-15
Fig. 2.10: Medidor de caudal de aire de trampilla	2-17
Fig. 2.11: Sensor de ángulo de cigüeñal mediante rueda fónica [Maretti Marelli]	2-19
Fig. 2.12: Curva característica de la sonda λ EGO y UEGO.....	2-20
Fig. 2.13: Principio de funcionamiento de la sonda lambda de ZrO_2 y TiO_2 [NGK]	2-21
Fig. 2.14: Estructura de la sonda λ lineal [Bosch90Man]	2-22
Fig. 2.15: Retardos puros y constantes de tiempo en el control de la mezcla [Iwata96Mod]	2-24
Fig. 2.16: Error en la medición del caudal másico de aire [Loesi89Mas]	2-27
Fig. 2.17: Obtención de la coordenada Z en un mapa estático bidimensional, mediante Interpolación trapezoidal.....	2-28
Fig. 2.18: Diagrama del control lambda convencional.....	2-29
Fig. 2.19: Control I, P y PI con sensor EGO.....	2-31
Fig. 2.20: Evolución del número de tablas con la tecnología de los sistemas de inyección.....	2-32
Fig. 2.21: Corrección a las desviaciones de la acción de control	2-33

Fig. 2.22: Estructura de control utilizada por Amstutz [Amstu94Mod]	2-35
Fig. 2.23: Estructura de control utilizada por Fekete [Feket95Mod]	2-36
Fig. 2.24: Control con carburador y E.A.C. [Nevot92App]	2-38
Fig. 2.25: Esquema del actuador de mariposa [Tudor93Ele].....	2-39
Fig. 3.1: Modelo del motor de Dobner [Dobne80A M].....	3-4
Fig. 3.2: Modelo del motor de Hendricks [Hendr90Mea], con sus tres subsistemas, de arriba hacia abajo: combustible, dinámica y aire	3-6
Fig. 3.3: Modelo del vehículo completo	3-9
Fig. 3.4: Modelo del motor	3-10
Fig. 3.5: Secuencia de fenómenos a lo largo de un ciclo	3-11
Fig. 3.6: Modelo del inyector.....	3-12
Fig. 3.7: Evolución del combustible en el colector de admisión	3-13
Fig. 3.8: Modelo de la película de combustible.....	3-15
Fig. 3.9: Respuesta a un escalón en lazo abierto, en tres puntos de funcionamiento diferentes	3-16
Fig. 3.10: Modelo global del combustible	3-16
Fig. 3.11: Ecuación de continuidad de la masa de aire en el colector de admisión.....	3-17
Fig. 3.12: Curva correspondiente al producto $f(\alpha)*Cd$ de la mariposa, en función del ángulo.....	3-19
Fig. 3.13: Caudal estacionario de aire en función del ángulo de mariposa, para distintos valores del régimen de giro	3-20
Fig. 3.14: Modelo de la válvula de mariposa	3-20
Fig. 3.15: Modelo del rendimiento volumétrico	3-21
Fig. 3.16: Rendimiento volumétrico	3-22
Fig. 3.17: Modelo de la válvula de admisión.....	3-22
Fig. 3.18: Modelo del colector de admisión	3-23
Fig. 3.19: Retardo de ciclo+transporte de λ calculado y medido.....	3-25
Fig. 3.20: Rendimiento térmico global en función de la presión de admisión y el régimen	3-28
Fig. 3.21: Factor de λ en el rendimiento térmico	3-28
Fig. 3.22: Modelo de combustión.....	3-29
Fig. 3.23: Modelo del rendimiento térmico.....	3-29
Fig. 3.24: Modelo de la dinámica.....	3-30
Fig. 3.25: Simulación en 5ª marcha, secuencia Iden5CL1	3-32
Fig. 3.26: Simulación en 5ª marcha, secuencia Iden5CL2	3-33
Fig. 3.27: Simulación en 4ª marcha, secuencia Iden4CL1	3-34
Fig. 3.28: Simulación en 4ª marcha, secuencia Iden4CL2	3-35
Fig. 3.29: Simulación en 3ª marcha, secuencia Iden3CL1	3-36
Fig. 3.30: Simulación en 3ª marcha, secuencia Iden3CL2	3-37
Fig. 4.1: Diagrama de bloques del motor con el controlador convencional	4-2
Fig. 4.2: Controlador <i>feedforward</i> sintonizado.....	4-4
Fig. 4.3: Diagrama de control <i>feedback</i> para EGO con ganancia tabulada, y controlador PI.....	4-5
Fig. 4.4: Señal de control (t_{FB}) y de salida del motor (EGO, UEGO).....	4-6

Fig. 4.5: Amplitud y retardo de λ en función de la amplitud de t_i , para 1000, 4000 y 6000 rpm.....	4-7
Fig. 4.6: Amplitud de λ y número de conmutaciones de la EGO, para simulaciones con Iden5CL1.....	4-8
Fig. 4.7: Sintonía de K_p y K_i , con los que se obtiene $A_\lambda=5\%$ y $F_p=1,6$	4-9
Fig. 4.8: Simulación de Iden5CL1 con EGO y control PI.....	4-9
Fig. 4.9: Diagrama de control <i>feedback</i> para UEGO con ganancia tabulada, y controlador PID.....	4-10
Fig. 4.10: Respuesta del motor a un escalón en lazo abierto, para dos puntos de funcionamiento diferentes.....	4-11
Fig. 4.11: Método de las áreas para determinar el retardo y la constante de tiempo aparentes.....	4-11
Fig. 4.12: Sintonía en lazo cerrado por el método del relé.....	4-13
Fig. 4.13: K_p , K_i y K_d para la UEGO, sintonizados por el método de Ziegler-Nichols en lazo cerrado.....	4-14
Fig. 4.14: Simulación de Iden5CL1 con UEGO y control PID.....	4-14
Fig. 4.15: Simulación de Iden5CL1 con UEGO, y oscilación senoidal del 2,5% y 1 Hz.....	4-15
Fig. 4.16: Simulación de Iden5CL1 con UEGO, y oscilación senoidal del 2,5% y 4 Hz.....	4-16
Fig. 4.17: Simulación de Iden5CL1 con UEGO, y ruido blanco en t_i	4-17
Fig. 4.18: Diagrama de control con corrección de tendencia.....	4-19
Fig. 4.19: Error de control en función del parámetro K_iAdFF , para la secuencia Iden5CL1.....	4-19
Fig. 4.20: Simulación de Iden5CL1 con UEGO, y corrección de tendencia.....	4-20
Fig. 5.1: Modelo de neurona.....	5-2
Fig. 5.2: Control mediante CMAC según Shiraishi [Shira95CMA].....	5-5
Fig. 5.3: Esquema general del motor con el observador.....	5-7
Fig. 5.4: Observador con estructura de identificación en serie-paralelo y paralelo.....	5-9
Fig. 5.5: Diagrama de Bode t_i /UEGO, en el punto $\alpha=30$, $n=2000$	5-11
Fig. 5.6: Patrón de α para la identificación.....	5-14
Fig. 5.7: Patrón de n para la identificación.....	5-14
Fig. 5.8: Patrón de t_i para la identificación.....	5-14
Fig. 5.9: Generalización con modelo ARX de una entrada, $NU=3$, $NY=2$, $d=45$	5-17
Fig. 5.10: Generalización con modelo ARX de dos entradas, $NU=[3\ 3]$, $NY=2$	5-18
Fig. 5.11: Generalización con modelo ARX de tres entradas, $NU=[3\ 3\ 3]$, $NY=2$	5-19
Fig. 5.12: Diagrama de bloques de la adaptación con HSA, con una planta genérica.....	5-24
Fig. 5.13: Error de entrenamiento según el número de neuronas en la 1ª y 2ª capa oculta.....	5-29
Fig. 5.14: Factor de linealidad de la tangente hiperbólica.....	5-30
Fig. 5.15: Error de entrenamiento en función del factor de linealidad.....	5-31
Fig. 5.16: Error de entrenamiento según la longitud de las ventanas	

temporales.....	5-32
Fig. 5.17: Error de entrenamiento, validación en serie-paralelo y en paralelo, para la red neuronal <i>feedforward</i>	5-34
Fig. 5.18: Generalización de la red <i>feedforward</i> con el esquema serie-paralelo	5-34
Fig. 5.19: Generalización de la red <i>feedforward</i> con el esquema paralelo.....	5-35
Fig. 5.20: Red de Elman original y modificada	5-36
Fig. 5.21: Estructura de las redes recurrentes de tipo 1 y 2	5-37
Fig. 5.22: Entrenamiento de la red de tipo 1 con distintos valores de γ constante.....	5-41
Fig. 5.23: Entrenamiento de la red de tipo 2 con distintos valores de γ constante.....	5-42
Fig. 5.24: Error de entrenamiento y validación de la red de tipo 1 en función del número de épocas.....	5-42
Fig. 5.25: Error de entrenamiento y validación de la red de tipo 2 en función del número de épocas.....	5-43
Fig. 5.26: Generalización con la red de tipo 1	5-43
Fig. 5.27: Generalización con la red de tipo 2	5-44
Fig. 5.28: Error de entrenamiento y validación de la red de tipo 1, γ variable, en función del número de épocas	5-48
Fig. 5.29: Error de entrenamiento y validación de la red de tipo 2, γ variable, en función del número de épocas	5-48
Fig. 5.30: Evolución de γ a lo largo del entrenamiento de la red de tipo 1	5-49
Fig. 5.31: Evolución de γ a lo largo del entrenamiento de la red de tipo 2	5-50
Fig. 5.32: Generalización con la red de tipo 1, γ variable.....	5-50
Fig. 5.33: Generalización con la red de tipo 2, γ variable.....	5-51
Fig. 5.34: Validación de la red de tipo 1, γ variable, con la secuencia Iden5CL1	5-51
Fig. 5.35: Validación de la red de tipo 2, γ variable, con la secuencia Iden5CL1	5-52
Fig. 5.36: Red recurrente del tipo 3	5-53
Fig. 5.37: Comparación entre las redes de tipo 1, 2 y 3.	5-57
Fig. 5.38: Evolución de γ a lo largo del entrenamiento de la red de tipo 3	5-58
Fig. 5.39: Error de entrenamiento y validación en función del número de épocas con la red de tipo 3.....	5-58
Fig. 5.40: Generalización con la red de tipo 3	5-59
Fig. 5.41: Validación de la red de tipo 3 con la secuencia Iden5CL1	5-59
Fig. 5.42: Estructura de predicción y aprendizaje <i>on-line</i> del observador neuronal	5-60
Fig. 5.43: Error de control en lazo cerrado, función de los parámetros P, I, D.....	5-61
Fig. 5.44: Error de observación en lazo cerrado, función de los parámetros P, I, D	5-61
Fig. 5.45: Ajuste fino del controlador PID para la red <i>feedforward</i>	5-62
Fig. 5.46: Error de control en función del número de muestras para la red <i>feedforward</i>	5-62
Fig. 5.47: Error de control en función del número de épocas de entrenamiento para la red <i>feedforward</i>	5-63

Fig. 5.48: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red <i>feedforward</i>	5-64
Fig. 5.49: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red <i>feedforward</i> y oscilación senoidal del 2,5% y 1 Hz	5-64
Fig. 5.50: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red <i>feedforward</i> y oscilación senoidal del 2,5% y 4 Hz	5-65
Fig. 5.51: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red <i>feedforward</i> y adición de ruido en <i>ti</i>	5-65
Fig. 5.52: Ajuste fino del controlador PID para la red de tipo 1	5-66
Fig. 5.53: Error de control en función del número de muestras para la red de tipo 1	5-66
Fig. 5.54: Error de control en función del número de épocas de entrenamiento para la red de tipo 1	5-67
Fig. 5.55: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 1	5-67
Fig. 5.56: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 1 y oscilación senoidal del 2,5% y 1 Hz.....	5-68
Fig. 5.57: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 1 y oscilación senoidal del 2,5% y 4 Hz.....	5-68
Fig. 5.58: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 1 y adición de ruido en <i>ti</i>	5-69
Fig. 5.59: Ajuste fino del controlador PID para la red de tipo 2.....	5-69
Fig. 5.60: Error de control en función del número de muestras para la red de tipo 2	5-70
Fig. 5.61: Error de control en función del número de épocas de entrenamiento para la red de tipo 2.....	5-70
Fig. 5.62: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 2	5-71
Fig. 5.63: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 2 y oscilación senoidal del 2,5% y 1 Hz.....	5-71
Fig. 5.64: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 2 y oscilación senoidal del 2,5% y 4 Hz.....	5-72
Fig. 5.65: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 2 y adición de ruido en <i>ti</i>	5-72
Fig. 5.66: Ajuste fino del controlador PID para la red de tipo 3.....	5-73
Fig. 5.67: Error de control en función del número de muestras para la red de tipo 3	5-73
Fig. 5.68: Error de control en función del número de épocas de entrenamiento para la red de tipo 3.....	5-74
Fig. 5.69: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 3	5-74
Fig. 5.70: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 3 y oscilación senoidal del 2,5% y 1 Hz.....	5-75
Fig. 5.71: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 3 y oscilación senoidal del 2,5% y 4 Hz.....	5-75
Fig. 5.72: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 3 y adición de ruido en <i>ti</i>	5-76

Fig. 5.73: Error de control en lazo cerrado al modificar el retardo puro del motor	5-77
Fig. 5.74: Error de control en lazo cerrado al modificar el retardo aparente aplicado al observador	5-78
Fig. 5.75: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 3 y retardo aparente incrementado en un 20%	5-78
Fig. A.1: Motor SEAT AFT 1,6 l 74 kW	A-1
Fig. A.2: Curvas de potencia y par máximos.....	A-2
Fig. A.3: Datos del inyector Siemens DEKA 1D.....	A-3
Fig. A.4: Equipo de desarrollo KEN	A-5
Fig. A.5: Montaje del motor sobre un banco de ensayos	A-6
Fig. A.6: Diagrama del banco de ensayos del motor [Schenk]	A-7
Fig. A.7: Ensayo con el coche sobre rodillos	A-8

Índice de tablas

Tabla 2.1: Composición del aire seco [Lenz90Gemi]	2-2
Tabla 2.2: Factor de pérdida de carga en la válvula de mariposa	2-3
Tabla 2.3: Propiedades de la gasolina Eurosuper comercial	2-8
Tabla 2.4: Características de la sonda lineal LSU 4 [Bosch]	2-22
Tabla 3.1: Relación entre el dominio temporal y en el ángulo	3-3
Tabla 4.1: Valores óptimos de la amplitud de λ y del número de conmutaciones de la EGO	4-8
Tabla 4.2: Error de control con controlador PID, sintonizado en lazo abierto con diferentes métodos.....	4-12
Tabla 4.3: Error de control con controlador PI y PID, sintonizados en lazo cerrado con el método de Ziegler-Nichols	4-13
Tabla 4.4: Error de control al forzar oscilación senoidal en la consigna	4-15
Tabla 4.5: Magnitud del error en la relación aire-combustible introducido por los distintos componentes del motor [Kainz99Ind].....	4-16
Tabla 4.6: Error de control al perturbar la planta	4-18
Tabla 4.7: Error de control con corrección de tendencia, tras diferentes iteraciones	4-20
Tabla 5.1: Funciones de activación.....	5-3
Tabla 5.2: Error de entrenamiento con modelo lineal y señal continua	5-16
Tabla 5.3: Error de validación con modelo lineal y señal continua	5-16
Tabla 5.4: Error de entrenamiento con modelo lineal y señal binaria	5-16
Tabla 5.5: Error de validación con modelo lineal y señal binaria	5-16
Tabla 5.6: Error de entrenamiento con modelo lineal de dos entradas.....	5-17
Tabla 5.7: Error de validación con modelo lineal de dos entradas.....	5-18
Tabla 5.8: Error de entrenamiento con modelo lineal de tres entradas.....	5-19
Tabla 5.9: Error de validación con modelo lineal de tres entradas	5-19
Tabla 5.10: Guía para la elección de los parámetros NP y NC	5-25
Tabla 5.11: Error de entrenamiento y validación en función del número de neuronas.....	5-30
Tabla 5.12: Error de entrenamiento y validación en función del factor de linealidad	5-31
Tabla 5.13: Error de entrenamiento y validación según el tipo de función de activación.....	5-32
Tabla 5.14: Error en función de los parámetros NY y NU	5-33
Tabla 5.15: Error de entrenamiento con redes recurrentes de tipo 1 y 2.....	5-44
Tabla 5.16: Error de entrenamiento con redes recurrentes de tipo 1 y 2, γ variable	5-49
Tabla 5.17: Error de entrenamiento con RN recurrentes de tipo 3.....	5-59
Tabla 5.18: Resumen de resultados en lazo cerrado aplicando control convencional y avanzado	5-77

Tabla A.1: Especificaciones del medidor lambda MEXA-110 [Horiba] A-5

Nomenclatura

Abreviaturas

AAA	Avance a la apertura de la admisión.
AAE	Avance a la apertura del escape.
AFR	(<i>Air-fuel ratio</i>): Relación másica aire-combustible.
ARX	Modelo autorregresivo de variables exógenas.
BP	(<i>Backpropagation</i>): Retropropagación. (<i>Breakpoint</i>): Punto de corte.
CMAC	(<i>Cerebellar Model Articulation Controller</i>).
DBW	(<i>Drive-by-wire</i>): Actuador de mariposa.
DFT	(<i>Discrete Fourier Transform</i>): Transformada discreta de Fourier.
E.A.C. [®]	(<i>Electronic Air Control</i>): Control electrónico de aire.
EGO	(<i>Exhaust Gas Oxygen Sensor</i>): Sonda lambda de dos estados.
EGR	(<i>Exhaust Gas Recirculation</i>): Recirculación de gases de escape.
FB	(<i>Feedback</i>): Retroalimentación.
FF	(<i>Feedforward</i>): Alimentación hacia delante.
FIFO	(<i>First-In-First-Out</i>): Cola.
FTP	(<i>Federal Test Procedure</i>): Ciclo americano de conducción.
GRNN	(<i>General Regression Neural Network</i>): Red neuronal de regresión general.
HC	Hidrocarburos en general.
HSA	(<i>History Stack Adaptation</i>): Adaptación mediante secuencia temporal.
MIMO	(<i>Multi-Input Multi-Output</i>): Entrada múltiple, salida múltiple.
MISO	(<i>Multi-Input Single-Output</i>): Entrada múltiple, salida única.
MRAC	(<i>Model Reference Adaptive Controller</i>): Control adaptativo por modelo de referencia.
MVEG	(<i>Motor Vehicle Emission Group</i>): Ciclo europeo de conducción.
NOx	Oxidos de nitrógeno
PI	Controlador proporcional-integral.
PID	Controlador proporcional-integral-derivativo.
PMI	Punto muerto inferior.
PMS	Punto muerto superior.
PRBS	(<i>Pseudo-Random Binary Signal</i>): Señal pseudoaleatoria binaria.
PWM	(<i>Pulse Width Modulation</i>): Modulación por anchura de pulso.
RBFN	(<i>Radial Basis Function Network</i>): Red neuronal de función de base radial
RCA	Retraso al cierre de la admisión.

RCE	Retraso al cierre del escape.
RMLP	(<i>Recursive Multi-Layer Perceptron</i>): Perceptrón multicapa recurrente.
RMS	(<i>Root Mean Square</i>): Raíz del error cuadrático medio.
RN	Red neuronal.
SIMO	(<i>Single-Input Multi-Output</i>): Entrada única, salida múltiple.
SISO	(<i>Single-Input Single-Output</i>): Entrada única, salida única.
SPP	(<i>Single Pattern Presentation</i>): Identificación por muestra única.
UEGO	(<i>Universal Exhaust Gas Oxygen Sensor</i>): Sonda lambda continua.

Símbolos

d	Retardo aparente [s]
d_λ	Distancia desde la junta de escape hasta la posición de la sonda [mm]
D	Diámetro
	Término derivativo
F	Constante de Faraday [96,487 C/mol]
g	Aceleración de la gravedad [9,81 m/s ²]
H_f	Poder calorífico inferior del combustible [kJ/kg]
h_{rel}	Humedad relativa [%]
i	Intensidad [A]
I	Término integral
I_{eq}	Inercia equivalente del conjunto motor+vehículo [kg m ²]
I_{mot}	Inercia del motor [kg m ²]
I_r	Inercia de la rueda [kg m ²]
K_{iny}	Ganancia del inyector [mg/ms]
m_a	Masa de aire que entra en el cilindro [kg/ciclo]
\dot{m}_a	Caudal de aire que entra en el cilindro [kg/h]
\dot{m}_{amar}	Caudal de aire que atraviesa la válvula de mariposa [kg/h]
m_{lc}	Masa de combustible depositado como líquido en el conducto de admisión
m_{lv}	Masa de combustible depositado como líquido en la válvula de admisión
\dot{m}_f	Caudal de combustible que entra en el cilindro [kg/h]
\dot{m}_{fi}	Caudal de combustible inyectado [kg/h]
\dot{m}_{fl}	Caudal de combustible que se deposita como líquido [kg/h]
\dot{m}_{flc}	Caudal de combustible que se deposita en el conducto de admisión [kg/h]
\dot{m}_{flv}	Caudal de combustible que se deposita en la válvula de admisión [kg/h]
\dot{m}_{fv}	Caudal de combustible que pasa a fase vapor [kg/h]
\dot{m}_{fvc}	Caudal de combustible vaporizado desde el conducto de admisión [kg/h]
\dot{m}_{fvv}	Caudal de combustible que se vaporiza desde la válvula de admisión [kg/h]

M	Par [Nm] Número de entradas
M_f	Par de pérdidas del motor y transmisión [Nm]
M_l	Par de carga del vehículo [Nm]
M_n	Par neto [Nm]
M_v	Masa del vehículo en condiciones de ensayo [kg]
n	Régimen de giro [vueltas/min, rpm]
n_{cil}	Número de cilindros
N	Potencia indicada [kW] Número de salidas
NC	Número de épocas
NP	Número de muestras
NU	Número de entradas anteriores
NY	Número de salidas anteriores
P	Presión [kPa] Término proporcional
P_{sat}	Presión de saturación de vapor [hPa, mbar]
R	Constante universal de los gases [8,314 J/mol K; 287 J/kg K para el aire]
Re	Número de Reynolds [-]
Rr	Radio dinámico de las ruedas motrices [m]
RT_i	relación de transmisión en la marcha i
t_i	Tiempo de inyección [ms]
t_{iFB}	Tiempo de inyección calculado por el controlador <i>feedback</i> [ms]
t_{iFF}	Tiempo de inyección calculado por el controlador <i>feedforward</i> [ms]
t_{0iny}	Tiempo muerto del inyector [ms]
T	Temperatura [K] Retardo puro [s]
v	Velocidad [km/h, m/s]
V	Cilindrada total [l]
V_{adm}	Volumen total colector+conducto admisión [l]
V_{esc}	Volumen ocupado por los gases de escape [l/ciclo]
V_l	volumen desde la válvula de escape hasta la posición de la sonda lambda [l]
We	Número de Weber [-]
X	Fracción del combustible inyectado que se deposita como líquido [-]
X_c	Fracción del combustible inyectado que se deposita en el conducto de admisión [-]
X_v	Fracción del combustible inyectado que se deposita en la válvula de admisión [-]
X_r	Fracción de gases residuales [-]

α	Angulo de la válvula de mariposa [°]
$\dot{\alpha}$	Primera derivada temporal del ángulo de la válvula de mariposa [°]
α_0	Angulo mínimo de la válvula de mariposa [°]
β	Factor de linealidad de la tangente hiperbólica
ε	Valor muy pequeño
ϕ	Presión de admisión normalizada [-]
γ	Factor de memoria
η	(<i>Learning rate</i>): Factor de aprendizaje Viscosidad dinámica [Pa s, P]
η_t	Rendimiento térmico [-]
η_{tr}	Rendimiento mecánico de la transmisión [-]
η_{vol}	Rendimiento volumétrico [-]
φ	Momento de aprendizaje
κ	Cociente de calores específicos a presión y volumen constante [1,4 para gases ideales]
λ	Relación másica normalizada de aire y combustible [-]
ν	Viscosidad cinemática [m ² s ⁻¹ , St]
θ	Angulo de cigüeñal [°]
ρ	Densidad [kg/l]
τ	Constante de tiempo [s]

Subíndices y superíndices

\wedge	Valor estimado
a	Aire
adm	Admisión
amb	Ambiente
$comb$	Combustión
esc	Escape
e	Estequiométrico
f	Combustible
g	Gota de combustible
mar	Válvula de mariposa
max	Máximo
min	Mínimo
pc	Plena carga
ral	Ralentí