

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

<b>Resumen.....</b>	<b>i</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>iii</b>
<b>Agradecimientos.....</b>	<b>vii</b>
<b>Indice de contenido .....</b>	<b>xi</b>
<b>Indice de figuras .....</b>	<b>xv</b>
<b>Indice de tablas.....</b>	<b>xxi</b>
<b>Nomenclatura.....</b>	<b>xxiii</b>
<b>Capítulo 1 : Introducción .....</b>	<b>1-1</b>
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
<b>Capítulo 2 : Fundamentos del control de la mezcla .....</b>	<b>2-1</b>
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
<b>Capítulo 3 : Modelo del motor.....</b>	<b>3-1</b>
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
<b>Capítulo 4 : Controlador convencional .....</b>	<b>4-1</b>
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
<b>Capítulo 5 :</b>	<b>Controlador avanzado .....</b>	<b>5-1</b>
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 $\eta$ .....	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
<b>Capítulo 6 : Conclusiones y trabajo futuro.....</b>	<b>6-1</b>
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
<b>Anexo A: Trabajo experimental.....</b>	<b>A-1</b>
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 $\lambda$ [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 $\lambda$ 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 $\lambda$ 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 $\lambda$ 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 $\lambda$ 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 ( $t_{i_{FB}}$ ) y de salida del motor (EGO, UEGO).....	4-6

Fig. 4.5: Amplitud y retardo de $\lambda$ en función de la amplitud de $t_i$ , para 1000, 4000 y 6000 rpm.....	4-7
Fig. 4.6: Amplitud de $\lambda$ 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 $\alpha$ 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 $\gamma$ constante.....	5-41
Fig. 5.23: Entrenamiento de la red de tipo 2 con distintos valores de $\gamma$ 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, $\gamma$ variable, en función del número de épocas .....	5-48
Fig. 5.29: Error de entrenamiento y validación de la red de tipo 2, $\gamma$ variable, en función del número de épocas .....	5-48
Fig. 5.30: Evolución de $\gamma$ a lo largo del entrenamiento de la red de tipo 1 .....	5-49
Fig. 5.31: Evolución de $\gamma$ a lo largo del entrenamiento de la red de tipo 2 .....	5-50
Fig. 5.32: Generalización con la red de tipo 1, $\gamma$ variable.....	5-50
Fig. 5.33: Generalización con la red de tipo 2, $\gamma$ variable.....	5-51
Fig. 5.34: Validación de la red de tipo 1, $\gamma$ variable, con la secuencia Iden5CL1 .....	5-51
Fig. 5.35: Validación de la red de tipo 2, $\gamma$ 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 $\gamma$ 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 $t_i$ .....	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 $t_i$ .....	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 $t_i$ .....	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 $t_i$ .....	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



# Indice 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 $\lambda$ 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, $\gamma$ 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. <sup>®</sup>	( <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]
$d_\lambda$	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 <sup>2</sup> ]
$H_f$	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 <sup>2</sup> ]
$I_{mot}$	Inercia del motor [kg m <sup>2</sup> ]
$I_r$	Inercia de la rueda [kg m <sup>2</sup> ]
$K_{iny}$	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 [-]

$\alpha$	Angulo de la válvula de mariposa [°]
$\dot{\alpha}$	Primera derivada temporal del ángulo de la válvula de mariposa [°]
$\alpha_0$	Angulo mínimo de la válvula de mariposa [°]
$\beta$	Factor de linealidad de la tangente hiperbólica
$\varepsilon$	Valor muy pequeño
$\phi$	Presión de admisión normalizada [-]
$\gamma$	Factor de memoria
$\eta$	( <i>Learning rate</i> ): Factor de aprendizaje Viscosidad dinámica [Pa s, P]
$\eta_t$	Rendimiento térmico [-]
$\eta_{tr}$	Rendimiento mecánico de la transmisión [-]
$\eta_{vol}$	Rendimiento volumétrico [-]
$\varphi$	Momento de aprendizaje
$\kappa$	Cociente de calores específicos a presión y volumen constante [1,4 para gases ideales]
$\lambda$	Relación másica normalizada de aire y combustible [-]
$\nu$	Viscosidad cinemática [ $m^2 s^{-1}$ , St]
$\theta$	Angulo de cigüeñal [°]
$\rho$	Densidad [kg/l]
$\tau$	Constante de tiempo [s]

## Subíndices y superíndices

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

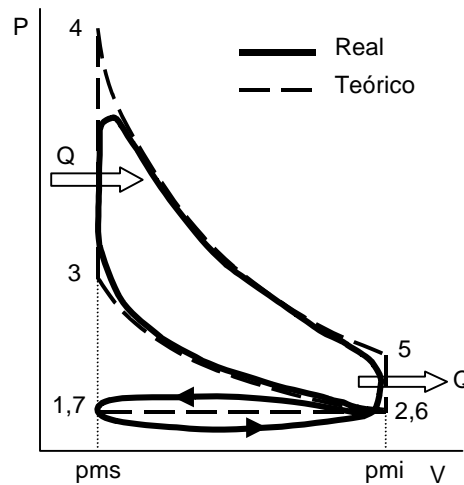
# Capítulo 1:

## Introducción

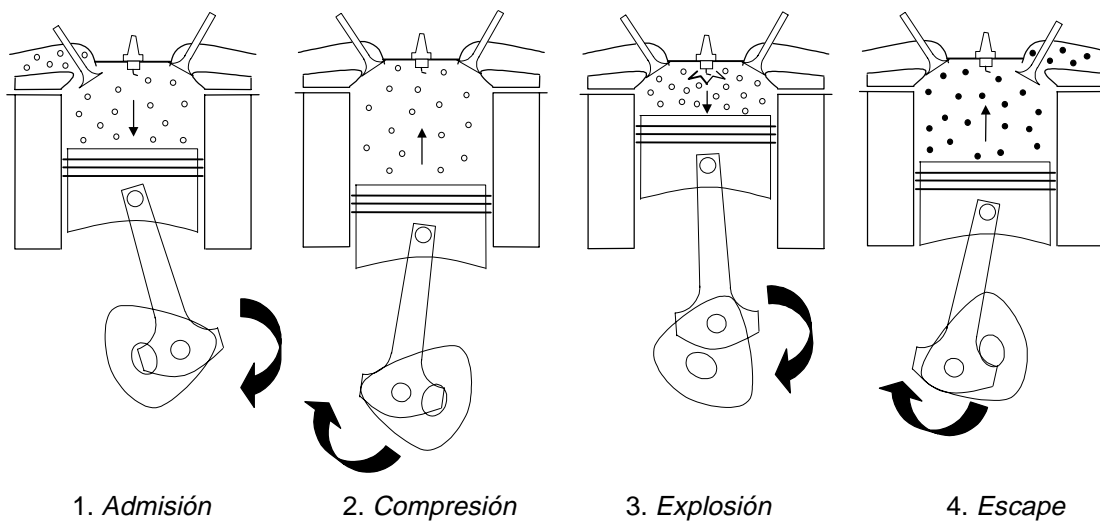
### 1.1. Origen del problema

Un motor alternativo de combustión interna y encendido provocado produce trabajo mecánico haciendo uso de un ciclo termodinámico denominado Otto. El ciclo Otto, cuyas fases se representan en la figura 1.1, utiliza un fluido de trabajo que en el caso de motores de combustión interna, coincide con la mezcla combustible. El término “encendido provocado” proviene de que la combustión se inicia mediante el salto de una chispa controlada en los electrodos de una bujía, y se propaga al resto de la mezcla en la cámara de combustión. Un motor de cuatro tiempos, que es lo más corriente en automoción, realiza estas fases mediante un mecanismo de pistón-biela-cigüeñal, en dos vueltas completas, o lo que es lo mismo, cuatro carreras o tiempos, descritos en la figura 1.2: admisión de la mezcla, compresión de esta, explosión, y escape de los gases quemados. De ello se deduce que tan sólo un tiempo es activo, el correspondiente a la explosión, mientras que los otros tres hacen uso de la energía cinética acumulada en un elemento de gran momento de inercia, el volante, solidario al cigüeñal.

Normalmente, los motores constan de más de un cilindro. En el caso más habitual, que es de cuatro cilindros en línea, las bielas van unidas a un cigüeñal común, de forma que los ciclos de trabajo están desfasados  $180^\circ$  y se realizan en el orden 1-3-4-2, con objeto de conseguir ofrecer un par lo más regular posible, y un equilibrado dinámico del cigüeñal.



**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**



**Fig. 1.2: Los cuatro tiempos del motor Otto**

La combustión en un motor térmico es una reacción exotérmica, en la que parte de este calor de reacción se transforma en trabajo mecánico. Para ello es necesario lograr una mezcla de un combustible (la gasolina, formada por un conjunto de hidrocarburos) y un comburente (el oxígeno, contenido en el aire atmosférico) de tal calidad que proporcione una combustión correcta. Independientemente de la tecnología utilizada y del objetivo, esta mezcla ha de cumplir una serie de requerimientos:

- Que sea **combustible**, por lo cual la mezcla debe contener todos los reactivos.
- Que sea **gaseosa en el momento del encendido**, por lo que el combustible deberá estar perfectamente vaporizado dentro de la cámara de combustión.



- Que sea **homogénea**. Esto implica que la mezcla que llega a la cámara de combustión debe tener iguales características en todos los puntos del espacio. Como consecuencia, debe repartirse por igual entre todos los cilindros.
- Que esté correctamente **dosificada**.

De todas estas condiciones, se da por supuesto que se cumplen las tres primeras. Ahora bien, queda por ver qué significa "correctamente dosificada", y esto es lo que se trata a continuación.

Se entiende como **dosado** o **relación aire-combustible** (*air-fuel ratio*: **AFR**) el cociente entre la masa de aire y la masa de combustible existente en la mezcla. En las gasolinas comerciales utilizadas en automoción, el valor para el cual la reacción de combustión es teóricamente completa sin que sobre ninguno de los reactivos, se sitúa entre 14 y 15. Esto es lo que se denomina dosado **estequiométrico**. Si se normaliza el dosado respecto al dosado estequiométrico, se obtiene una variable denominada con la letra griega **lambda** ( $\lambda$ ). En relación al valor estequiométrico, se define como **mezcla rica** aquella que tiene un exceso de combustible ( $\lambda < 1$ ), mientras que una **mezcla pobre** tiene un exceso de aire, o lo que es lo mismo, una falta de combustible ( $\lambda > 1$ ).

$$\text{AFR} = \frac{m_a}{m_c} \quad (1.1)$$

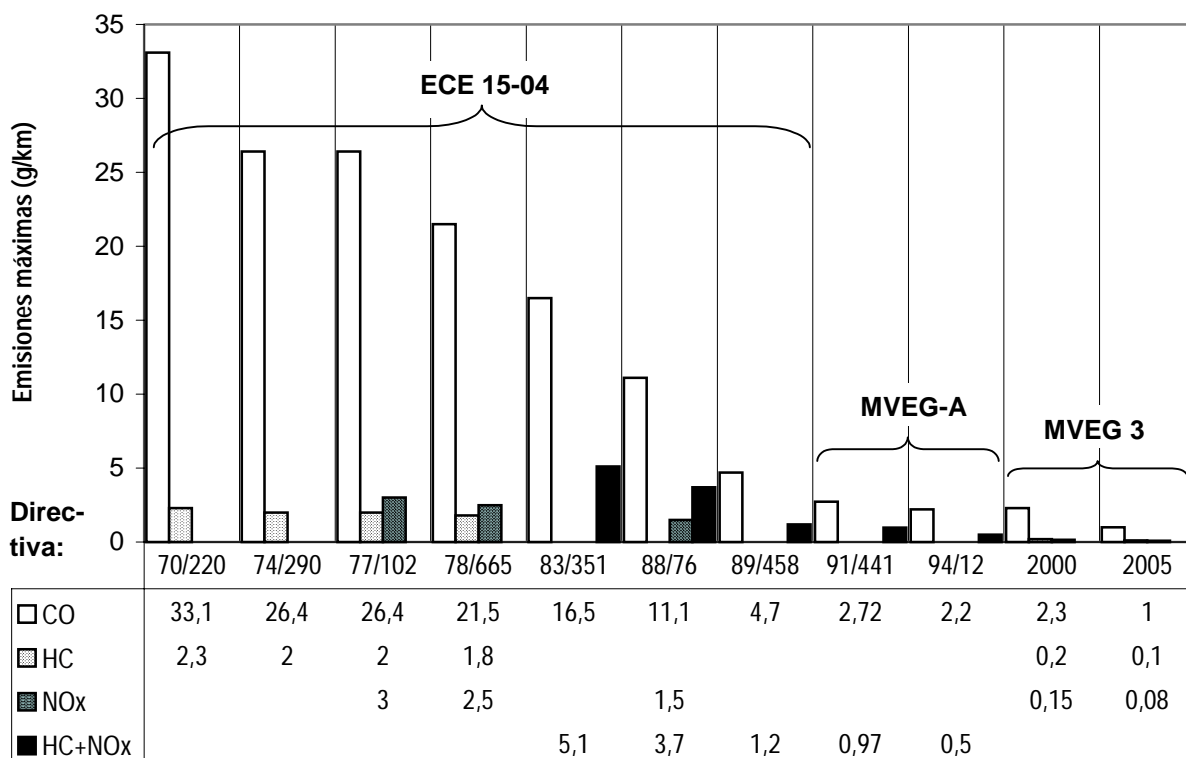
$$\lambda = \frac{\text{AFR}}{\text{AFR}_e} = \frac{1}{\text{AFR}_e} \frac{m_a}{m_c} \quad (1.2)$$

El dosado requerido por un motor dependerá del objetivo buscado, siempre y cuando se sitúe dentro de los límites de inflamabilidad de la mezcla,  $\lambda \approx [0,5 \div 1,5]$ .

- **Dosado de máxima potencia:** es aquel que permite obtener la máxima potencia calorífica en la combustión; se da para mezclas ricas, con un exceso de combustible del orden del 10 % ( $\lambda \approx 0,9$ ). Se aplica solamente cuando la carga del motor es la máxima.
- **Dosado de mínimo consumo:** es aquel que permite un aprovechamiento máximo del combustible introducido, manteniendo una combustión correcta, por tanto con exceso de aire (mezcla pobre), alrededor del 15% ( $\lambda \approx 1,5$ ). Tradicionalmente se ha aplicado a todo el mapa de cargas parciales del motor, con objeto de lograr un máximo rendimiento energético del motor.

A su vez, el dosado de la mezcla tiene una gran influencia en las emisiones contaminantes. La combustión completa de un hidrocarburo debería proporcionar dióxido de carbono ( $\text{CO}_2$ ) y agua ( $\text{H}_2\text{O}$ ). Lo que sucede es que, o bien la combustión no es completa, o bien resulta que las altas presiones y temperaturas reinantes en la cámara de combustión hacen que estos productos reaccionen entre sí, dando lugar a otros productos contaminantes resultantes de estas reacciones secundarias. El contenido total de contaminantes en los gases de escape es de aproximadamente el 1% en volumen de los gases totales emitidos, y en un motor Otto, se agrupan en tres categorías:

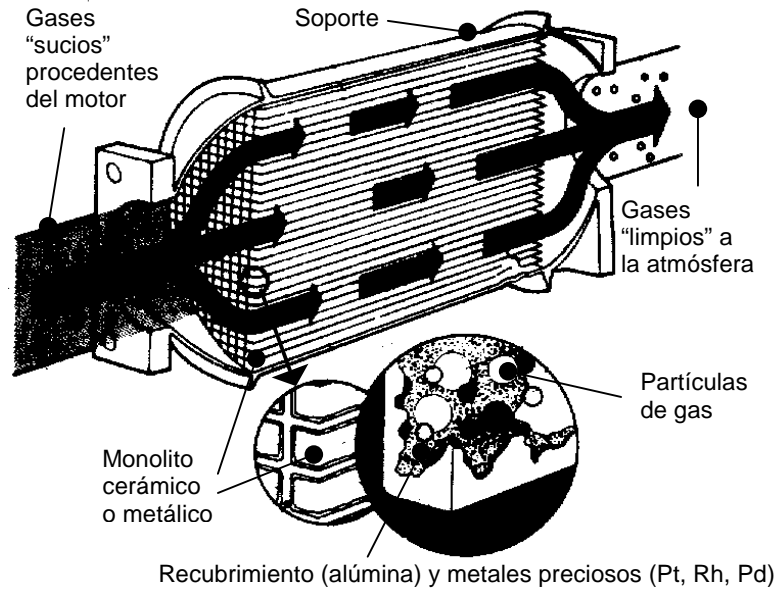
- **Monóxido de carbono (CO):** Aparece como consecuencia de una oxidación parcial. Es altamente tóxico, al impedir la aportación de oxígeno por la sangre a los tejidos del cuerpo.
- **Hidrocarburos (HC):** Proceden de la propia gasolina y del aceite sin quemar o quemados parcialmente. Son muy irritantes para los seres vivos.
- **Óxidos de nitrógeno (NOx):** Consisten en una mezcla de diferentes óxidos de nitrógeno, producidos por la oxidación del nitrógeno atmosférico como consecuencia de las altas temperaturas y presiones existentes en la cámara de combustión, lo cual favorece este tipo de reacción.



**Fig. 1.3: Limitación de las emisiones contaminantes para un vehículo con motor Otto, de cilindrada ≤1,4 l, e inercia 1130 kg**

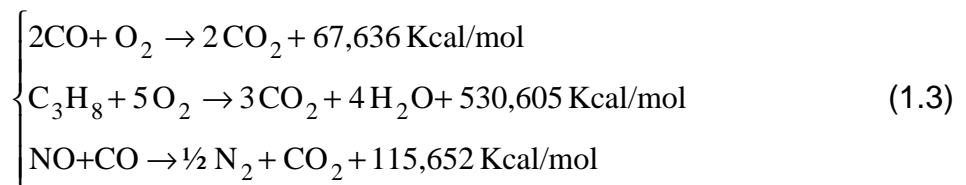
Desde que se empezó a tomar conciencia de los efectos nocivos de los gases contaminantes, nuevas leyes cada vez más exigentes han ido apareciendo de forma progresiva en distintos países, imponiendo unos límites legales a las cantidades de contaminantes emitidos por los vehículos a motor. La figura 1.3 muestra la evolución de las limitaciones en las emisiones dentro de la Unión Europea para un vehículo con motor de gasolina de cilindrada menor de 1,4 l, y una inercia equivalente de 1130 kg. No sólo se han reducido los límites, sino que los ciclos de conducción, representados en la figura sobre las llaves, han ido teniendo en cuenta primero la conducción en zona urbana (ECE 15-04), después también en zona interurbana (MVEG-A), y está previsto que se considere la fase inmediatamente después del arranque, en que el motor y el catalizador están fríos (MVEG 3). También se exige que estos límites se cumplan no sólo con un vehículo nuevo, sino cuando este haya recorrido 80.000 km. A raíz de la directiva europea 91/441 de 1991, hubo que

recurrir al catalizador como única tecnología capaz de cumplir con esas limitaciones, dado que no podían reducirse más las emisiones actuando sobre la combustión.



**Fig. 1.4: Sección del catalizador [R.A.C.C.]**

El catalizador consiste en una marmita incorporada en el tubo de escape, rellena con un monolito metálico o cerámico cuya sección transversal es de tipo panal de abeja. El interior de las celdillas está bañado en una emulsión, dispuesta en forma de pliegues para aumentar la superficie de contacto con los gases de escape, consistente en alúmina, en la cual están depositados los metales catalizadores: platino, paladio, y rodio. Estos son los encargados de transformar las sustancias nocivas procedentes de los gases de escape del motor (CO, HC, NOx) en otras inocuas (CO<sub>2</sub>, H<sub>2</sub>O, N<sub>2</sub> y O<sub>2</sub>), como consecuencia de unas reacciones a baja temperatura, a partir de 300 °C. Las reacciones químicas producidas en el interior del catalizador [Katas91Fue] son las siguientes:



De ahí puede verse que hay dos grupos de reacciones químicamente diferentes. Las dos primeras requieren una atmósfera oxidante, que se obtiene con mezclas pobres, mientras que la última necesita una atmósfera con poco oxígeno, es decir, mezclas ricas. Para que las tres puedan hallar el equilibrio lo más a la derecha posible simultáneamente, es necesario controlar la concentración de oxígeno dentro de un margen muy estrecho. Dado que la cantidad de oxígeno presente en los gases de escape depende exclusivamente del dosado de la mezcla, se comprende la necesidad de mantener siempre un dosado constante.

Se define la **eficacia** o **rendimiento de conversión** de un contaminante como la diferencia entre las concentraciones de entrada y de salida del catalizador, respecto a la concentración de entrada. La figura 1.5 representa el rendimiento de conversión de los tres contaminantes en función de  $\lambda$ . La tolerancia en el valor de  $\lambda$  que se admite para un rendimiento mínimo de conversión del 80 % en los tres contaminantes simultáneamente se denomina **ventana**, y es un valor muy pequeño, centrado justamente en el valor estequiométrico. El tamaño de la ventana suele ser del orden de  $\pm 0,3$  %, aunque varía según el tipo de catalizador y su estado; un catalizador envejecido o envenenado por plomo, donde la superficie útil de contacto entre los metales y los gases se ha reducido notablemente, tendrá una ventana mucho más estrecha que un catalizador nuevo.

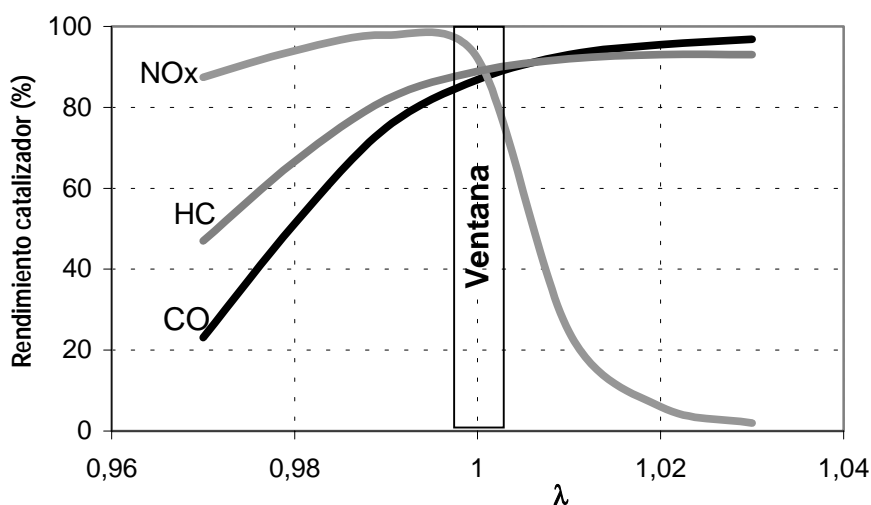


Fig. 1.5: Rendimiento de conversión de los contaminantes y ventana del catalizador

Por otro lado, el catalizador tiene partículas de Ce, las cuales le confieren la capacidad de almacenar oxígeno químicamente en forma de  $\text{CeO}_2$ . Esto significa que ligeras excursiones fuera de la ventana no sólo no son perjudiciales, sino incluso beneficiosas, siempre y cuando estas sean en el lado rico y pobre alternativamente. Este fenómeno ha sido estudiado con detalle por Falk [Falk80Thre] y Katashiba [Katas91Fue]. Cuando una mezcla rica llega al catalizador, se libera el oxígeno que previamente, por efecto de una mezcla pobre, se había almacenado, el cual se utiliza para la reacción de oxidación. Si en esta fase logra consumirse todo el oxígeno almacenado, y además coincide con la cantidad requerida, la conversión de gases será máxima. Esto implica que existe una frecuencia y amplitud óptimas de oscilación del dosado alrededor del valor estequiométrico, para un catalizador dado. La conclusión de todos los trabajos es que la oscilación admitida es de hasta el 2%, para frecuencias comprendidas entre 1 y 4 Hz.

En definitiva, lo que se debe exigir a cualquier sistema de formación de la mezcla en lo que se refiere al dosado, es que proporcione una mezcla lo más cercana posible al valor estequiométrico, habiéndose abandonado por completo el criterio de mínimo consumo y por tanto de mezcla pobre. Así pues, el objetivo queda reducido a conseguir una mezcla con un dosado  $\lambda=1$ , sin necesidad de considerar el catalizador

desde el punto de vista químico.

## 1.2. Objetivo y motivación

La presente tesis propone el diseño de un sistema avanzado de control que, basado en la técnica de redes neuronales, permita superar las dificultades que supone el control de la mezcla de aire y gasolina en un motor de explosión, que los controladores convencionales desarrollados hasta el momento no han podido.

La elección del problema ha sido motivada por la importancia que tiene hoy en día el tema de la automoción, tanto en el plano ecológico como económico, aparte de profundizar en el campo de gestión de los motores para complementar la experiencia profesional, así como el interés personal en tecnologías avanzadas de control, sobre todo en sistemas inteligentes.

Por lo tanto, se propone resolver el problema mediante la utilización de las técnicas descritas, de forma que el estudio realizado sea generalizable a otros problemas similares. El objetivo es triple.

### 1. Objetivo ecológico

Se pretende lograr un control mucho más preciso de la mezcla, sobre todo durante los transitorios, de modo que el convertidor catalítico funcione con un rendimiento óptimo de depuración de los gases contaminantes y la conductibilidad del vehículo sea correcta. Esto último tiene una repercusión importante en confort, y la imagen subjetiva de calidad que da el vehículo.

### 2. Objetivo tecnológico

Las redes neuronales son un terreno donde, a pesar de haberse avanzado mucho en la última década, tienen muchos puntos abiertos y ofrecen un gran potencial de estudio, sobre todo cuando se trata de aplicaciones de control. Aquí ofrecen una serie de ventajas respecto a los controladores clásicos:

- No se requiere un conocimiento matemático exacto de la planta para el diseño del controlador, sino tan sólo información cuantitativa, obtenida de la experimentación y del uso normal de la propia planta.
- Permiten tratar problemas de control con plantas no lineales y parcialmente desconocidas, que las técnicas convencionales no pueden o requieren una gran complejidad.
- Al desarrollar un sistema dotado de capacidad de autoaprendizaje, tan sólo será necesario el entrenamiento del controlador sobre la planta real, que en este caso equivale a un programa específico de rodaje del vehículo en banco de rodillos, y posteriormente el realizado por el propio usuario en la conducción normal. Esto permite una **personalización**: cada coche irá aprendiendo en función de la forma particular de conducción de su propietario.

### 3. Objetivo económico

Como consecuencia de lo expuesto en el punto anterior, se evita tener que realizar todo el conjunto de ensayos con prototipos en instalaciones especiales, necesarios para la determinación experimental de los parámetros en los controladores convencionales. La consecuencia es una **reducción de los plazos y costes** en el desarrollo de un nuevo motor, o de la aplicación de un motor a un nuevo vehículo.

### 1.3. Solución adoptada

La idea propuesta debe ser capaz de afrontar todas las dificultades propias del problema y cumplir los requerimientos de control vistos anteriormente.

El objetivo es eliminar el retardo en el lazo de realimentación en la medida de lo posible. Para ello se diseña un observador de estado, de modo que la salida de este sea equivalente a la salida del motor sin retardar, y pueda ser utilizada por el controlador en lazo cerrado. El proceso consta de dos etapas:

- a) Se calcula, mediante análisis en lazo cerrado del motor, el retardo puro aparente.
- b) Se aplica a una red neuronal las mismas entradas que al motor. La salida de esta red se retarda un valor igual al retardo puro calculado. De esta forma, esta señal es comparable a la salida del motor, y este hecho se aprovecha para que la red aprenda. Así se obtiene un modelo capaz de aprender la dinámica del motor sin retardo en la respuesta.

### 1.4. Aportaciones

El control de la mezcla de aire y gasolina es un problema muy complejo, que hoy en día se resuelve mediante mapas estáticos. Las técnicas neuronales ofrecen un amplio abanico de posibilidades, siendo al mismo tiempo un campo donde queda mucho por descubrir. Así pues, las aportaciones realizadas se resumen en los siguientes puntos:

- Revisión exhaustiva del estado del arte en el apartado de control de la mezcla.
- Modelado de la formación de la mezcla en un motor de gasolina, a partir de modelos físicos y resultados experimentales. El análisis en profundidad del problema a través del modelo, permite comprender mejor las dificultades que plantea, y que la literatura existente contempla sólo en parte.
- Desarrollo de un montaje experimental, para el ajuste de determinados parámetros, y la posterior validación global del modelo.
- Estudio comparativo de diferentes controladores convencionales, y con ello análisis del problema de la formación de la mezcla desde el punto de vista de control.

- Estudio de la capacidad de diferentes tipos de red neuronal *feedforward* y recurrente para la identificación del motor como sistema dinámico.
- Desarrollo de un nuevo tipo de red recurrente, a partir de la modificación de la red de Elman, optimizada para la identificación de sistemas multientrada donde las características dinámicas son muy diferentes para cada una de las entradas, con factores de memoria adaptables por separado y factor de aprendizaje variable.
- Desarrollo de un controlador con un gran ancho de banda, utilizando la red neuronal creada, sin incrementar la complejidad física de la planta e incluso reduciendo el número de sensores.
- Aplicación del control a un caso real mediante simulación, utilizando el modelo no lineal desarrollado en esta tesis. En general, los casos hallados en la literatura se limitan a modelos muy simples, normalmente lineales.

## 1.5. Organización de la tesis

Continuando con la introducción expuesta en el presente capítulo, se dedica el **capítulo 2** al estudio del fenómeno de la formación de la mezcla, efectuándose una recopilación de la literatura existente sobre el tema, en dos grandes apartados: fundamentos teóricos y tendencias en control.

En el **capítulo 3** se efectúa una revisión de modelos del motor en diferentes publicaciones, y se desarrollan los seis submodelos: combustible, aire, admisión de la mezcla, combustión, medición de  $\lambda$  y dinámica del coche. La identificación de los parámetros correspondientes se realiza en los diferentes apartados. Por último, se valida el modelo global comparando los resultados de la simulación con el modelo y los obtenidos experimentalmente, al aplicar 6 conjuntos de datos de entrada, realizados en diferentes marchas (3ª, 4ª y 5ª).

El diseño de un controlador convencional para el análisis del modelo como planta a controlar, se realiza en el **capítulo 4**, donde se desarrolla en primer lugar el controlador *feedforward*, y posteriormente el *feedback*. El controlador *feedforward* se ajusta tanto en lazo abierto como cerrado. La sintonía del controlador *feedback* se realiza igualmente en lazo cerrado, y mediante análisis de la planta en lazo abierto. Primero se cierra el lazo con la sonda de dos estados (EGO), y después con la sonda continua (UEGO). De ello se extrae la información referente al comportamiento dinámico del motor, y se compara con los resultados obtenidos experimentalmente.

En el **capítulo 5** se diseña el controlador avanzado, basado en la red neuronal que configura el observador. En primer lugar se definen las señales de excitación, que se usarán para la identificación del motor mediante diferentes técnicas. Luego se realiza un estudio de modelos de entrada-salida para comprobar su capacidad de identificación de la planta, y la determinación de parámetros fundamentales, tales como el orden del sistema y el retardo aparente. Posteriormente se estudia la

identificación de la planta con diferentes tipos de red neuronal *feedforward* y recurrente, mediante entrenamiento *off-line*. Se desarrolla un nuevo tipo de red recurrente, objeto de esta tesis, y se compara con las anteriores. Finalmente se cierra el lazo de control con todas las redes, y se analiza el comportamiento del conjunto en lazo cerrado, comparando los resultados con los obtenidos en el capítulo 3.

En el **capítulo 6**, se extraen las conclusiones del trabajo, y se plantean una serie de temas abiertos para la continuación de este.

Se incluyen dos **anexos**. En el primero de ellos se muestra la instalación experimental utilizada para la toma de datos, y las características del motor y el vehículo usados. El segundo es un listado de todas las referencias bibliográficas que aparecen a lo largo de la tesis.

El esquema de la página siguiente resume con la ayuda de diagramas de bloques la organización de la tesis. Los diferentes colores corresponden a los distintos capítulos.



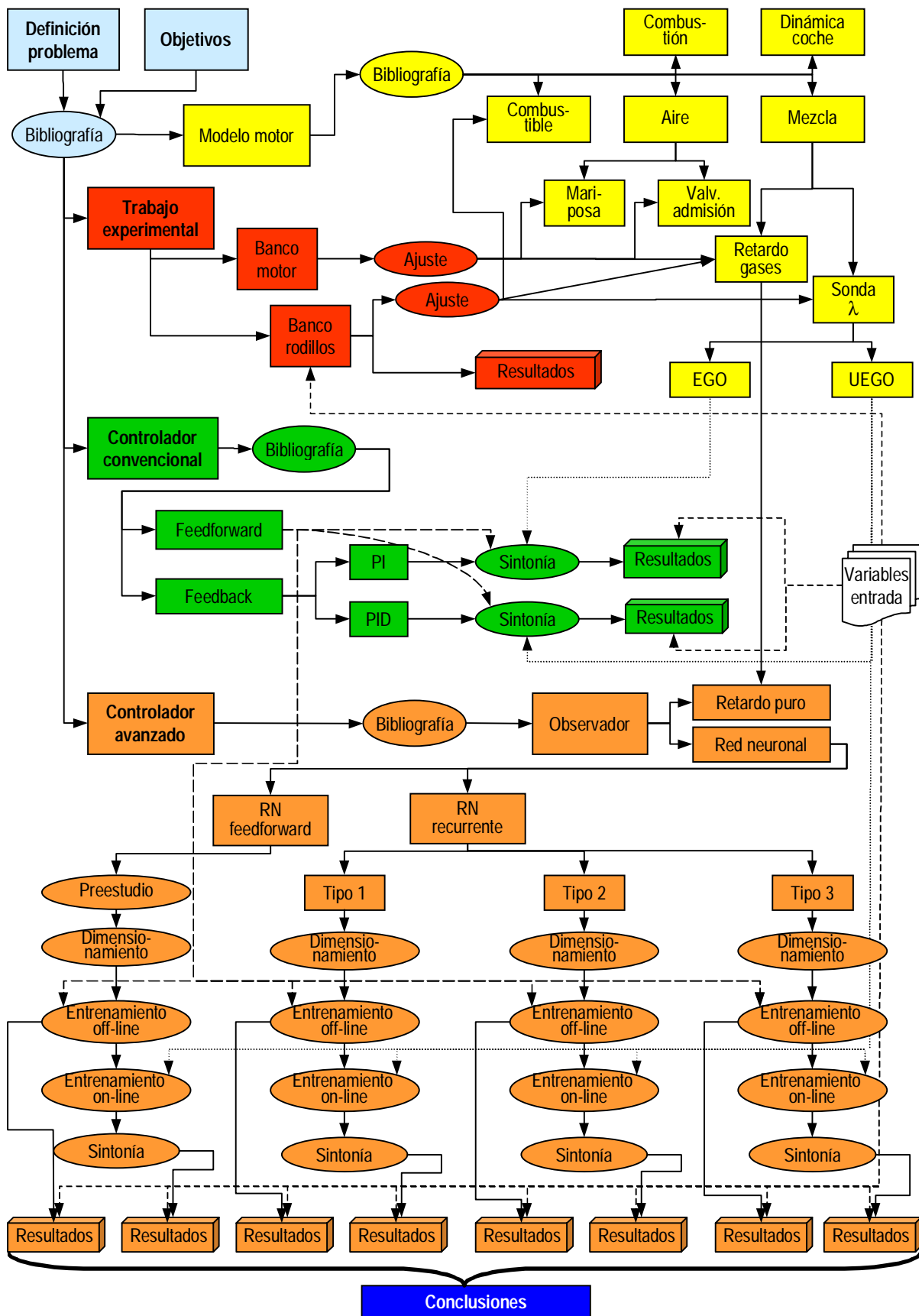


Fig. 1.6: Organización de la tesis



# **Capítulo 2:**

## **Fundamentos del control de la mezcla**

### **2.1. Fenomenología de la formación de la mezcla**

#### **2.1.1. Aportación del aire**

##### **2.1.1.1. Propiedades del aire**

El oxígeno necesario para formar la mezcla combustible se toma en la práctica del aire atmosférico. El aire es un gas formado por varios componentes, siendo los más importantes de ellos el nitrógeno y el oxígeno, que juntos constituyen un 98,7% en masa del total. Se puede afirmar que hasta aproximadamente 15 km de altitud, la composición del aire es la mostrada por la siguiente tabla:

Gas	% volumen	% masa	Peso molecular (g)
N <sub>2</sub>	78,09	75,52	28,02
O <sub>2</sub>	20,95	23,15	32
Ar	0,93	1,28	39,95
CO <sub>2</sub>	0,03	0,05	44,01
Ne	0,0018	0,0012	20,18
He	0,0005	0,00007	4,003
Kr	0,0001	0,0003	83,80
Xe	0,000009	0,00004	131,3
H <sub>2</sub>	0,00005	0,000004	2,016
Aire seco	100	100	28,96

Tabla 2.1: Composición del aire seco [Lenz90Gemi]

En el caso de aire seco, la densidad se calcula en función de la presión y la temperatura atmosféricas de la siguiente forma:

$$\rho(P, T) = 1,2928 \cdot \frac{P}{1013} \cdot \frac{273}{273 + T} \quad (2.1)$$

La dependencia de las propiedades anteriores con la altitud, válida hasta 11 km, es:

$$\begin{aligned} T &= 15 - 0,0065 \cdot h \\ P &= 1013 \cdot \left( 1 - \frac{0,0065}{288} \cdot h \right) \end{aligned} \quad (2.2)$$

donde  $P$  es la presión en mbar,  $T$  la temperatura en °C,  $h$  la altitud en m sobre el nivel del mar, y  $\rho$  la densidad en kg/m<sup>3</sup>. Si se considera la humedad ambiental, entonces la densidad se ha de corregir:

$$\rho_{\text{húmedo}} = \rho_{\text{seco}} \cdot \left( 1 - 0,378 \cdot h_{\text{rel}} \cdot \frac{P_{\text{sat}}}{P} \right) \quad (2.3)$$

siendo  $h_{\text{rel}}$  la humedad relativa, y  $P_{\text{sat}}$  la presión de saturación de vapor, a la presión y temperatura consideradas.

El oxígeno está presente en una proporción del 20,95% en volumen, y del 23,15% en peso, si se trata de aire seco al nivel del mar. Puede considerarse constante hasta una altura de 15 km, a partir de la cual desciende 0,2% en volumen cada km.

### 2.1.1.2. Dosificación del aire

El llenado de los cilindros se produce por aspiración, durante la carrera descendente del pistón mientras la válvula de admisión está abierta, o bien comprimiendo previamente el aire, lo que se denomina sobrealimentación. A diferencia de un

motor Diesel, el motor Otto sólo puede regular la carga mediante la cantidad de mezcla introducida y quemada en el cilindro. Dado que el dosado ha de ser constante, el trabajo realizado por ciclo es función directa de la masa de aire, o lo que es lo mismo, la potencia desarrollada es función del caudal másico de aire.

La forma de regular el caudal de aire es mediante una válvula de mariposa, colocada en el colector de admisión, y accionada a voluntad por el conductor mediante el pedal del acelerador. La mariposa crea una pérdida de carga variable, de modo que aguas arriba la presión existente es aproximadamente la atmosférica, mientras que aguas abajo será siempre menor.

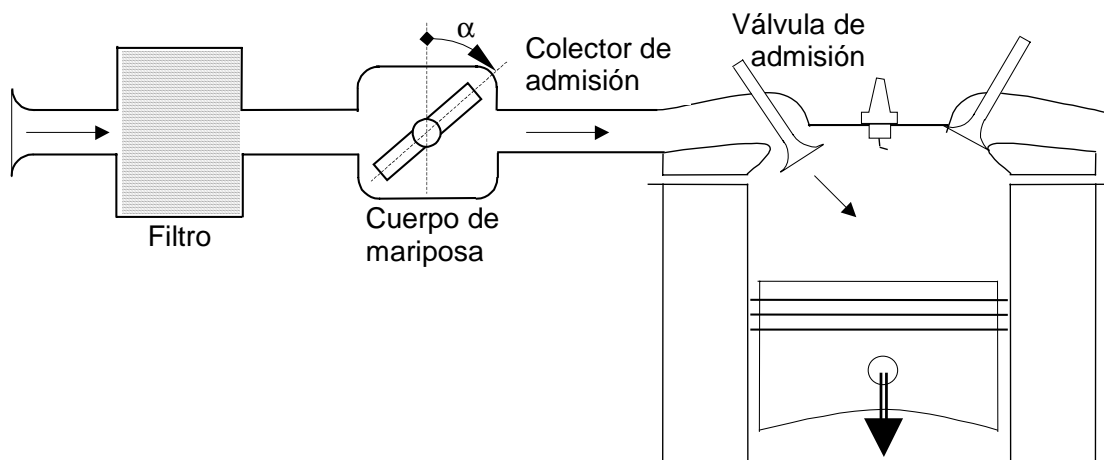


Fig. 2.1: Sistema de admisión de aire

Una válvula de mariposa dispuesta en un conducto cilíndrico viene caracterizada por la siguiente tabla:

$\alpha$	$K$	$\alpha$	$K$	$\alpha$	$K$	$\alpha$	$K$
0	$\infty$	35	58,8	55	6,22	75	0,90
20	750	40	32,6	60	3,91	85	0,52
25	256	45	18,7	65	2,52	85	0,24
30	118	50	10,8	70	1,54	90	0

Tabla 2.2: Factor de pérdida de carga en la válvula de mariposa

siendo  $K$  el factor de pérdida de carga en la fórmula

$$\Delta h = K \frac{v^2}{2g} \quad (2.4)$$

$\Delta h$  la pérdida de carga,  $v$  la velocidad media en la sección normal del tubo, y  $g$  la aceleración de la gravedad. Se observa la poca linealidad resultante, aunque por su sencillez de accionamiento y buena estanqueidad es la utilizada normalmente para

la dosificación de los motores.

El grado de llenado del motor se mide con el parámetro denominado **rendimiento volumétrico** ( $\eta_{vol}$ ). Representa el volumen de aire admitido en cada ciclo, respecto al teóricamente admisible, el cual coincide por definición con la cilindrada.

$$\eta_{vol} = \frac{V_a}{V} = \frac{m_a}{\rho_{adm} V} = \frac{R T_{adm}}{P_{adm} V} m_a \quad (2.5)$$

$V_a$  y  $m_a$  representan respectivamente el volumen y la masa de aire admitido;  $\rho_{adm}$ ,  $T_{adm}$  y  $P_{adm}$  son la densidad, temperatura y presión del aire en el colector de admisión, y  $V$  la cilindrada. Dado que las condiciones se miden aguas abajo de la mariposa, quedan incluidas las pérdidas de carga existentes en el colector y la válvula de admisión, pero no se tiene en cuenta la producida en la mariposa ni en el filtro. Si las condiciones se refieren al aire atmosférico en lugar de a la admisión, se habla de **rendimiento volumétrico global**, que es un valor mucho más pequeño en general, puesto que comprende todas las pérdidas de carga, incluida la mariposa.

El rendimiento volumétrico es el resultado de una serie de factores, tanto de diseño como de funcionamiento. Taylor [Taylor90The] analiza la dependencia con estos últimos factores, que son los únicos que hay que considerar si se trata de un motor concreto.

- **Número de Mach.** Se define como el cociente entre la velocidad en la mínima sección de la válvula, y la velocidad del sonido en las mismas condiciones. Es una función decreciente.
- **Cociente de presiones,** entre el escape y la admisión. Es una función lineal y decreciente, con una pendiente función de la relación de compresión del motor.
- **Número de Reynolds.** Es una medida adimensional de las fuerzas de inercia y viscosas. La influencia es pequeña.
- **Dosado.** Permanece constante hasta  $\lambda=1,2$ , valor a partir del cual aumenta linealmente.
- **Temperatura de admisión.** Aumenta con un factor  $\frac{1}{2}$ . Este parámetro depende de los cambios de fase que se produzcan en el combustible. Una gran vaporización hace descender la temperatura, y consecuentemente el rendimiento volumétrico.

Entre los factores de diseño, los principales son el diagrama de distribución, que representa la alzada de las levas en función del ángulo de cigüeñal, la relación de compresión, la relación carrera-diámetro del cilindro, y en general la geometría de los sistemas de admisión y escape.

## 2.1.2. Aportación del combustible

### 2.1.2.1. Propiedades de la gasolina

#### □ Composición

El combustible más habitual es la gasolina, consistente en las fracciones obtenidas por destilación del petróleo, a temperaturas comprendidas entre 20 y 150 °C. Está constituida por una mezcla de hidrocarburos en estado líquido para condiciones ambientales normales. Estos hidrocarburos pueden clasificarse desde el punto de vista químico en [Pisch88Ver]:

- **Parafinas** o **alcanos**: Están formados por cadenas saturadas unidas por enlaces simples, y responden a la fórmula  $C_nH_{2n+2}$ . Las cadenas pueden tener forma lineal (parafinas normales), como el n-heptano  $C_7H_{16}$ , o ramificada (isoparafinas), como el caso del iso-octano  $C_8H_{18}$ .
- **Olefinas**: Son cadenas insaturadas, con algún enlace doble. Se formulan como  $C_nH_{2n}$  (monoolefinas o **alquenos**) si tienen un enlace doble, y como  $C_nH_{2n-2}$  (diolefinas o **alcadienos**) si tienen dos enlaces dobles.
- **Naftenos** o **cicloalcanos**: Son cadenas anulares, con enlaces simples y fórmula  $C_nH_{2n}$ .
- **Aromáticos**: Son también cadenas anulares, pero con enlaces dobles. La base es el benceno ( $C_6H_6$ ), que tiene tres enlaces dobles.

#### □ Densidad

La densidad de un hidrocarburo depende de su composición, y aumenta con el número de carbonos, como muestra el gráfico 2.2. Una gasolina comercial tiene una densidad de  $\rho_{20}=0,73\div 0,78\text{ kg/dm}^3$ , a 20 °C. La dependencia de la densidad con la temperatura del combustible (en °C) se puede representar de la siguiente forma:

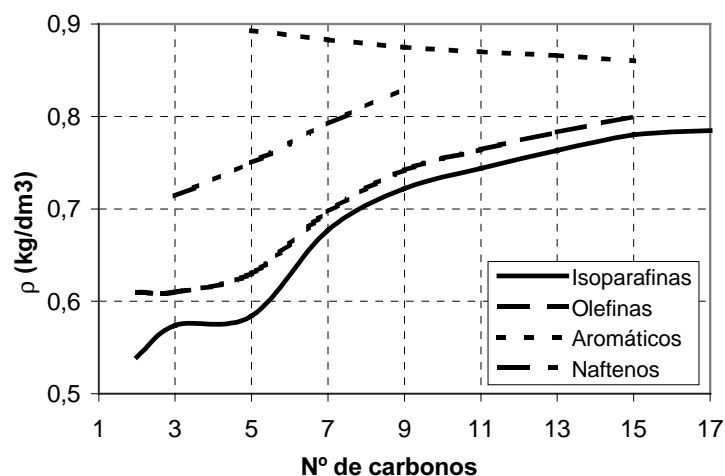


Fig. 2.2: Densidad de un hidrocarburo en función del número de carbonos a 20 °C [Pisch88Ver]

$$\rho(T) = \rho_{20} + 0,00075 \cdot (20 - T) \quad (2.6)$$

### □ Poder calorífico

El poder calorífico utilizado para las gasolinas es el inferior, dado que el agua resultante de la combustión se considera en forma de vapor. La relación con la estructura molecular y el número de carbonos queda reflejada en la gráfica 2.3. Los valores habituales para las gasolinas oscilan entre 40,2 MJ/kg (benceno) y 45,4 MJ/kg (n-pentano).

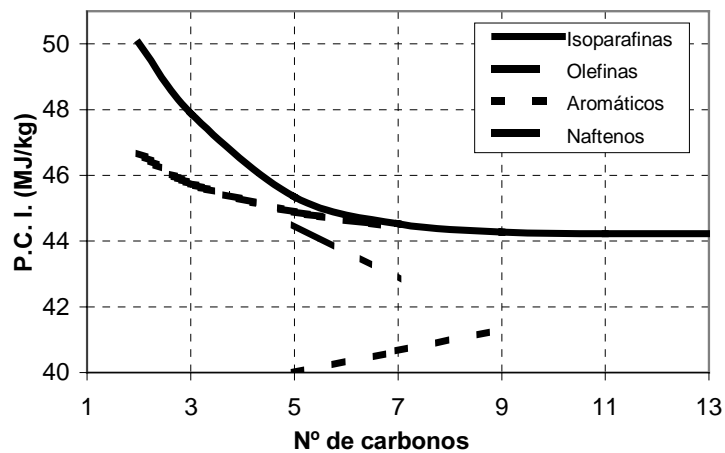


Fig. 2.3: Poder calorífico inferior de un hidrocarburo en función del número de carbonos [Pisch88Ver]

### □ Volatilidad

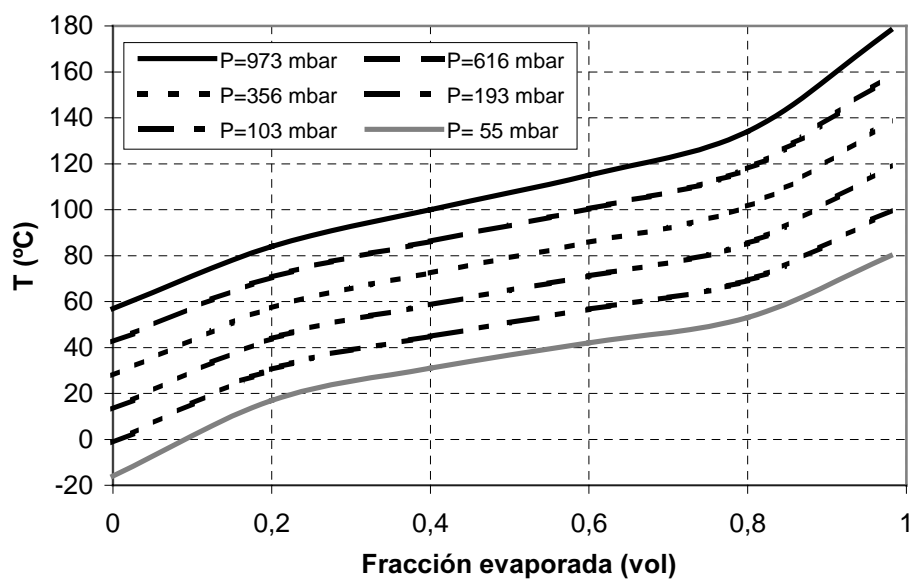


Fig. 2.4: Curva de destilación de la gasolina a diferentes presiones y temperaturas [Lenz90Gemi]



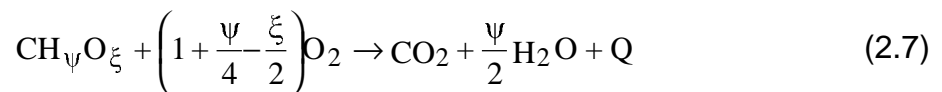
La gasolina es un fluido que mantiene siempre un equilibrio entre la fase líquida y de vapor. Dado que no se trata de un compuesto puro, la temperatura de ebullición de la gasolina no es un punto único, sino que depende de cada hidrocarburo que forma parte de su composición; en general es más alta cuanto mayor es el número de carbonos presentes. La gráfica 2.4 [Lenz90Gem] representa la curva de destilación para una gasolina comercial, donde figura la fracción en volumen evaporada, a distintas presiones y temperaturas.

#### □ Dosado estequiométrico

Considerando una gasolina cuya fórmula genérica es  $C_xH_yO_z$ , se definen los siguientes parámetros:

$$\begin{aligned}\psi &= y/x = (12,01/1,008) \cdot (H/C)_{\text{másica}} && \text{relación atómica hidrógeno/carbono} \\ \xi &= z/x = (12,01/16) \cdot (O/C)_{\text{másica}} && \text{relación atómica oxígeno/carbono}\end{aligned}$$

Entonces, la fórmula química de combustión completa es:



En este caso, se define el **dosado estequiométrico** (AFR<sub>e</sub>) como la relación entre el caudal másico de aire y de combustible estequiométricamente necesario para su combustión completa, según la fórmula anterior. Teniendo en cuenta que el aire contiene un 20,95 % en volumen de O<sub>2</sub>, la combustión de 1 mol de combustible requiere:

$$\frac{100}{20,95} \left(1 + \frac{\psi}{4} - \frac{\xi}{2}\right) = 4,773 \left(1 + \frac{\psi}{4} - \frac{\xi}{2}\right)$$

moles de aire. Para convertir los moles en masa de aire y gasolina:

$$1 \text{ mol aire} = 28,96 \text{ g}$$

$$1 \text{ mol gasolina} = (12,01 + 1,008 \psi + 16 \xi) \text{ g}$$

Dividiendo la masa de aire por la masa de gasolina resulta:

$$AFR_e = \frac{28,96 \cdot 4,773 \cdot \left(1 + \frac{\psi}{4} - \frac{\xi}{2}\right)}{12,01 + 1,008 \cdot \psi + 16 \cdot \xi} \quad (2.8)$$

Teniendo en cuenta que un valor habitual es  $\psi=6,1 \div 6,2$  y  $\xi=0$ , se obtiene que AFR<sub>e</sub> está comprendido entre 14 y 15, típicamente 14,7.

#### □ Propiedades de la gasolina Eurosuper

En el caso de la gasolina Eurosuper comercial, los parámetros más característicos se resumen a continuación:

Densidad a 20 °C [kg/m <sup>3</sup> ]	0,75
Presión de vapor Reid a 37,8 °C [bar]	0,6...0,9
Calor latente de vaporización [kJ/kg]	420
Viscosidad cinemática [cSt]	0,7
Poder calorífico inferior (líquido) [MJ/kg]	42,5...43,5
Número de octano Research	>95
Número de octano Motor	>85

Tabla 2.3: Propiedades de la gasolina Eurosuper comercial

### 2.1.2.2. Dinámica del combustible

Con independencia del sistema de formación de la mezcla, siempre se suceden unas fases desde que se aporta el combustible a la corriente de aire, en el colector de admisión, hasta que este entra en la cámara de combustión. En primer lugar se debe introducir el chorro de combustible, bien sea por succión (carburación), o mediante presión (inyección). Este combustible se pulveriza en forma de minúsculas gotas, las cuales se pueden descomponer en dos fases: líquido y vapor. La fracción de vapor penetra en el interior del cilindro tan pronto como le es posible, al igual que las gotas, arrastradas por la corriente de aire, mientras que la fracción líquida avanza muy lentamente. No obstante, parte de la fracción líquida vuelve a vaporizarse, de modo que mientras la válvula de admisión esté abierta, penetrará en el cilindro gasolina tanto líquida como en fase de vapor. El cuadro de la figura 2.5 resume todos los estados y fenómenos que se suceden, los cuales se describen en los apartados sucesivos.

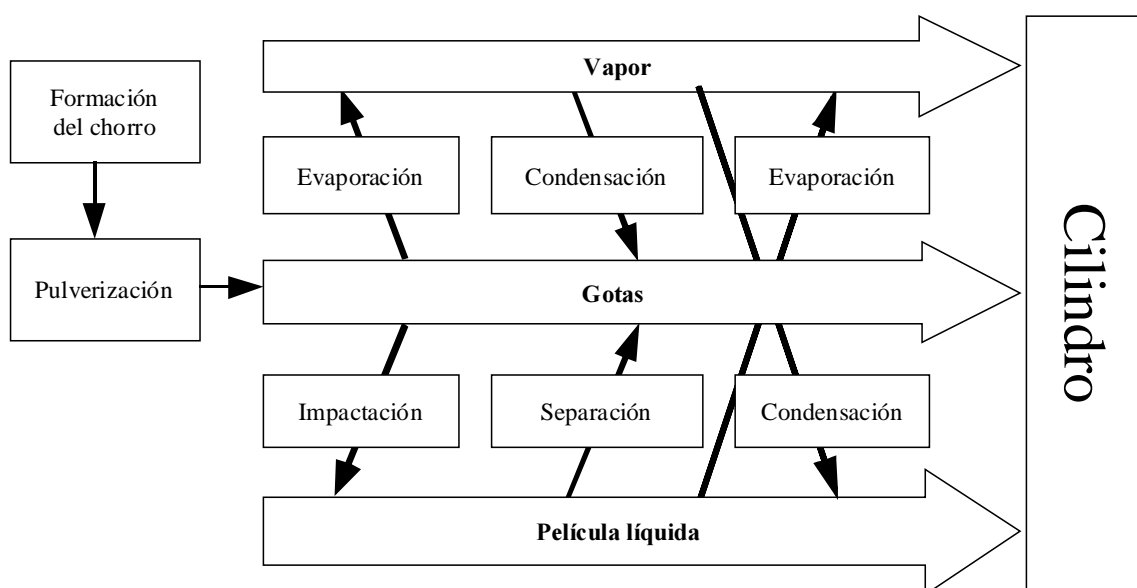


Fig. 2.5: Evolución de las fases del combustible, en el colector de admisión [Lenz90Gemi]

### 2.1.2.3. Formación del chorro

Desde que se abandonó el carburador, el único dispositivo empleado para la formación de la mezcla es el inyector, representado de forma esquemática en la figura 2.6. La particularidad más importante reside en que la cantidad de combustible aportado es totalmente independiente del caudal de aire, a diferencia de los carburadores, en los que ambos caudales están ligados por diversas leyes físicas.

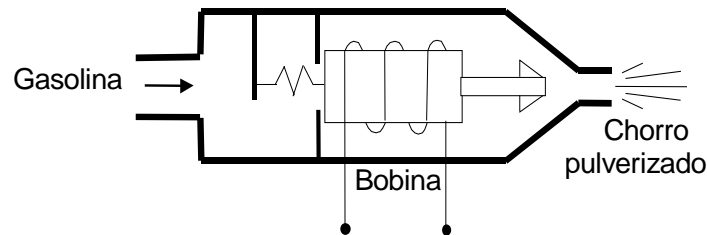


Fig. 2.6: Inyector de gasolina

La inyección se produce al llegar el combustible presurizado al inyector, gracias a una bomba eléctrica situada en el depósito. Una aguja, cuya punta es presionada contra el extremo del inyector por la acción de un muelle, bloquea los orificios de salida e impide la salida del combustible. Sólo cuando llega una señal eléctrica de la centralita, un electroimán vence la fuerza del muelle y levanta la aguja, dejando al descubierto los orificios. El número, tamaño y posición de estos permite lograr un chorro de combustible pulverizado, el cual se unirá a la corriente de aire que llega a través del colector de admisión, formando de esta manera la mezcla combustible. Es importante poder mantener constante la presión de alimentación respecto a la punta del inyector, o lo que es lo mismo respecto a la presión existente en el colector de admisión, lo cual se logra mediante un regulador de presión tarado. La gasolina sobrante es devuelta al depósito.

Atendiendo a diferentes criterios, se pueden clasificar los sistemas de inyección de la siguiente forma:

#### □ Por el número de inyectores

- **Monopunto** o central: un solo inyector para todos los cilindros, aguas arriba de la mariposa. Es en realidad una evolución del carburador, ya que comparte bastantes de sus ventajas e inconvenientes.
- **Multipunto**: un inyector por cilindro, aguas abajo de la mariposa. Esto permite acercar lo máximo posible la inyección a la cámara de combustión, con lo que el efecto de pared del combustible se reduce y la respuesta dinámica y en frío es mucho más precisa, aparte de permitir un rendimiento volumétrico más elevado. Los inyectores van alojados en una galería o regleta, que es la encargada de distribuir el combustible presurizado a los distintos inyectores. La figura 2.7 muestra ambos sistemas.

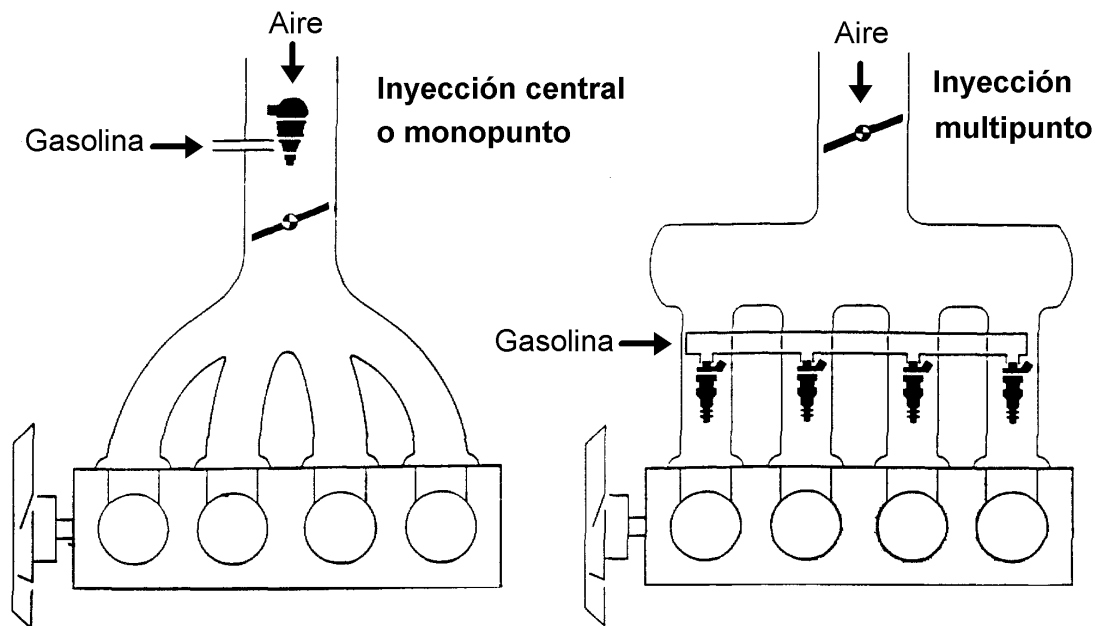


Fig. 2.7: Inyección monopunto y multipunto [Bosch90Man]

□ **Por el sincronismo de la inyección**

- **Simultánea:** todos los inyectores se abren a la vez. La gestión es más simple.
- **Secuencial:** cada inyector se abre en el momento óptimo que corresponde a cada cilindro respectivo, algo antes de que comience a abrir la válvula de admisión. Con ello se consigue una distribución de la mezcla más exacta, lo cual redundaría en un menor riesgo de detonación y menores emisiones de contaminantes. Requiere una capacidad de cálculo mucho mayor, pero debido al imparable avance de la electrónica, los sistemas digitales actuales ofrecen una capacidad sobrada.

□ **Por la posición del inyector**

- **Directa:** dentro de la cámara de combustión. Requiere presiones muy altas, de más de 100 bar.
- **Indirecta:** en el colector de admisión o la culata, sobre la válvula de inyección. Es la más generalizada.

□ **Por la regulación del caudal**

- **Continua:** el inyector produce un caudal variable continuo, regulado por tensión o por presión. En desuso.
- **Discontinua:** el inyector recibe un tren de pulsos de una determinada duración, por lo que está o bien totalmente abierto, o bien totalmente cerrado. Es la utilizada hoy en día.

#### 2.1.2.4. Pulverización

El chorro de combustible introducido en el colector de admisión choca contra la corriente de aire que llega a través de la válvula de mariposa, a consecuencia de lo cual se pulveriza en pequeñas gotas. Para que esto suceda, se necesita una energía mínima, la cual tiene diversas procedencias:

- Energía aportada en la inyección (geometría, velocidad, turbulencia).
- Energía del aire en el que se inyecta (velocidad, presión y temperatura).

El objetivo es formar una mezcla bien pulverizada, para facilitar la posterior vaporización. El grado de pulverización se mide por el **tamaño medio de la gota**. Un tamaño pequeño favorece la combustión por un contacto más íntimo entre las moléculas de combustible y las de oxígeno. El tamaño final de la gota es el resultado del equilibrio dinámico entre dos fenómenos: atomización y coalescencia. La **atomización** es la tendencia a disgregarse una gota en gotas más pequeñas, debido a la energía del choque; la **coalescencia**, al contrario, tiende a agrupar las gotas en otras de mayor diámetro, a causa de la menor energía superficial obtenida así.

El proceso físico de formación del chorro a la salida del inyector es un fenómeno muy complejo, que viene descrito por varios autores: Kim [Kim91Three], Chen [Chen91A No], Yang [Yang91Non-], Gonor [Gonor84Spr], Kawasaki [Kawas Ana], Hirao [Hirao87Pre], Lenz [Lenz90Gemi], Giménez [Gimén97Car] .

De forma general, puede decirse que los principales factores que influyen en la pulverización del chorro son:

- **Características del combustible:** densidad, viscosidad, presión de vapor, presión de inyección, velocidad de salida.
- **Características del aire:** densidad, viscosidad, presión, velocidad.
- **Características comunes del aire y el combustible:** tensión superficial.
- **Características del inyector:** geometría de los orificios.

Todos los aspectos anteriores, se resumen en dos números adimensionales: **Reynolds** y **Weber**. El número de Reynolds considera la geometría del inyector y la turbulencia producida en este:

$$Re = \frac{v \cdot d}{\nu_f} \quad (2.9)$$

siendo  $v$  la velocidad de salida del combustible [ $m^2 s^{-1}$ ],  $d$  el diámetro característico del inyector [m], y  $\nu_f$  la viscosidad cinemática del combustible [ $m^2 s^{-1}$ ]. El número de Weber tiene en cuenta la dificultad a la penetración de las gotas que ofrece el aire:

$$We = \frac{d_g \rho_a v_{rel}^2}{\sigma} \quad (2.10)$$

donde  $\rho_a$  es la densidad del aire [ $\text{kg m}^{-3}$ ],  $v_{rel}$  la velocidad relativa combustible-aire [ $\text{m s}^{-1}$ ], y  $d_g$  el diámetro medio de las gotas de combustible [m].

Así pues, está demostrado que la pulverización total se produce cuando se cumplen dos condiciones, cuyos valores umbral dependen del autor [Gimén97Car]:

$$\begin{aligned} We &> 3,6 \div 8,4 \\ \frac{We}{\sqrt{Re}} &> 0,5 \end{aligned} \quad (2.11)$$

### 2.1.2.5. Introducción en el cilindro

Una vez se dispone de una determinada cantidad de combustible pulverizado en el colector de admisión, las gotas pueden entrar directamente en el cilindro si encuentran la válvula de admisión abierta. En la práctica, la inyección suele finalizar un cierto ángulo ( $\approx 60^\circ$  de cigüeñal) antes de que comience a abrirse la válvula, con objeto de permitir que las gotas tengan tiempo de vaporizarse y así se logre una mezcla mucho más homogénea entre el aire y el combustible. Sin embargo, otra parte de la gasolina se deposita en las paredes del colector, la mariposa (en el caso de inyección central), el conducto y la válvula de admisión, lo cual se denomina “**efecto de película de pared**”. La masa de líquido depositado en la película es función de los siguientes parámetros [Serra89Spr]:

- Temperatura del combustible.
- Densidad y viscosidad del combustible.
- Velocidad, presión y temperatura del aire.
- Tiempo y fase del proceso de admisión (velocidad del motor).
- Superficie de vaporización.

Durante el funcionamiento en régimen estacionario del motor, la masa de líquido es constante. Ahora bien, cuando la presión y la temperatura en el colector se ven alteradas, como sucede al variar la carga del motor o cuando todavía no se ha alcanzado la temperatura de trabajo, el equilibrio se desplaza en un sentido u otro, modificando así el dosado de la mezcla que llega a los cilindros.

En el caso de una aceleración, en que la mariposa se abre, aumenta la presión en el colector, desplazándose el equilibrio hacia la fase líquida. Esto produce un empobrecimiento brusco de la mezcla, que deberá ser compensado aportando una cierta cantidad adicional de combustible en el colector en el momento de la aceleración.

Por el contrario, al cerrarse la mariposa en las retenciones, la presión en el colector disminuye y el equilibrio se desplaza hacia la fase gaseosa. La mezcla, además de ser excesivamente rica, no se quema bien, por lo que habrá que actuar empobreciendo e incluso suprimiendo totalmente el combustible (*cut-off*) si no se quiere que la gasolina se queme en el catalizador y este quede irremisiblemente destruido. Para mantener el dosado constante, se debe compensar en sentido contrario.

Este combustible líquido tiene dos formas de llegar hasta el cilindro. La primera de ellas es por paso a fase de vapor, el cual se une al combustible que tras la pulverización se había vaporizado directamente. La otra es por transporte o avance lento de la película.

#### □ Vaporización

La vaporización del combustible se debe a la suma de dos fenómenos.

- **Evaporación o vaporización conductiva:** Cuando el combustible choca con una superficie caliente, se comienzan a desprender las fracciones con un punto de ebullición más bajo.
- **Vaporización convectiva:** Se produce debido a la turbulencia del medio, principalmente sobre la película de combustible líquido depositada en las paredes. Según Servati [Serva89Spr], la cantidad de gasolina vaporizada de este modo es función de los siguientes factores:
  - Temperatura del combustible.
  - Presión de vapor en la superficie del combustible.
  - Velocidad, presión y temperatura del aire.
  - Tiempo del proceso de admisión (velocidad del motor).
  - Superficie de vaporización.

#### □ Transporte

La película avanza muy lentamente hacia el cilindro, con una velocidad resultado de dos fuerzas: la de arrastre de la corriente de aire en la superficie del líquido, y la de rozamiento con las paredes del colector. Con la hipótesis de que la gasolina es un fluido Newtoniano y que avanza con régimen laminar, se obtiene un gradiente de velocidades a lo largo de una sección transversal, como se observa en la figura 2.8. Suponiendo que el colector de admisión tiene forma cilíndrica:

$$\tau = \eta_f \frac{dv}{dr} \quad (2.12)$$

donde  $\tau$  es la tensión cortante en la superficie de la película [ $\text{N m}^{-2}$ ],  $\eta_f$  la viscosidad dinámica del combustible [ $\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-1}$ ], y  $v$  la velocidad de la película [ $\text{m s}^{-2}$ ] a una distancia  $r$  desde la pared hasta la sección considerada.

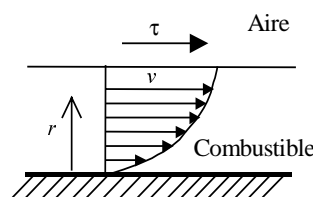


Fig. 2.8: Distribución de velocidades en la película de combustible [Lenz90Gemi]

## 2.2. Problemática de la gestión de la inyección

### 2.2.1. Fundamentos del control lambda

Una de las dificultades más importantes hoy en día en la gestión de un motor Otto es el control de la mezcla de aire y gasolina. Como se ha visto, la proporción de aire y combustible ha de mantenerse en todo momento dentro de unos límites bastante estrechos, lo cual no puede lograrse mediante un carburador. Los primeros sistemas de inyección conseguían formar una mezcla con un dosado mucho más preciso que un carburador, aunque no lo suficiente como para cumplir las limitaciones legales de emisiones. Ahora bien, la evolución de los controladores digitales y los ordenadores permitió aplicar algoritmos de control a los sistemas de inyección, por la facilidad de gobernar la cantidad de gasolina mediante una señal de pulsos. Nació así el denominado **control lambda** en lazo cerrado, por ser  $\lambda$  la variable controlada.

Un sistema de inyección consiste en un conjunto de sensores y actuadores, destinados a satisfacer los requerimientos de la mezcla en todo instante. La característica más importante es que no existe ningún fenómeno físico, como en el caso del carburador, que relacione el caudal de combustible con el caudal de aire.

El aire se introduce a través del filtro en el colector de admisión, y se dosifica mediante la válvula de mariposa. Esta suele ir gobernada directamente por el pedal del acelerador mediante un cable, aunque ya existen sistemas que disponen de mariposa accionada por un motor eléctrico, a través de la señal que llega de la centralita, la cual recoge la consigna de un potenciómetro instalado en el acelerador.

Por otro lado llega el combustible, que dentro del colector de admisión se une al aire, y esta mezcla es la que se introduce en el cilindro. Una centralita recibe la información de todos los sensores, y elabora la señal que ha de llegar al inyector, el cual debe aportar la cantidad necesaria para formar una mezcla en la proporción estequiométrica. No obstante, el hecho de utilizar un alto número de sensores supone una serie de problemas:

- No proporcionan el valor real de la variable medida, sino una aproximación.
- El valor no se obtiene de forma instantánea, sino tras un cierto retardo.
- Desde el punto de vista frecuencial, actúan como filtros pasabajo.
- Con el envejecimiento, se descalibran.
- A veces, por dificultades físicas, no pueden colocarse en el punto exacto donde interesa medir, sino en una posición diferente.

Por este motivo, dado el pequeño tamaño de la ventana del catalizador, no es suficiente con un sistema como el descrito, sino que es necesario contar con la información del valor efectivo de  $\lambda$ , medido en los gases de escape y antes del catalizador. Mediante un algoritmo de control se cierra el lazo, y la centralita actúa con una acción correctiva, que partiendo del valor de  $\lambda$  recién medido, compense el valor calculado de la señal del inyector, para obtener una mezcla exactamente



estequiométrica, según se representa en la figura siguiente.

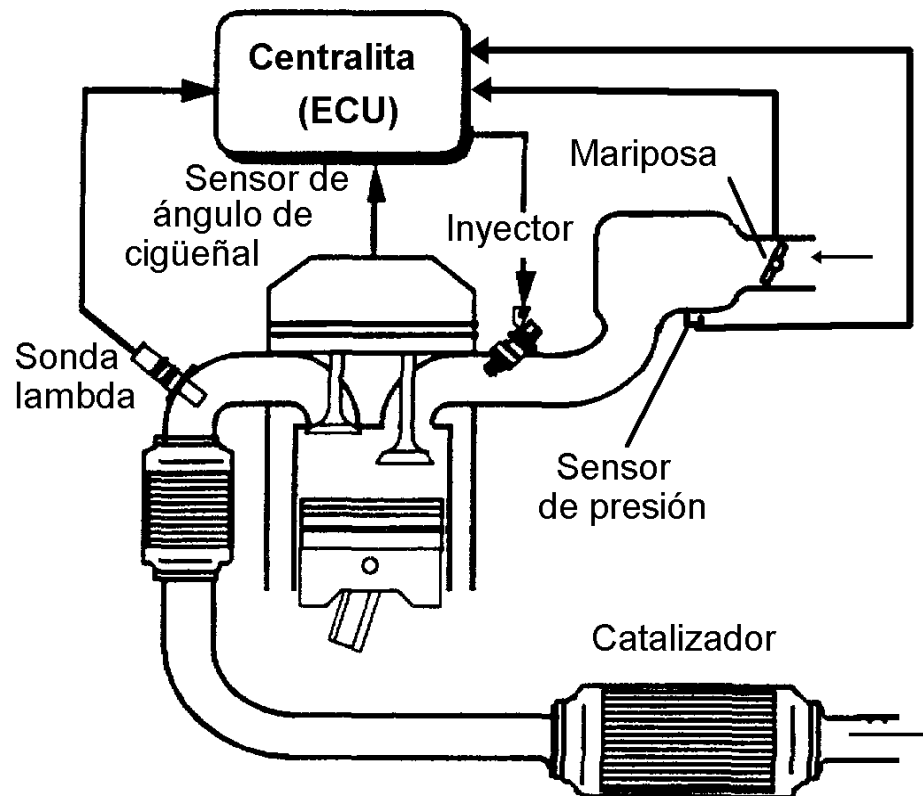


Fig. 2.9: Gestión de la mezcla de aire y combustible mediante control  $\lambda$  [lwata96Mod]

Las operaciones que la centralita debe realizar son las siguientes:

1. **Cálculo del caudal másico de aire.** Puede realizarse de forma directa, mediante un caudalímetro, o de forma indirecta, a partir del régimen de giro y un parámetro representativo del grado de carga, como puede ser el ángulo de la mariposa o la presión absoluta en el colector de admisión.
2. **Cálculo del caudal másico de combustible.** Este se realiza en lazo abierto y en dos fases. En la primera se calcula el valor estático, y dado que el dosado deseado es constante, se limita a multiplicar el caudal de aire por un factor. En la segunda fase, se realizan correcciones para compensar la dinámica del sistema, mediante otras variables adicionales, como la temperatura del aire, temperatura del refrigerante del motor, primera derivada del ángulo de mariposa, etc...
3. **Cálculo del tiempo de inyección.** En el caso de un sistema discontinuo, donde el inyectador abre por completo durante una parte del ciclo, el tiempo es una función del caudal de combustible requerido.
4. **Cálculo del dosado real,** a partir de la concentración de oxígeno en los gases

de escape. Si el sensor es de tipo lineal, se tendrá información sobre el valor de  $\lambda$ , pero si es binario, sólo se sabrá el sentido de la desviación (rico o pobre).

5. **Corrección del tiempo de inyección**, a partir del error, cerrando el lazo mediante un controlador P, I ó PI.

## 2.2.2. Componentes físicos

### 2.2.2.1. Centralita

El programa de control se ejecuta en el microprocesador de la centralita, y debe ser lo suficientemente rápido como para poder efectuar todos los cálculos en un ciclo de motor. Además, la centralita contiene una memoria donde pueda almacenarse toda la información que requiere el microprocesador. Esta memoria puede ser de tres tipos:

- **RAM:** Es la memoria volátil, donde inicialmente se copia todo el contenido de la EPROM, y en la cual se almacenan las variables de estado.
- **ROM/EPROM:** Es una memoria programada eléctricamente por el fabricante, de sólo lectura. Consta de dos partes: programa y datos.
  - **Programa:** contiene el algoritmo de cálculo, en código ejecutable. Es diseñado por el fabricante del sistema de gestión, y no puede ser modificado más que por este.
  - **Datos:** contienen todos los parámetros utilizados por el programa, los cuales personalizan la aplicación y pueden ser modificados por el ingeniero responsable de la aplicación, mediante el equipo de desarrollo correspondiente.
- **EEPROM:** Es una memoria no volátil, en la que se guardan ciertas informaciones, como:
  - Historial de **errores** detectados, para su verificación posterior en taller.
  - Valores de **adaptatividad**, aprendidos durante el funcionamiento.
  - Valores **codificables** en taller (código, variante, etc.).

La centralita recibe las señales procedentes de una serie de sensores y suministra a su vez señales a los actuadores. Tanto unos como otros pueden ser de tres tipos, según el tipo de señal: analógicos, de frecuencia, o digitales.

Todos los sensores requieren una etapa previa de protección y adecuación de la señal suministrada a la electrónica utilizada. Posteriormente, la señal procedente de los sensores analógicos se muestrea mediante un convertidor analógico-digital; los de frecuencia requieren un convertidor de pulsos-binario, y los digitales se conectan al puerto de entrada. Los actuadores requieren un proceso inverso, debiendo pasar por una etapa de adaptación de impedancia y posteriormente algunos, como es el caso de las bobinas de encendido, por una etapa de potencia.

### 2.2.2.2. Medidor de caudal de aire

#### □ Medidor de trampilla

Consiste en una trampilla que intercepta el paso del aire de admisión. Por un lado, está sometida a la acción de un muelle, que la obliga a cerrar. Por otro lado, el aire incidente tiende a abrirla. La posición de equilibrio  $\theta$ , que es medida mediante un potenciómetro, es una función del caudal másico. El principal problema es la alta restricción que supone al paso del aire, lo cual reduce la potencia máxima disponible, y sobre todo el alto tiempo de respuesta.

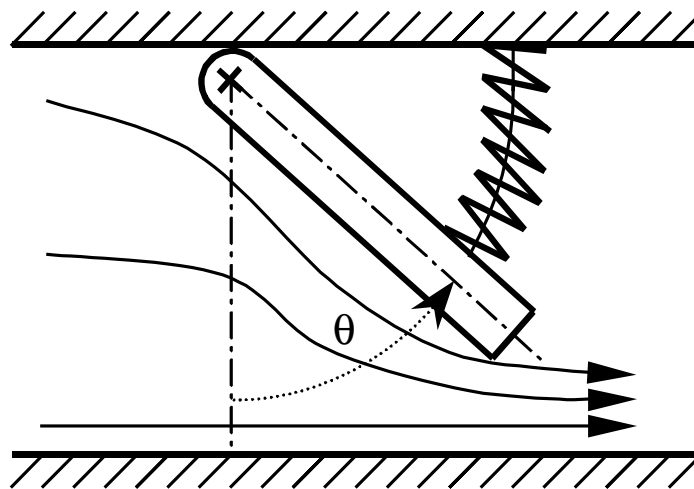


Fig. 2.10: Medidor de caudal de aire de trampilla

#### □ Medidor de hilo caliente

Es el más utilizado en la actualidad. Se basa en un conjunto de resistencias dispuestas en forma de puente de Wheatstone, dos de las cuales están expuestas a la corriente del aire de admisión. Teniendo en cuenta que el calor disipado en las resistencias es función directa del caudal másico de aire, si se intenta mantener una de ellas a temperatura constante, la intensidad eléctrica que debe atravesarla es también función del caudal. La señal de tensión proporcionada por el sensor tiene la siguiente expresión [Loesi89Mas]:

$$V = k_1 \cdot \dot{m}_a^{1/4} + k_2 \quad (2.13)$$

Al no haber partes móviles, la respuesta es muy rápida en comparación con los medidores de trampilla. Mientras que los anteriores tienen un retardo de aproximadamente 85 ms, en los de hilo caliente este se reduce a unos 20 ms [Loesi89Mas]. El error en la medición es del orden del 3%. Sin embargo, tienen una serie de inconvenientes:

- Alto precio.

- Son delicados.
- La medición es demasiado puntual, por lo que se intenta realizarla siempre fuera de la capa límite.
- Dado que es imposible detectar la dirección del caudal, sino tan sólo su valor, no pueden utilizarse en las zonas de funcionamiento del motor donde la fluctuación en el flujo de aire ocasionada por la apertura intermitente de las válvulas de admisión y el movimiento alternativo de los pistones es importante.

#### **2.2.2.3. Sensor de presión**

Los sensores de presión utilizados para la gestión de motores consisten en un chip con un conector, el cual se une mediante un tubo flexible al punto donde se desea medir la presión absoluta. En su interior hay una cápsula de vacío que sirve como referencia de la presión nula. La deformación de un diafragma por efecto de la diferencia de presión se detecta gracias a unos captadores piezoeléctricos, montados sobre el mismo diafragma, en configuración de puente de Wheatstone. El sensor puede ir encapsulado, lo que permite montarlo cerca del punto de medición, o incluso puede integrarse en la placa de la centralita. La precisión obtenida es del orden del 0,5%, que puede mejorarse hasta un 0,05% mediante compensación de la tensión de referencia en función de la temperatura, para un rango de medición de 170 a 1050 bar. El valor de histéresis, en el límite de la escala, es de  $\pm 0,6\%$ . El tiempo de respuesta suele estar por debajo de los 10 ms.

#### **2.2.2.4. Sensor de posición de mariposa**

Consiste en un potenciómetro de tipo lineal, fijado al cuerpo de mariposa, cuyo cursor gira solidario a la válvula. La señal proporcionada es la recogida por el cursor, el cual al desplazarse sobre una resistencia, actúa como un divisor de tensión entre la masa y una tensión de referencia. Para mayor precisión en los ángulos pequeños, a veces se utiliza una segunda pista, de menor recorrido pero mayor precisión. El error en la medida es normalmente menor del 3%, aunque la respuesta es inmediata.

#### **2.2.2.5. Sensor de posición del cigüeñal**

Consiste en una rueda metálica con 60 dientes rectangulares, a la que se le han suprimido dos contiguos. Un captador magnético situado a poca distancia de la rueda, la cual gira solidaria al cigüeñal, detecta el paso de un diente y produce una señal ondulada. El doble hueco permite referenciar el ángulo respecto al punto muerto superior, así como compensar las posibles faltas de sincronismo, durante cada vuelta de la rueda. Con este procedimiento, se puede calcular no sólo la posición instantánea del cigüeñal, sino también el régimen del motor, por derivación.

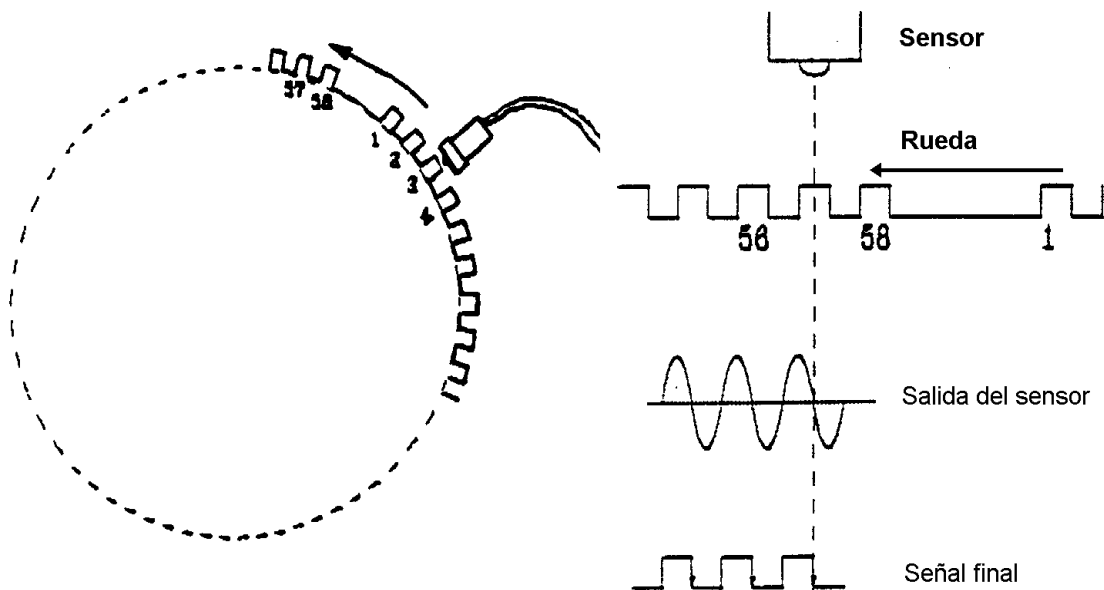


Fig. 2.11: Sensor de ángulo de cigüeñal mediante rueda fónica [Magneti Marelli]

#### 2.2.2.6. Medición del dosado

Para la determinación de la concentración de combustible en la mezcla, existen varias técnicas, algunas de las cuales no son aplicables para el control:

- **Sensores ópticos:** permiten el análisis en tiempo real dentro del cilindro. Su alto precio y la instrumentación requerida impiden su uso para el control de forma industrial. Algunas variantes son:
  - **Dispersión Rayleigh** de láser [Kadot91Mix].
  - Evolución de la **intensidad luminosa** tras el salto de la chispa [Ohyam90Stu], [Nutt90Clo].
- **A partir de los gases de escape.** Tienen el inconveniente de un gran tiempo de respuesta.
  - **Cálculo indirecto:** Silvis [Silvi97An] expone diferentes fórmulas que permiten el cálculo de  $\lambda$ , a partir de la concentración de CO, HC, NO<sub>x</sub>, O<sub>2</sub> y CO<sub>2</sub>. Sólo puede realizarse en laboratorio, donde los diferentes analizadores de gases estén disponibles.
  - A partir de la **relación de pesos moleculares** antes y después de la combustión, también denominada "relación G" [Patri90A T]. No puede utilizarse para el control en tiempo real, por la complejidad de análisis requerida.
  - **Sensor de oxígeno:** es el único utilizado para el control de la mezcla en motores de serie. Consiste en un sensor de pequeño tamaño que mide la concentración de oxígeno en los gases de escape, la cual a su vez es función del dosado en la mezcla. Por esta razón se le denomina también **sonda lambda**. Su ubicación es en el tubo de escape, aguas arriba del catalizador.

Según la curva característica (figura 2.12), se distinguen dos tipos de sondas lambda: EGO (2 estados) y UEGO (lineal).

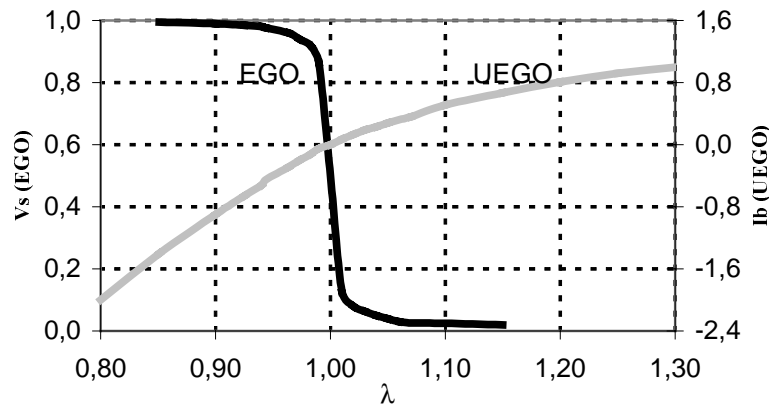


Fig. 2.12: Curva característica de la sonda  $\lambda$  EGO y UEGO

#### □ Sonda lambda de dos estados (EGO: Exhaust Gas Oxygen Sensor)

Lo más importante es que su curva característica sólo permite conocer el estado (rico o pobre) de la mezcla, pero no el valor exacto de  $\lambda$ , lo que obliga a usar un control de tipo cualitativo. Para evitar la imprecisión que supone la dependencia con la temperatura tanto de la característica estática como dinámica y del tiempo de respuesta, todo el cuerpo de la sonda está calefactado por una resistencia de tipo NTC, que la mantiene a una temperatura de funcionamiento constante. El tiempo de respuesta es relativamente alto, del orden de 100 a 300 ms, según la temperatura del gas y deterioración; además, es algo mayor para saltos de rico a pobre, que de pobre a rico. No obstante, por su bajo precio son las utilizadas comercialmente. Según la tecnología utilizada [Franx86Sen], pueden ser de  $ZrO_2$ , basadas en la ley de Nernst, o de  $TiO_2$ , y entonces funcionan según la ley de Faraday.

Las de titanio se basan en un disco de óxido de circonio con electrodos porosos, conectados a una fuente de corriente continua. Los iones de oxígeno son transportados desde el ambiente a través del disco, liberando en el ánodo una cantidad de oxígeno proporcional a la carga transportada que, de acuerdo con la primera ley de la electrólisis de Faraday, es:

$$N = \frac{i}{zF} \quad (2.14)$$

- $i$ : Intensidad de la corriente.
- $N$ : N° de moles de  $O_2$  transportados por unidad de tiempo.
- $z$ : Valencia iónica del oxígeno (4).
- $F$ : Constante de Faraday (96.487 C/mol).

La corriente necesaria para mantener un transporte de oxígeno constante a través del disco  $TiO_2$  es una medida de la presión del oxígeno circundante, y así actúa como una resistencia variable en función de la concentración de oxígeno.

Los sensores basados en la ley de Nernst emplean un disco de  $ZrO_2$ , a modo de pila. Cuando las presiones parciales de oxígeno en cada lado del disco son desiguales, la tensión  $V_S$  generada a través del disco es proporcional al logaritmo del cociente de las dos presiones parciales, en el aire y en los gases de escape:

$$V_S = \frac{RT}{zF} \ln \frac{p_1}{p_2} \quad (2.15)$$

- $V_S$ : Tensión generada en el disco (tensión de Nernst)  
 $R$ : Constante universal de los gases (8,314 J/mol K)  
 $T$ : Temperatura absoluta del gas (K).  
 $p_1, p_2$ : La mayor y la menor respectivamente de las dos presiones parciales de  $O_2$  (aire  $p_{oa}$ , escape  $p_{oe}$ ) a cada lado del disco.

Los sensores de este tipo requieren una concentración de oxígeno de referencia, lo cual implica que han de estar comunicados con la atmósfera, donde la concentración es prácticamente constante. La humedad relativa y el ensuciamiento limitan la precisión este tipo de sensor.

La figura siguiente muestra el principio de funcionamiento de ambos sensores.

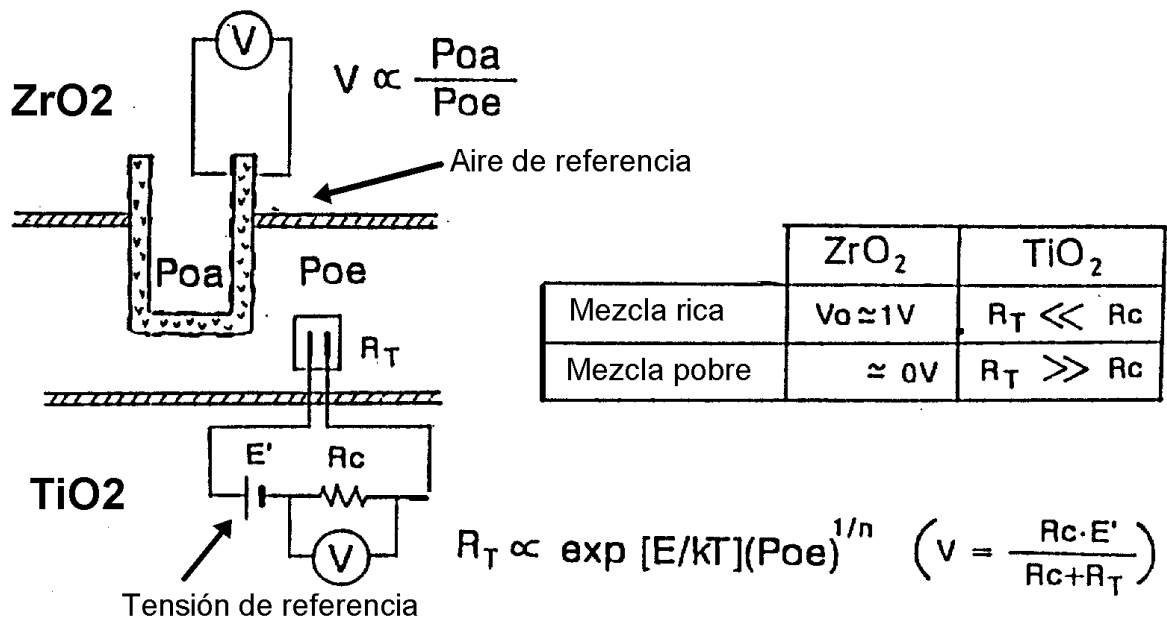


Fig. 2.13: Principio de funcionamiento de la sonda lambda de  $ZrO_2$  y  $TiO_2$  [NGK]

#### □ Sonda lambda universal (Universal Exhaust Gas Oxygen Sensor - UEGO)

Consta de dos sondas EGO de  $ZrO_2$ , dispuestas de tal modo que la característica resultante es prácticamente lineal, y la respuesta bastante rápida, menor de 100 ms [Yamad92Uni]. No obstante, su alto precio respecto a la EGO ha hecho que hasta ahora sólo se haya utilizado como instrumento de calibración, aunque ya se

empieza a usar cada vez más para control.

Como puede verse en la figura 2.14, existe una celda de bombeo, con dos electrodos, y una celda de medición, uno de cuyos electrodos está en contacto con el aire de referencia. Entre las dos celdas se dispone un conducto de difusión, a través del cual se llevan los gases de escape a los electrodos de ambas celdas. En función del dosado detectado en la celda de medición, se aplica una corriente controlada en lazo cerrado a la celda de bombeo, la cual bombea oxígeno al conducto de difusión, de modo que la concentración resultante en el mismo sea siempre la correspondiente a  $\lambda=1$ . El sentido de bombeo depende de si la señal procedente de la celda de medición indica que la mezcla es rica o pobre. La relación entre la corriente de carga y  $\lambda$  se muestra en la figura 2.12. Finalmente, un circuito electrónico se encarga de amplificar la intensidad de carga y proporcionar una señal de tensión a la salida del sensor.

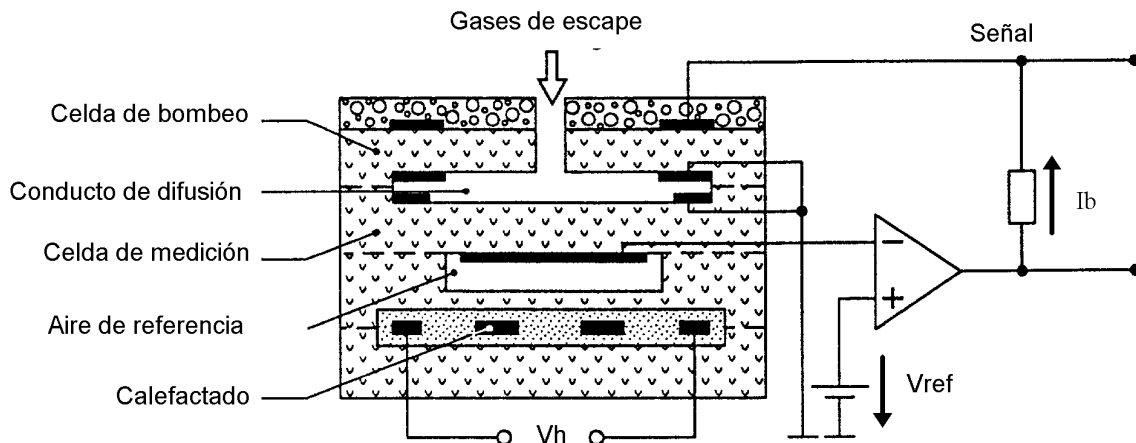


Fig. 2.14: Estructura de la sonda  $\lambda$  lineal [Bosch90Man]

El rango de medición habitual es de  $\lambda=0,7\div 2,0$ , con una precisión de  $\pm 0,004\lambda$  en el punto estequiométrico. Desde el punto de vista frecuencial, ofrecen una ganancia de más de 15 dB, y una fase mayor de  $-165^\circ$ . Las características de una sonda Bosch LSU 4 se resumen en la siguiente tabla, según datos del propio fabricante.

	$\Delta O_2/O_2$ (%)	$\Delta\lambda/\lambda$ (%), $\lambda=1,7$	$\Delta\lambda$ , $\lambda=1,0$
Precisión	$\pm 2,0$	$\pm 1,4$	$\pm 0,004$
Dependencia con la presión ( $\Delta P=\pm 50$ mbar)	$\pm 1,3$	$\pm 0,9$	$\approx 0$
Dependencia con la temperatura ( $T=550\div 750$ °C)	$\pm 0,5$	$\pm 0,35$	$\pm 0,002$
Desviación tras 2200 h de envejecimiento	- 2,5	- 1,75	$\pm 0,001$

Tabla 2.4: Características de la sonda lineal LSU 4 [Bosch]



### 2.2.3. Dificultades de control

Un motor de combustión interna tiene unas características desde el punto de vista de sistema dinámico, que plantean una serie de problemas para el diseño del controlador de la mezcla de aire y combustible. Estas dificultades son las que se exponen a continuación.

#### □ **La complejidad de la planta.**

- El fenómeno de la formación de la mezcla es muy complejo, gobernado por numerosas leyes físicas en las que intervienen muchas variables.
- El orden del sistema real es desconocido.
- La dinámica es dependiente del punto de funcionamiento del motor, representado unívocamente por el grado de carga y el régimen de giro. Puede variar muy rápidamente en lo que se refiere a la carga del motor, y algo menos en régimen, por la propia inercia mecánica del conjunto motor más coche.
- El propio ciclo termodinámico en el que se basa el funcionamiento de un motor alternativo implica una discontinuidad en los procesos.

#### □ **La presencia de importantes retardos en el lazo de realimentación.**

Estos retardos, en algunos casos puros, en otros constantes de tiempo, tienen su origen en distintos fenómenos.

#### • **Retardos de cálculo**

Cuando la centralita dispone de todas las señales necesarias para efectuar los cálculos, esta requiere algunos pulsos de reloj para tratar las señales en el caso de que sea necesario (amplificación, conversión A/D, conversión de pulsos a digital, etc.), elaborar los resultados y generar la señal de mando a los inyectores. Aunque el tiempo es pequeño en comparación con el ciclo del motor, no es despreciable.

#### • **Dinámica del combustible**

El combustible pulverizado por el inyector no va a parar directamente al cilindro, sino que siempre hay una porción de combustible líquido depositado sobre el colector de admisión, a modo de depósito. Parte de este líquido vuelve a evaporarse y entra en el cilindro junto con la fracción de vapor, o bien lo hace directamente, pero con un retardo bastante mayor. Dado que la cantidad de combustible líquido es función de las condiciones ambientales en el colector de admisión (presión y temperatura), esto hace que a su vez dependa del punto de funcionamiento del motor. El proceso tiene asociada una constante de tiempo, que en el motor analizado vale del orden de 80 ms, para una temperatura de régimen.

#### • **Dinámica del aire**

El colector de admisión actúa como un depósito, donde el aire entra a través de la mariposa, y sale por la válvula de admisión. El comportamiento dinámico de

este proceso de llenado y vaciado equivale a un sistema de primer orden, con una variable de estado que es la presión, y constante de tiempo dependiente del punto de funcionamiento; su valor va desde 50 ms a 6000 rpm, hasta 300 ms a 1000 rpm.

- **Retardo de ciclo y transporte**

La proporción aire-combustible se calcula a partir de la concentración de oxígeno en los gases de escape, medida por la sonda lambda, la cual está colocada en el tubo de escape antes del catalizador. Esto supone que desde que se calcula el tiempo de inyección, hasta que el sensor detecta la variación en el dosado hay un retardo muy importante, debido a dos fenómenos. Por un lado, el correspondiente al propio ciclo Otto, que es igual al tiempo que transcurre entre la inyección, antes de abrirse la válvula de admisión, hasta que se abre la de escape y sale la mezcla quemada. Por otro lado, el retardo de transporte físico de los gases quemados desde la válvula hasta la ubicación del sensor. Mientras que el retardo de ciclo depende exclusivamente del régimen de giro del motor, el retardo de transporte depende de la temperatura y presión de los gases, lo cual es función dinámica del punto de funcionamiento, y con una componente de ruido (debido a fallos de encendido, irregularidades en la combustión, condiciones ambientales, etc.) muy importante. En este caso, los valores obtenidos a plena carga son 30 ms a 6000 rpm, y 180 ms a 1000 rpm.

- **Retardos en los sensores y actuadores**

Cualquier sensor o actuador tiene siempre un retardo propio, desde que se modifica la variable que este es capaz de medir, hasta que se genera la señal eléctrica correspondiente. Según la naturaleza del sensor, puede aproximarse a una constante de tiempo, o bien a un retardo puro, como se ha visto en el apartado 2.2.2.

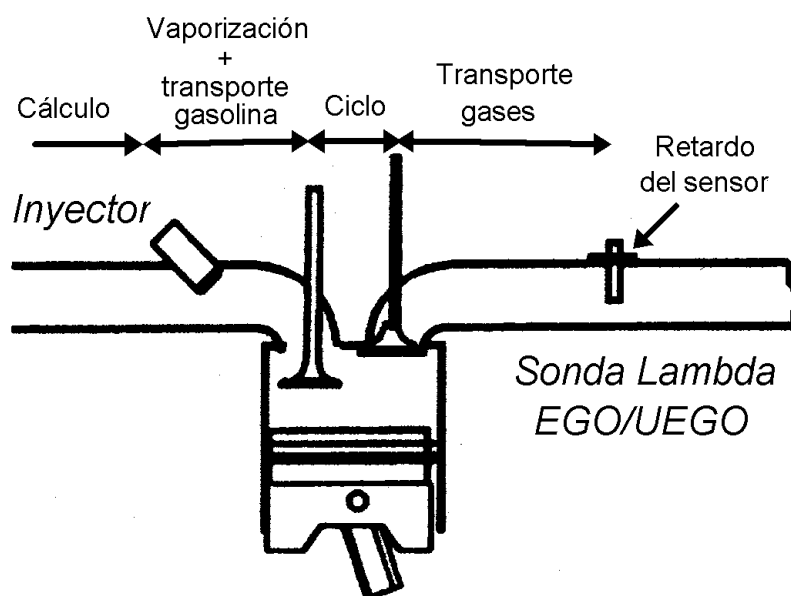


Fig. 2.15: Retardos puros y constantes de tiempo en el control de la mezcla [Iwata96Mod]

Así, puede afirmarse en general que:

$$\tau_{\text{total}} = \tau_{\text{sensor}} + \tau_{\text{cálculo}} + \tau_{\text{actuador}} + \tau_{\text{mezcla}} + \tau_{\text{ciclo}} + \tau_{\text{transporte}} = f(\alpha, n) \quad (2.16)$$

#### □ **Naturaleza de las señales procedentes de los sensores**

La curva característica de la sonda lambda EGO presenta una pendiente muy alta en la proximidad del punto de consigna (fig. 2.12). Esto hace que la señal de error sea de tipo casi binario, lo cual implica un control en ciclo límite. El uso de una sonda UEGO, que tiene una característica más lineal, soluciona este problema.

Por otro lado, la señal de los sensores utilizados para el control contiene imprecisiones y no linealidades, según se ha visto en el apartado 2.2.2.

#### □ **Propiedades dinámicas del motor cambiantes en el tiempo**

##### • **Presencia de perturbaciones**

El funcionamiento del motor está sometido a múltiples perturbaciones, por las variaciones en las condiciones ambientales, o irregularidades en la propia combustión, donde fenómenos como la detonación afectan enormemente a las variables del proceso.

##### • **Variación de los parámetros con el tiempo**

El envejecimiento de los componentes, la deposición de carbonilla en la cámara de combustión y el desgaste mecánico hacen que los parámetros del motor evolucionen lentamente con el uso.

### 2.2.4. Control convencional

Tan pronto como se acciona la llave de contacto del vehículo, se pone en marcha el programa de gestión de la inyección, sucediéndose las siguientes operaciones:

1. **Copia** del programa y los datos de la ROM y EEPROM en RAM.
2. **Inicialización** de variables.
3. Se realizan los cálculos necesarios para que al accionar el motor de **arranque**, el motor pueda ponerse en marcha.
4. Comienzan las iteraciones de **cálculo** de las señales de salida en función de las entradas y las variables de estado. Aquí está contenido el **control**  $\lambda$ .
5. Al quitar la llave, todas aquellas variables cuyo valor interesa conservar para el siguiente arranque, son **grabadas** en la memoria permanente EEPROM (valores adaptativos, errores). Esto es posible gracias a un relé que mantiene la alimentación de tensión el tiempo necesario para que puedan realizarse estas operaciones. Finalmente, se desconecta la tensión.

### 2.2.4.1. Punto de funcionamiento del motor

Un motor de automóvil, a diferencia de un motor marino, está sometido a un modo de trabajo muy variable. Dado que el comportamiento dinámico del motor es muy dependiente del punto de funcionamiento, se requiere una cuantificación de este, de manera que el controlador conozca continuamente su valor. Los parámetros que determinan el punto de funcionamiento del motor son fundamentalmente dos: régimen de giro y grado de carga.

#### □ Régimen de giro

Se mide mediante un captador inductivo y una rueda dentada, según descrito en el apartado 2.2.2.5.

#### □ Grado de carga

La determinación del grado de carga, que tiene como objetivo el cálculo del caudal de mezcla que entra en el cilindro, puede hacerse de tres formas, según los sensores empleados, y por tanto las variables utilizadas, tal como se ha visto en el apartado 2.2.2.

#### • Caudal másico de aire

Consiste en colocar un sensor en el conducto de admisión, aguas arriba del cuerpo de mariposa, que proporcione información directa sobre el caudal másico de aire. El sensor más habitual en la actualidad es el de hilo caliente, habiéndose abandonado el uso de los sensores de trampilla. Sus características son:

- Es el método más directo y preciso.
- Se requieren sensores de alto precio y delicados.
- Los sensores introducen una pérdida de carga, que reduce la potencia.
- Permite el cálculo directo del caudal de aire.
- Por cuestiones prácticas, sólo se puede colocar un sensor antes de la mariposa, y no junto al inyector, con lo que en condiciones dinámicas se introduce un error. En efecto, dado que el colector de admisión almacena aire tras un transitorio positivo de mariposa, la medición efectuada por el sensor es muy superior al valor real. Este error, que puede ser superior al 100%, es función de la relación entre el volumen del colector y la cilindrada, el ángulo inicial y la velocidad de abertura de la mariposa, y el régimen de giro [Loesi89Mas]. En un transitorio negativo el efecto es el contrario, y el caudal medido es inferior al real.

#### • Presión absoluta del colector de admisión y régimen (p/n)

Si se trata el motor como una bomba volumétrica de aire, partiendo de las condiciones de presión y temperatura en el colector de admisión, se puede obtener de forma teórica la densidad. De ahí se puede calcular el caudal másico.

- Cálculo indirecto del caudal de aire.

- La medida es robusta, puesto que la presión engloba todas las tolerancias.
- **Angulo de mariposa y régimen ( $\alpha/n$ )**

Dado que la presión en el colector de admisión es función del ángulo de mariposa y el régimen de giro, puede calcularse de este modo la carga.

  - Cálculo indirecto del caudal de aire.
  - Es barato y de fácil implantación.
  - La respuesta de los sensores es inmediata.
  - La calibración es poco robusta a las tolerancias.

La precisión obtenida en el cálculo del caudal de aire con los tres métodos, en función de la presión en el colector de admisión, viene reflejada por el siguiente gráfico.

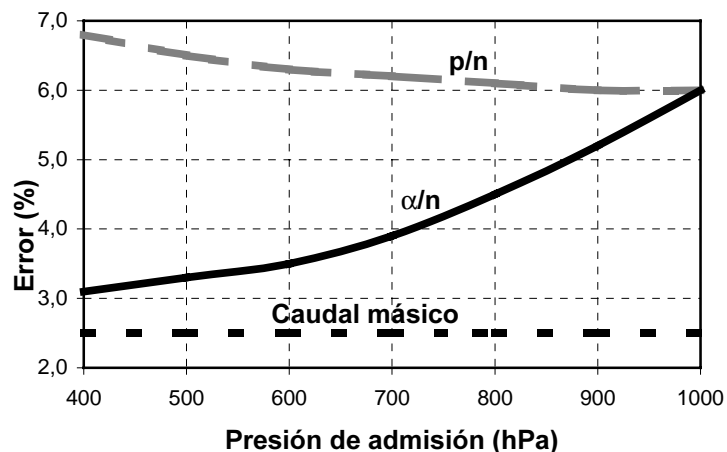


Fig. 2.16: Error en la medición del caudal másico de aire [Loesi89Mas]

#### 2.2.4.2. Estados de funcionamiento del motor

En cada iteración del programa de gestión se actualiza tanto la información de los sensores, como de las variables. Estas últimas determinan los **estados de funcionamiento** del motor, los cuales condicionan las funciones de control que se han de aplicar. Los estados responden a varios criterios, de modo que en todo instante el motor tiene varios estados de funcionamiento, cada uno correspondiente a un criterio diferente:

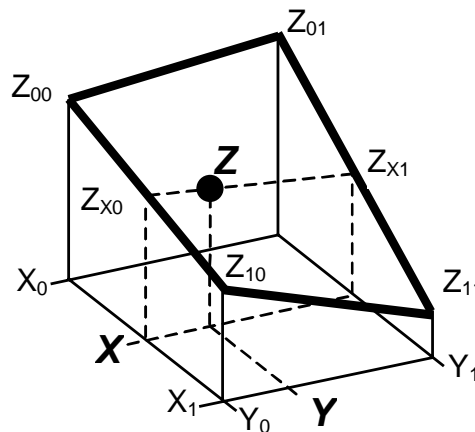
- Motor **parado** ( $n \leq n_{\min}$ ) o en **marcha** ( $n > n_{\min}$ )
- Motor **frío** ( $T_{\text{agua}} \leq T_{\min}$ ) o **caliente** ( $T_{\text{agua}} > T_{\min}$ )
- Motor en  **tiro** ( $M > 0$ ) o en **retención** ( $M < 0$ )
- **Estabilizado** ( $-\varepsilon \leq \dot{\alpha} \leq \varepsilon$ ), en **aceleración** ( $\dot{\alpha} > \varepsilon$ ) o en **deceleración** ( $\dot{\alpha} < -\varepsilon$ )
- **Ralentí** ( $\alpha < \alpha_0$ ), **plena carga** ( $\alpha > \alpha_{pc}$ ) o **carga parcial** ( $\alpha_0 \leq \alpha \leq \alpha_{pc}$ )
- **Arranque** (mientras es arrastrado por el motor eléctrico), **postarranque**

(transitorio) o **funcionamiento normal**

siendo  $n$ : régimen de giro;  $M$ : par motor;  $\alpha$ : ángulo de mariposa;  $\dot{\alpha}$ : primera derivada temporal del ángulo de mariposa.

### 2.2.4.3. Representación de las funciones y parámetros

Las fórmulas contenidas en el programa junto con los datos o parámetros constituyen una serie de funciones de transferencia, que modelan el comportamiento del motor en sus distintas funciones. Los bloques que definen el modelo se representan en forma de **mapas estáticos** (*look-up table*) de una o dos dimensiones. Estos mapas consisten en tablas con una o dos variables de entrada, donde se almacenan las salidas correspondientes a unos puntos discretos, denominados **puntos de corte** (*breakpoints*). El resultado es un valor que se obtiene como interpolación lineal (1 variable de entrada) o trapezoidal (2 variables de entrada) de los puntos de corte más cercanos.



**Fig. 2.17: Obtención de la coordenada Z en un mapa estático bidimensional, mediante Interpolación trapezoidal**

Las ecuaciones 2.17 permiten calcular la coordenada Z correspondiente al punto (X,Y), mediante interpolación trapezoidal, según se representa en la figura 2.17. dados los puntos de corte  $(X_0, Y_0)$ ,  $(X_1, Y_0)$ ,  $(X_1, Y_1)$  y  $(X_0, Y_1)$ ,

$$\begin{aligned} Z_{X0} &= \frac{X - X_0}{X_1 - X_0} (Z_{10} - Z_{00}) + Z_{00} \\ Z_{X1} &= \frac{X - X_0}{X_1 - X_0} (Z_{11} - Z_{01}) + Z_{01} \\ Z &= \frac{Y - Y_0}{Y_1 - Y_0} (Z_{Y1} - Z_{Y0}) + Z_{Y0} \end{aligned} \quad (2.17)$$

La obtención de estas tablas se hace experimentalmente. Este sistema de representación conlleva las siguientes particularidades:

- El número de parámetros requeridos es alto, por lo que tiene un gran consumo de memoria.
- Los cálculos son muy sencillos.
- Determinación de parámetros compleja, pero metódica.
- Cualquier función estática es representable, por compleja que sea.
- Difícil representación de sistemas dinámicos.
- Importancia de la correcta elección de los puntos de corte.
- Complejidad en la calibración, tanto por el número de tablas existentes como por la dificultad física de determinar algunas de ellas.
- Cualquier modificación en el transcurso del proyecto que afecte al sistema de admisión o de escape (la "respiración") del motor, como puede ser un nuevo filtro de aire, supone rehacer una gran cantidad de ensayos.

#### 2.2.4.4. Estructura del controlador

A raíz de las dificultades vistas anteriormente, el controlador del dosado de la mezcla necesita dos componentes: una anticipativa, en lazo abierto, y una correctiva, en lazo cerrado, según se observa en la figura siguiente. Ambas utilizan para su representación tablas estáticas. En el capítulo 3 se estudia más a fondo este tipo de controlador, aplicado al modelo desarrollado.

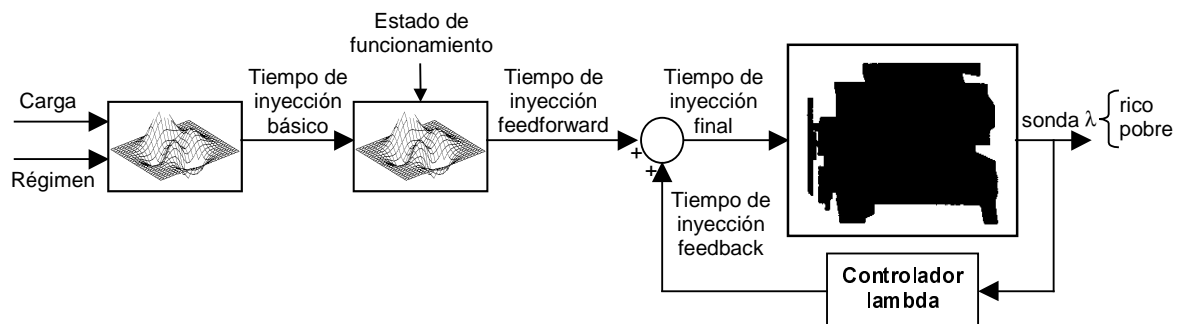


Fig. 2.18: Diagrama del control lambda convencional

#### □ Componente en lazo abierto (*feedforward*)

La respuesta a un cambio rápido del punto de funcionamiento se acorta mediante la utilización de un control anticipativo en lazo abierto, por ser este de efecto inmediato, dado que un controlador en lazo cerrado no es capaz de lograr un control preciso de  $\lambda$  en los transitorios rápidos. El objetivo es ofrecer un modelo del proceso de formación de la mezcla, de modo que a partir de las señales de los sensores, que suministran información sobre el grado de carga y el régimen, se pueda calcular el tiempo de inyección necesario para lograr una mezcla de  $\lambda=1$ .

En primer lugar, se calcula el tiempo básico de inyección, en función del punto de funcionamiento. En el caso en que se conozca el caudal de aire, tan sólo es necesario dividir este valor por la constante estequiométrica, con lo que se obtiene el caudal de combustible. Conociendo la característica tiempo-caudal del inyector, el cálculo del tiempo de inyección es inmediato.

Posteriormente, se aplican unas funciones de corrección, según los estados de funcionamiento del motor, cuya complejidad depende de la precisión deseada.

- **Motor frío:** Permite compensar la variación de la relación aire-combustible a temperaturas del motor distintas de la de funcionamiento habitual, originadas por un mayor flujo de calor hacia las paredes del colector.
- **Plena carga:** Se enriquece con objeto de desplazar  $\lambda$  hacia los valores de potencia óptima, además de bajar la temperatura de los gases de escape y proteger así el catalizador.
- **Aceleración:** Se enriquece, compensando así la cantidad de gasolina condensada en el colector de admisión por efecto del aumento de presión.
- **Retención:** Se empobrece para contrarrestar el incremento de gasolina en forma de vapor producido al disminuir la presión en el colector de admisión.
- **Cut-off:** Durante el modo *cut-off* no hay paso de combustible al colector de admisión, sino tan sólo aire, para evitar que llegue gasolina sin quemar al catalizador, como consecuencia de las condiciones desfavorables que existen en la cámara de combustión.

#### □ **Componente en lazo cerrado (*feedback*)**

La corrección del error en estado permanente se logra mediante un controlador en lazo cerrado, que suele ser de tipo P, I o PI, usando la información procedente de la sonda de dos estados (EGO). La naturaleza binaria de la señal de error hace que sólo se pueda operar en ciclo límite, de manera que la acción de control está formada por tramos verticales, que coinciden con los cambios de dosado en el sentido de rico a pobre y de pobre a rico, y tramos rectos con una pendiente determinada (figura 2.19); por la misma razón no puede utilizarse un término derivativo. Los parámetros óptimos del controlador dependen del punto de funcionamiento, debido principalmente a los diferentes retardos puros. Para solucionar este problema, se opera en lo que se denomina **ganancia tabulada** o **planificada** (*scheduled gain*), consistente en sintonizar el controlador en distintos puntos de corte, con el motor estabilizado sobre los correspondientes puntos de funcionamiento, y almacenar los parámetros obtenidos en los mapas estáticos. Posteriormente, durante la operación normal, se calculan los parámetros por interpolación de esos mismos mapas.



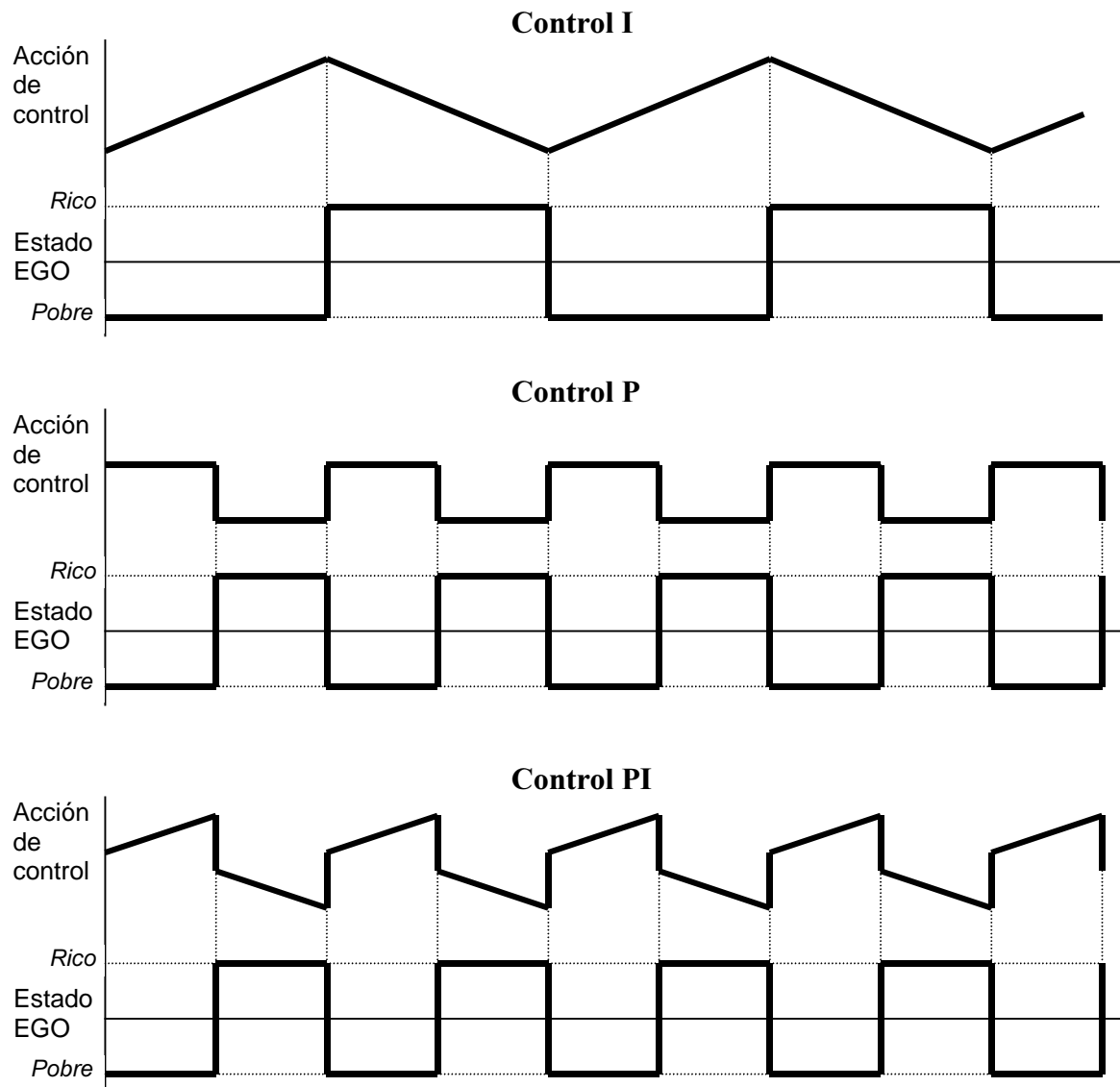


Fig. 2.19: Control I, P y PI con sensor EGO

### 2.3. Tendencias en control

Un problema que ha ido asociado a la evolución en complejidad de los sistemas convencionales de control de la mezcla, es que el número de tablas que es necesario calibrar para cada nuevo desarrollo va creciendo de forma prácticamente exponencial en el tiempo, y con ello el número de experimentos que se debe realizar. La figura 2.20 refleja esta situación. Puesto que los plazos de industrialización de nuevos productos no se han alargado, sino más bien al contrario, se ha creado la necesidad de aumentar el número de recursos destinados a la optimización del sistema de gestión, con el consiguiente incremento de los costes.

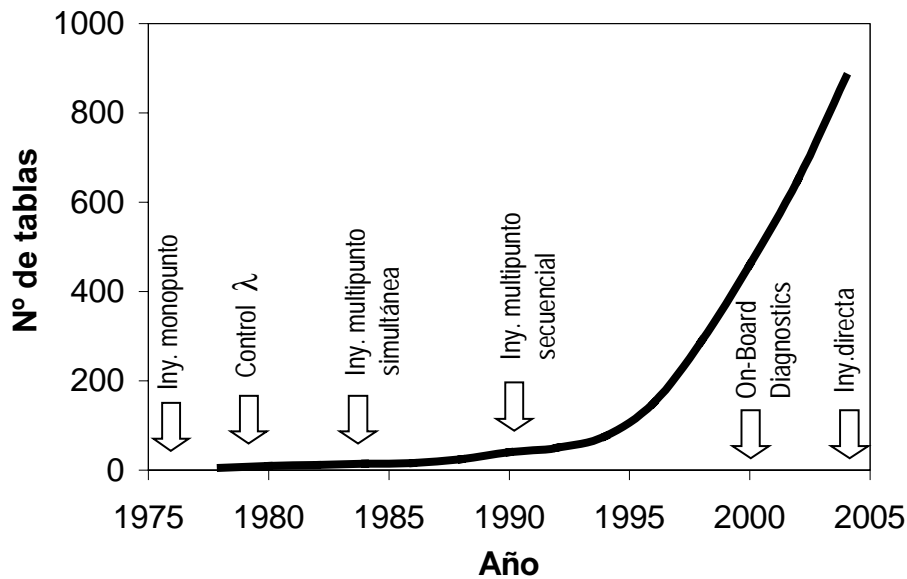


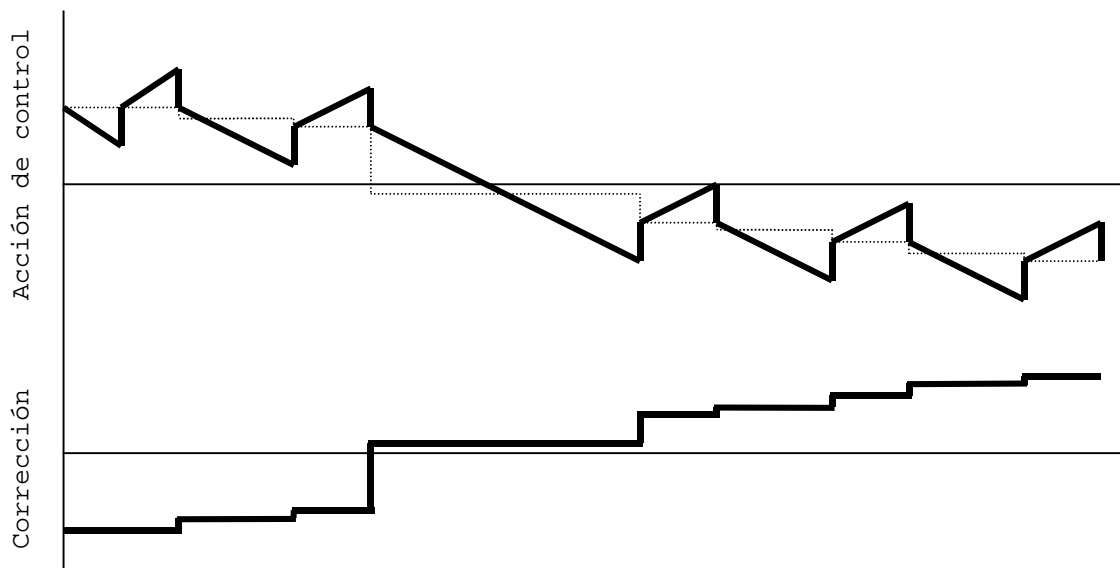
Fig. 2.20: Evolución del número de tablas con la tecnología de los sistemas de inyección

Como ayuda a la calibración de los mapas estáticos, se ha avanzado mucho en el control automático de bancos de ensayo [Kampe93Aut], [Bande92Tra], de modo que el tiempo necesario para la confección de las tablas se acorta enormemente, pero no se han superado las limitaciones de este tipo de representación. Es por este motivo que, prácticamente desde la aparición de los sistemas digitales de gestión de la mezcla, se han realizado numerosos estudios sobre posibles mejoras en el controlador, para evitar precisamente tener que realizar todo el trabajo experimental, o como mínimo reducir la magnitud de este. Las estrategias han evolucionado paralelamente con las teorías de control, observándose diferentes tendencias.

### 2.3.1. Mejoras sobre el controlador clásico

En este apartado se incluyen un conjunto de mejoras aplicadas sobre el controlador convencional, pero manteniendo su estructura básica, es decir, una componente en lazo abierto y otra en lazo cerrado, basadas ambas en mapas estáticos, y cerrando el lazo de control desde la sonda lambda.

Un procedimiento normalmente utilizado consiste en filtrar la señal de control en lazo cerrado a una frecuencia mucho más baja que la frecuencia natural de oscilación, y aplicarla como factor de corrección en lazo abierto, de modo que el valor medio de la acción del controlador tienda a cero (figura 2.21). Para eliminar el efecto del retardo, sólo se calculan estos valores de corrección cuando el motor funciona en régimen estacionario, lo cual se determina limitando bien la variación del ángulo de mariposa, bien del propio tiempo de inyección. Con objeto de lograr una mayor precisión, se suele dividir el mapa de funcionamiento del motor en regiones, a cada una de las cuales se le asigna un único factor. De esta forma, puede corregirse la tendencia del controlador a las desviaciones debidas a cambios atmosféricos o en la dinámica de la planta.



**Fig. 2.21: Corrección a las desviaciones de la acción de control**

Otra forma de minimizar las desviaciones de  $\lambda$  consiste en mejorar exclusivamente el controlador en lazo cerrado. En lugar del clásico PI (caso de sonda EGO), se aplica un término integral que se incrementa en el tiempo, hasta que se produce un cambio de estado pobre a rico o viceversa; entonces se vuelve al valor tabulado, el cual se incrementa de nuevo.

Nakaniwa [Nakan91Dev] describe un algoritmo de aprendizaje anidado. Consiste en la corrección convencional a partir de las desviaciones del controlador en lazo cerrado, pero con una división en regiones realizada recursivamente, de forma que el tamaño de estas es más pequeño allí donde se requiere mayor precisión. El factor de corrección aplicado en un punto de funcionamiento determinado no es único, sino que es la suma de los factores correspondientes a las diferentes subdivisiones.

Katashiba [Katas91Fue] hace un estudio de las características del ciclo límite, resultante de aplicar un controlador PI a la señal procedente de la sonda EGO para cerrar el lazo. Dado que el objetivo es obtener una frecuencia determinada que ocasione el máximo rendimiento en el catalizador de tres vías (apartado 1.1), modula la señal de control mediante la adición de un tren de pulsos de 12 Hz. Con esta modulación artificial consigue que la frecuencia y la amplitud del ciclo límite sean independientes entre sí y del punto de funcionamiento. Valida su teoría con un motor de 2,0 l y un catalizador de tan sólo 100 cm<sup>3</sup>, y en paralelo con un modelo del catalizador desarrollado a partir de las ecuaciones 1.3, para un régimen constante de 1500 rpm. Sus conclusiones son que la frecuencia óptima está relacionada con la amplitud, de forma lineal, y a su vez la frecuencia crece linealmente con la carga del motor, para una misma amplitud. Por otro lado, la frecuencia natural es óptima para cargas bajas, pero insuficiente para cargas mayores, en su caso a partir de 20 l/s, lo que requiere la ayuda de la modulación artificial. La mejora media en el rendimiento de conversión para todos los gases llega a ser del 6,5%.

### 2.3.2. Algoritmos heurísticos

Entre las estrategias más antiguas, figuran las de tipo heurístico. Más que una innovación en control, son procedimientos sistemáticos para realizar la calibración del controlador, reduciendo el número de ensayos necesarios.

Auiler [Auile77Opt] aplica la técnica de programación dinámica a un motor de 4 l, sobre tres regiones del mapa régimen-carga representativas del ciclo de conducción americano FTP. Los parámetros sobre los que actúa son el dosado, el avance de encendido y la tasa de recirculación de gases de escape (EGR), y en función de ellos obtiene en un motor sobre banco el consumo y la masa de hidrocarburos. El problema se formula como hallar el procedimiento óptimo para asignar la masa de HC a cada región, de modo que el consumo es mínimo para cualquier objetivo de HC, y calcular el avance de encendido óptimo correspondiente.

Dohner [Dohne78Tra] desarrolla un procedimiento para la optimización de lo que él denomina sistema de transitorios. Consiste en un algoritmo iterativo, que utiliza datos obtenidos durante el ensayo de emisiones. El problema consiste en optimizar un conjunto de parámetros de control (dosado, avance y EGR) cada 0,5 s, hallando la ley de realimentación de estos a partir de determinadas variables medidas en el ensayo. La función de coste es el consumo, y está sujeta a restricciones en los tres gases contaminantes y en la conductibilidad. Resuelve el problema aplicando el principio máximo, utilizando multiplicadores de Lagrange constantes y mediante minimización de la función Hamiltoniana respecto a los parámetros de control.

Rao [Rao79Engin] propone un procedimiento sistemático para efectuar la calibración de un motor. Las variables que controla son dosado, presión absoluta en el colector, tiempo de inyección y avance de encendido. La solución consiste en minimizar el consumo como función de las variables anteriores en un ciclo de conducción cualquiera, por el método de la relajación de la Lagrangiana (multiplicadores de Lagrange) o de Everett. Las restricciones aplicadas son igualmente de emisiones y conductibilidad.

Rizzo [Rizzo91Una], aparte de proponer un conjunto de criterios de diseño de un controlador, desarrolla un sistema estocástico de optimización de emisiones y consumo, que resuelve por el método de Quasi-Newton, y formula un modelo lineal capaz de predecir los errores en las variables de control a partir de los producidos en los actuadores y sensores.

### 2.3.3. Control avanzado con realimentación de estados

Otros trabajos han aplicado la teoría de **estimación** al campo del control de la mezcla. Estos han ido encaminados a sustituir el control empírico en lazo abierto, por una estimación del valor de  $\lambda$  en el cilindro, y así avanzarse a la señal que proporciona la sonda, con objeto de eliminar los retardos puros en el lazo de realimentación. La naturaleza de los estimadores y las señales utilizadas son diferentes en cada caso.

Hendricks [Hendr90Mea], [Hendr91SI] propone un compensador obtenido a partir de

un modelo linealizado de la dinámica del combustible. El resultado, verificado por el mismo autor, no es muy bueno en los transitorios. Una mejora adicional la realiza al sustituir las señales de los sensores (presión y caudal de aire) por observadores en lazo abierto, mediante un modelo por él desarrollado.

Según el esquema desarrollado por Benninger [Benni91Req], la estimación se logra mediante un modelo simplificado del colector de admisión, más un modelo de la dinámica del combustible, del que se invierte la función de transferencia.

Chang [Chang93Eng], [Chang95Air] y Amstutz [Amstu94Mod], desarrollan conjuntamente una ley de control basándose en las señales de los sensores y un observador de estado. Este observador, que actúa en paralelo al motor, contiene tres estados: masa de combustible en forma de película líquida, dosado teórico y dosado medido. Una combinación lineal de los estados predichos por el observador es la utilizada para la realimentación, mientras que la señal de la sonda  $\lambda$  sirve para asegurar que el observador se corresponde a la planta en todo instante. La ganancia en lazo cerrado se obtiene por inversión de la dinámica del combustible, lo que resulta en una cancelación de ceros y polos en el plano  $z$ . El error estacionario del observador (*bias*) se corrige mediante un lazo adicional desde el sensor y un controlador integral, con una ganancia muy baja. Después de un transitorio rápido ( $\Delta \alpha > 5^\circ$ ), el término integral es reinicializado a un valor almacenado en una tabla, función del punto de funcionamiento. Para calcular los parámetros del observador, Chang utiliza un filtro de Kalman extendido de ganancia constante. Amstutz fija arbitrariamente los polos del observador en  $z=(0; 0,25 \pm 0,2j)$ , y de ahí obtiene en cada ciclo una nueva ganancia. El resultado, obtenido en un motor monocilíndrico a 1200 rpm, es una desviación de  $\lambda$  menor de 0,5% RMS.

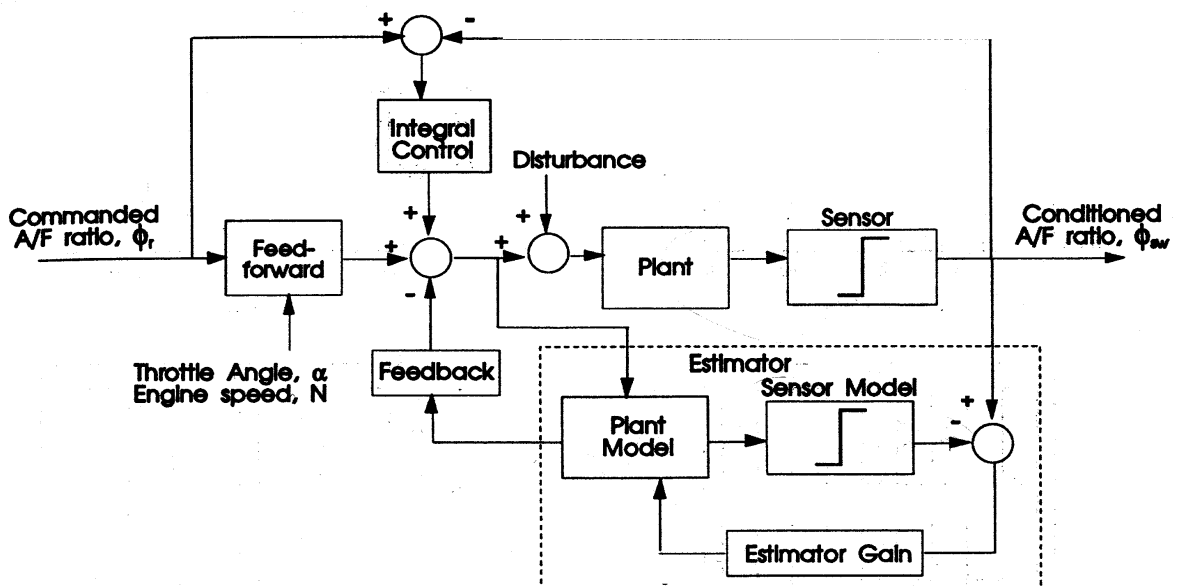


Fig. 2.22: Estructura de control utilizada por Amstutz [Amstu94Mod]

Fekete [Feket95Mod] plantea una estrategia de compensación adaptativa mediante modelo con dos entradas, el ángulo de mariposa y el régimen de giro. En primer lugar

calcula la dinámica del aire, con una componente estática tabulada, más un modelo discreto para la compensación dinámica, consistente en una función de transferencia con un polo; una vez conocida la cantidad de aire que penetra en los cilindros, se calcula la masa de combustible que debe pasar al interior, y gracias a un modelo inverso de la película de combustible, la cantidad que debe inyectarse. La adaptatividad del modelo de aire se realiza gracias a la señal de un sensor de presión absoluta en el colector de admisión, a la que se aplica un filtro de Butterworth de cuarto grado, lo que permite estimar la constante de tiempo del colector en cada punto de funcionamiento. Jones [Jones95Ide], [Jones96Tow] perfecciona la técnica de Fekete, identificando la constante de tiempo de forma global por mínimos cuadrados no lineales. La combinación del modelo descrito, con un observador de estado similar al utilizado por Chang y Amstutz, se aplica a un motor de 2,2 l y 4 válvulas por cilindro, y se estudia la respuesta a una aceleración del 23% al 45% en 42 ms, girando a 2000 rpm. El resultado es una desviación de la consigna de solamente 0,4% RMS.

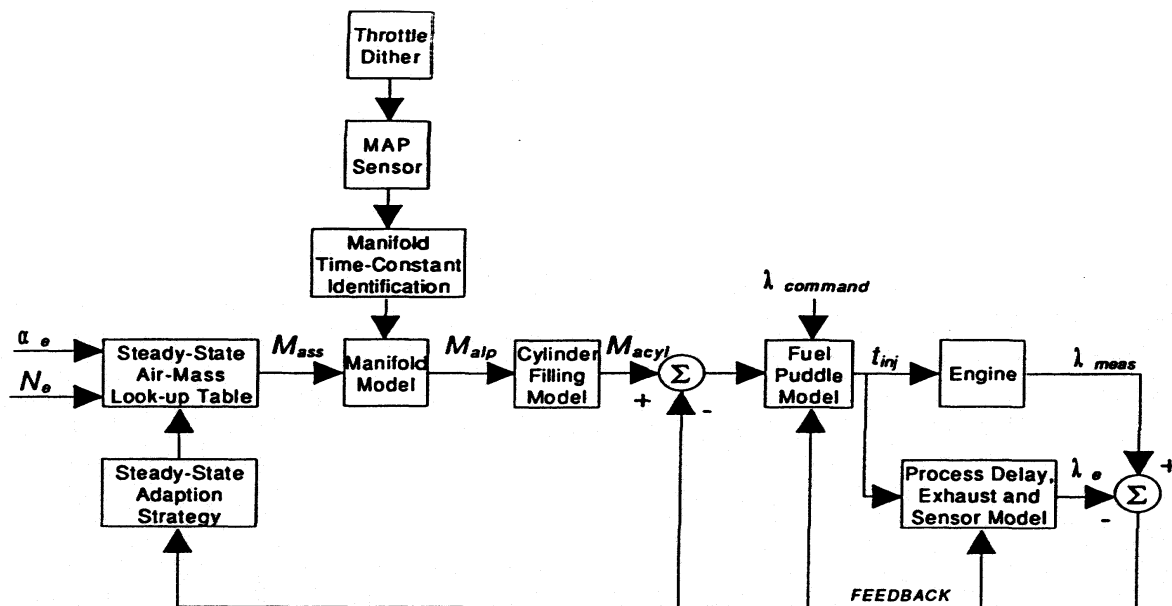


Fig. 2.23: Estructura de control utilizada por Fekete [Feket95Mod]

Bidan [Bidan95Non] crea un modelo del colector de admisión, que utiliza para determinar el consumo de aire en función de la señal de presión en el colector. Con la ayuda de un modelo simple del combustible, basado en el de Aquino, calcula la cantidad de combustible que se ha de inyectar.

Iwata [Iwata96Mod] muestra un controlador en lazo abierto consistente en invertir un modelo por él desarrollado, que comprende la dinámica del combustible y del aire en el colector de admisión. A continuación aplica un control en lazo cerrado que permita converger a cero, por un lado, la corrección en la masa de combustible depositada en forma de película, calculada mediante un observador de estado a partir de la señal de la sonda lambda, y por el otro, la integral de la corrección en la masa de combustible introducida en el cilindro. El lazo se cierra con una combinación lineal de los dos valores anteriores.

Asik [Asik96A/F] utiliza un algoritmo de estimación de  $\lambda$ , a partir de las variaciones de velocidad del cigüeñal, detectadas en la señal de la rueda fónica. El par desarrollado por un motor es función del dosado de la mezcla (apartado 1.1), y su derivada puede aproximarse por una recta, que cruza el eje de abscisas en el punto  $AFR \approx 13$ . El valor estimado del dosado se calcula como una función del régimen, avance de encendido, caudal de aire normalizado, tiempo de inyección, masa de aire en el cilindro y temperatura del aceite. En total intervienen 10 parámetros, que hay que identificar experimentalmente, aplicando regresión no lineal. Finalmente, demuestra que el valor estimado puede utilizarse para cerrar el lazo de realimentación.

#### 2.3.4. Control en modo deslizante

Más recientemente se ha aplicado la teoría de control en modo deslizante, para cerrar el lazo [Choi92Slid]. Consiste básicamente en un control integral, con parámetros variables de tal forma que la trayectoria de las variables de estado siempre converja a la superficie deslizante en el espacio de estados, de acuerdo con un criterio de estabilidad. El resultado es un control mucho más óptimo y robusto que un PI, y con menos necesidad de calibración, ya que se elimina la ganancia tabulada de este, pero su precisión es muy sensible al control *feedforward* al que va asociado. Además, no se evita la oscilación alrededor del punto de equilibrio (chattering), que puede llegar al 15%. Posteriormente, Choi [Choi98An O] perfecciona su técnica y crea un observador deslizante de dos estados para la dinámica del aire, lo que permite reducir considerablemente la amplitud de oscilación, y aplicarlo en un motor 3,8 l V6.

#### 2.3.5. Utilización de sensores y actuadores alternativos

La evolución tecnológica de los sensores y actuadores permiten utilizar algoritmos de control  $\lambda$  que no pueden aplicarse con la configuración física convencional.

Así, con la reducción del precio de las **sondas lineales** (UEGO) en los últimos años, que han pasado a valer de 20 a 4 veces el precio de las sondas binarias (EGO), algunos autores, como Chang [Chang93Eng] y Onder [Onder93Mod], justifican su uso para cerrar el lazo de control  $\lambda$ , lo que permite utilizar leyes de control más complejas que con una sonda EGO.

Otra posibilidad de mejora consiste en controlar no tan sólo el caudal de combustible, sino también el de aire, dotando a la válvula de mariposa de un motor. Al desligar físicamente la mariposa del acelerador (**DBW, drive-by-wire**), dado que la dinámica del aire es más rápida que la del combustible, se consigue un control más preciso de la mezcla, aunque se introduce un actuador más. Esta técnica ya se aplicó de forma simplificada para el control del dosado mediante un carburador dotado de control electrónico de aire (E.A.C.®) [Nevot92App] y catalizador de tres vías. Dado que un carburador no permite modificar la cantidad de gasolina aportada a menos que se disponga de un mecanismo bastante complejo que actúe sobre los calibres o el difusor, puede calibrarse este de modo que la mezcla suministrada sea siempre rica; el aire que falta se suministra adicionalmente, directamente al colector de admisión. El caudal de aire viene regulado por medio de una válvula, operada con una señal de

pulsos (PWM). Puesto que la diferencia de presión en la válvula es muy alta para cargas bajas, y prácticamente nula para cargas altas, la válvula requiere un rango muy amplio de funcionamiento. No obstante, la zona habitual de trabajo del motor en el ciclo de emisiones, y la rapidez de respuesta del sistema, permiten el cumplimiento de las leyes correspondientes a la directiva 91/441, aplicado a un motor SEAT de 0,9 l.

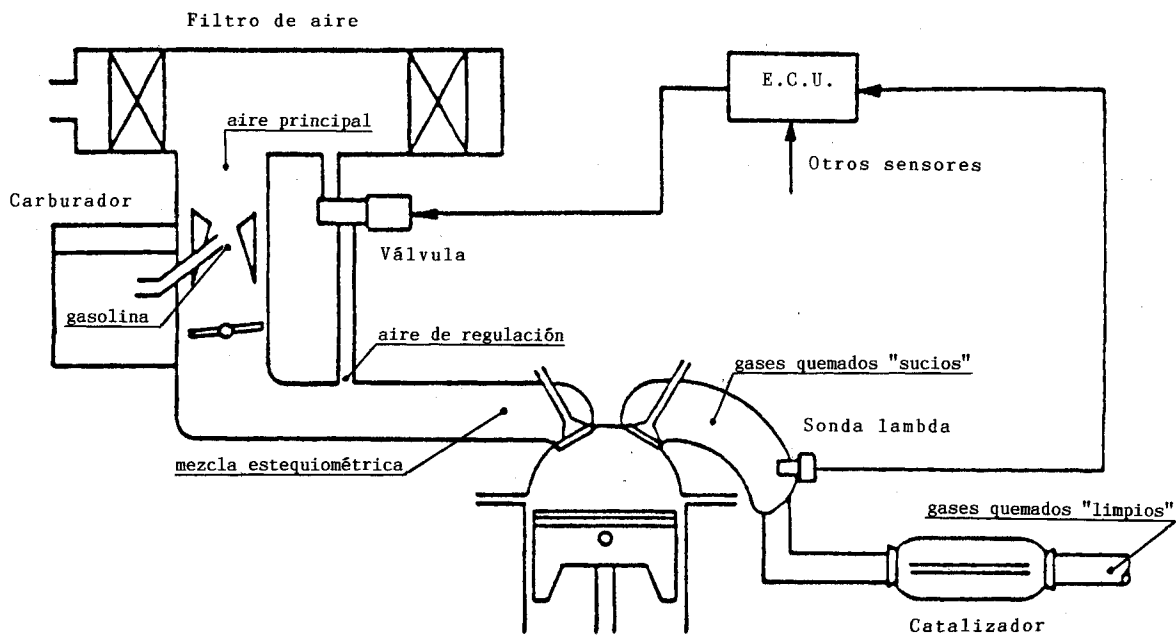


Fig. 2.24: Control con carburador y E.A.C. [Nevot92App]

Benninger [Benni91Req], que aplica un actuador de mariposa a su esquema de control, retarda la apertura de esta, de tal forma que el aire aportado sea capaz de compensar instantáneamente la cantidad de combustible que llega al cilindro. La mariposa se abre mediante una rampa limitada, con una pendiente determinada a partir del modelo.

Anthoine [Antho92Reg] utiliza tanto sonda lineal como actuador de mariposa. Describe un algoritmo adaptativo, que combina mínimos cuadrados recursivos, para el cálculo de la gasolina, y un modelo interno del motor, que permite determinar la ley de apertura de la mariposa. Los parámetros del modelo son identificados on-line. La aplicación del algoritmo a un vehículo permite obtener una reducción del 28% en CO, 18% en HC y hasta el 75% en NOx, según el ciclo europeo MVEG-A.

Tudor [Tudor93Ele] describe cualitativamente un control adaptativo, que determina el retardo inicial de la mariposa en función de la desviación en el dosado, observada en transitorios similares efectuados anteriormente.



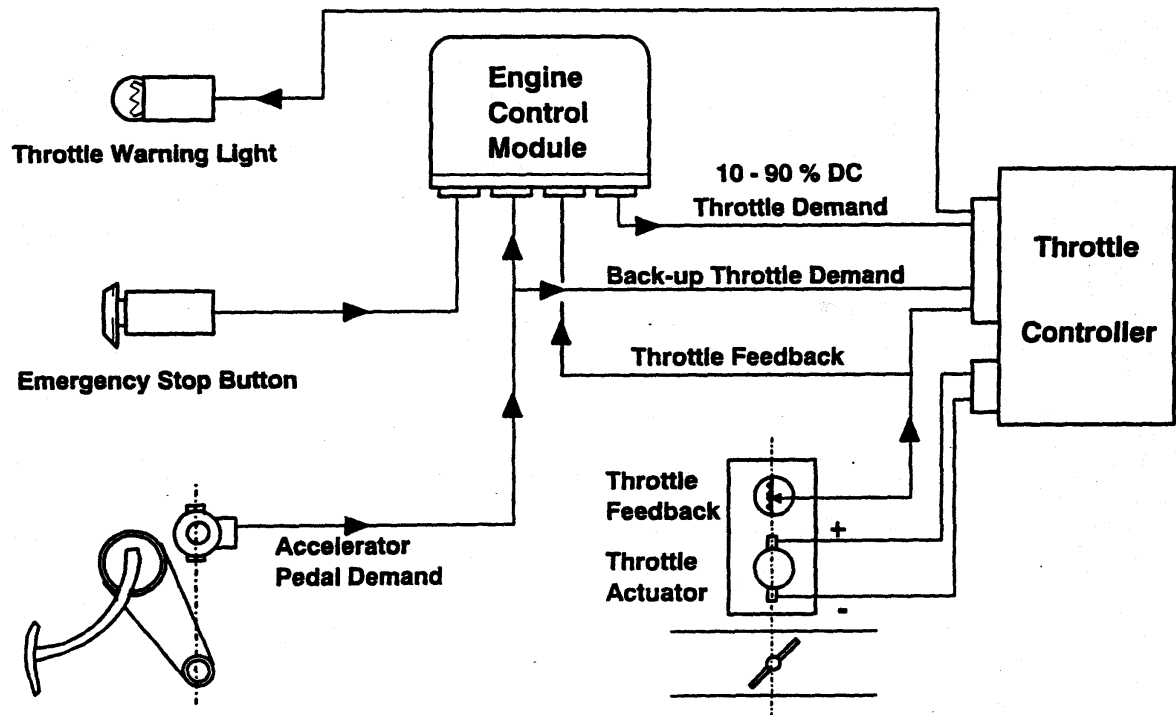


Fig. 2.25: Esquema del actuador de mariposa [Tudor93Ele]

Amstutz completa su trabajo [Amstu94Mod] con una mariposa gobernada electrónicamente, y lo aplica en un motor monocilíndrico. Fekete [Feket95Mod] calcula la trayectoria de la mariposa cada segmento, previamente a la carrera de admisión, gracias a una estrategia de tipo bang-bang, consistente en saturar el actuador, más un control PI en lazo cerrado.

Bidan [Bidan95Non] utiliza en su controlador un actuador de mariposa. La presión en el colector se controla en lazo cerrado utilizando un modelo lineal de referencia, y un compensador PI. A partir de este valor linealizado de la presión, y del régimen de giro, determina el retardo y la señal que hay que aplicar al motor eléctrico de la mariposa. Tanto la velocidad de abertura como el ángulo absoluto están limitados.



# Capítulo 3:

## Modelo del motor

### 3.1. Introducción

El diseño de un sistema de control de la mezcla de aire y gasolina requiere un modelo donde poder simular su funcionamiento, con anterioridad a su utilización en un motor real. La necesidad surge, por un lado, de conseguir un ahorro de tiempo y dinero al reducir el trabajo de experimentación al mínimo, pero sobre todo, de eliminar el riesgo que existe de averiar los motores como consecuencia de errores en el diseño del controlador. Además, el ruido existente en las variables de un motor dificulta la optimización de un sistema de control, lo cual no sucede si se ensaya con un modelo de este mismo motor.

La finalidad del modelo es pues doble:

- Comprender mejor el procedimiento de formación de la mezcla, en lo que al dosado de esta se refiere.
- Servir de banco de ensayos para la optimización de controladores.

Las fases que se han seguido en la creación del modelo se basan en el esquema propuesto por Aström [Aströ84Sis]:

1. **Experimentación.** Se han realizado ensayos de dos tipos: en régimen estabilizado, con un motor en un banco, y transitorios, con un coche sobre rodillos.
2. **Selección y definición de la estructura del modelo.** Se describe a lo largo de

este capítulo.

3. **Ajuste de parámetros**, utilizando los resultados de los experimentos.
4. **Validación del modelo**, mediante unos ciclos de conducción realizados con el coche sobre rodillos, comparando las variables obtenidas experimentalmente y las resultantes de simular el modelo con las mismas entradas.

## 3.2. Revisión de modelos del motor

Hasta el momento no se ha desarrollado un modelo matemático de un motor que simule todos y cada uno de los fenómenos físicos que suceden en el ciclo de funcionamiento de un motor Otto alternativo. No obstante, sí que existen dentro de la literatura varios estudios teóricos, que describen las ecuaciones más importantes que gobiernan parcial o totalmente el fenómeno de la formación de la mezcla. Los modelos utilizados responden a simplificaciones en mayor o menor grado, consecuencia de aplicar unas hipótesis. Estas hipótesis dependen de varios aspectos, como son el objetivo con el que se ha elaborado el modelo, la fuente de información, la variable base y la dimensión temporal.

### □ **Objetivo**

- **Modelos orientados al diseño.** Son una fiel representación de un fenómeno muy concreto del motor al que hacen referencia, con el objetivo de diseñar o modificar algún componente contemplado en el modelo (diseño de colectores de admisión, inyectores, cámaras de combustión, etc.). Los parámetros son de tipo geométrico o físico. Del resultado de la simulación se elige un número limitado de variantes, con lo que la cantidad de experimentos queda bastante reducida.
- **Modelos orientados al control.** El objetivo es ser utilizado para el control de alguna variable, de modo que no es necesario reflejar todas las características del proceso, sino sólo aquellas que tienen relación con la variable controlada. Los parámetros están asimismo orientados al control. Un caso particular es el control  $\lambda$  de la mezcla.

### □ **Origen de los datos**

- **Análisis físico y matemático.** Consisten en el estudio de todos los fenómenos físicos que intervienen en el proceso, planteando y resolviendo sus ecuaciones diferenciales. En la mayoría de los casos, los parámetros resultantes son difíciles de identificar, aparte de que el error final dependerá de lo fielmente que las ecuaciones representen la realidad.
- **Resultados de experimentos reales.** De los datos obtenidos en diferentes ensayos, pueden encontrarse ecuaciones de ajuste, que respondan con mayor o menor exactitud al fenómeno modelado. Normalmente, se estructuran en forma de combinación de mapas estáticos, con una o dos entradas para cada mapa.
- **Mixtos.** Son una combinación de los dos tipos anteriores, a los que Arsie

[Arsie96Dev] denomina "caja gris".

□ **Variable sobre la que está sincronizado**

- **Dominio del tiempo.** Se trata de modelos, continuos o discretos, pero con una base temporal. Los fenómenos para los que son más adecuados son aquellos que cuentan con retardos o constantes de tiempo independientes del ciclo termodinámico del motor, como los que acontecen en sensores y actuadores.
- **Dominio del ángulo.** La base está sincronizada con el giro del cigüeñal, lo que significa que se trata de modelos discretos, con un tiempo de muestreo inversamente proporcional al régimen de giro. Suele tomarse una muestra cada segmento, o lo que es lo mismo, cada chispa de la bujía; esto equivale en un motor de cuatro tiempos y cuatro cilindros a media vuelta. Se adapta mejor a los fenómenos ligados al ciclo termodinámico del motor.

La fórmulas para pasar de un dominio a otro, dada una función genérica  $f$  y su transformada de Laplace  $F(s)$ , se resumen en la siguiente tabla [Chin86Eng]:

Transformación	Dominio del tiempo $f_t(t)$	Dominio del ángulo $f_\theta(\theta)$
$t = \theta/n$	$f_t(t) = f_\theta(nt)$	$f_\theta(\theta) = f_t(\theta/n)$
$s_t = n s_\theta$	$F_t(s_t) = (1/n) f_\theta(s_t/n)$	$F_\theta(s_\theta) = n F_t(n s_\theta)$

Tabla 3.1: Relación entre el dominio temporal y en el ángulo

siendo  $n$  el régimen de giro del motor, y  $\theta$  el ángulo girado por el cigüeñal.

□ **Dimensión temporal**

- **Instantáneo.** Son aquellos que consideran las variaciones de las variables de estado dentro del ciclo termodinámico del motor.
- **Promediado.** No se tienen en cuenta las variaciones a lo largo de un ciclo del motor, sino tan sólo el valor promediado.

Uno de los objetivos de la presente tesis ha sido la elaboración de un modelo del motor. Los modelos más importantes que se han tomado como referencia a la hora de elaborar el presente, se resumen cronológicamente a continuación.

Dobner [Dobne80A M] presenta un modelo matemático discreto en el dominio del ángulo, donde las variables de entrada son el ángulo de mariposa, la relación aire-combustible, el avance de encendido y el par resistivo, y del que se obtiene la presión en el colector de admisión, el par neto y la velocidad de rotación. Los procesos modelados son el carburador, el colector de admisión, la combustión y la dinámica del motor. Tiene en cuenta la proporción de gases residuales (EGR). Las fórmulas se basan en masas instantáneas, las cuales se obtienen por integración del caudal, y no muestra los valores de los parámetros. Considera asimismo distribución irregular para cada cilindro dentro de un ciclo. Finalmente, valida el modelo obtenido con un motor

de 5,7 l, primero en régimen estabilizado, y después con un transitorio de aceleración.

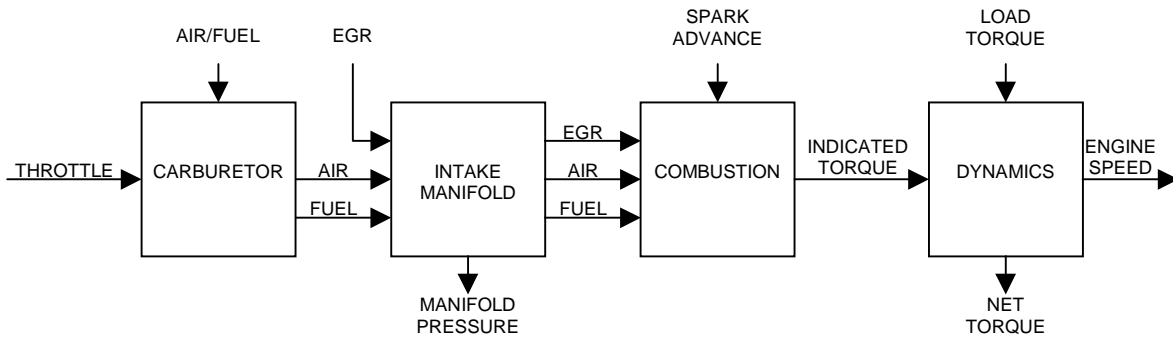


Fig. 3.1: Modelo del motor de Dobner [Dobne80A M]

Aquino [Aquino81Tra] analiza de forma detallada todos los fenómenos que ocurren con el combustible, desde que se introduce, hasta que este llega al cilindro, con la ayuda de resultados experimentales obtenidos con un motor de 5 l e inyección central. Como simplificación, considera que una fracción ( $X$ ) del combustible inyectado  $\dot{m}_{fi}$  pasa a forma de vapor, mientras que el resto se deposita en la superficie de la mariposa, el colector y la válvula. Determina que, para un motor con inyección central, el valor de  $X$  se puede aproximar en función del ángulo de mariposa ( $\alpha$ ) como  $X = -0,106 + \alpha/46$ , limitado a 0,28. Realiza además la hipótesis de que la masa de combustible que abandona la capa líquida por vaporización  $\dot{m}_{fp}$  es proporcional a la masa existente en la propia capa. La masa total de combustible  $\dot{m}_f$  que entra al cilindro será la suma de la que se haya vaporizado tras la inyección, más la aportada por la película líquida. El resultado es un sistema de primer orden, con una constante de tiempo  $\tau_f$ , y definido por las dos ecuaciones siguientes:

$$\dot{m}_{fp}(t) = -\frac{1}{\tau_f} m_{fp}(t) + X \cdot \dot{m}_{fi} \quad (3.1)$$

$$\dot{m}_f(t) = (1 - X) \cdot \dot{m}_{fi} + \frac{1}{\tau_f} m_{fp}(t)$$

El modelo de Yuen [Yuen84A M], basado en el de Dobner, introduce conceptos termodinámicos en el proceso de evaporación del combustible, y tiene en cuenta la dinámica de los sensores. Propone un modelo para la generación de gases contaminantes sin catalizador, función exclusivamente del dosado. Asimismo desarrolla las ecuaciones, que en el modelo de Dobner no lo estaban, aunque finalmente resulta muy complicado.

Cabe destacar un grupo de trabajos sobre el fenómeno de la película de combustible en el colector, que parten en mayor o menor medida del de Aquino. Hires [Hires81Tra] considera diferentes parámetros en el proceso de condensación y evaporación. Pearson [Pears83Car] utiliza un modelo de colector seco, sobre el que primero se deposita gasolina y luego se evapora esta por transferencia de calor. Fújieda [Fújieda84Ana] supone que el 50 % del combustible inyectado se deposita en las

paredes, y se evapora con una constante de tiempo de valor fijo. Nagaiishi [Nagai89An ] realiza un análisis frecuencial a partir de una serie de resultados experimentales, obtenidos con motores de 1,6 l y 1,8 l e inyección central, y de 3 l con inyección multipunto; el resultado es una función de transferencia con un cero y dos constantes de tiempo, dependiente de la presión de admisión y del instante de la inyección.

Chin, en su extenso trabajo [Chin86Engi], elabora un modelo discreto aplicado a un motor V6 de 3,1 l y un V8 de 5,7 l, primero en la base del tiempo, y luego en la base del ángulo. Calcula de forma experimental todos los parámetros en tres puntos de funcionamiento concretos, sin llegar a generalizar para todo el campo de operación del motor. Considera los siguientes procesos:

- **Combustible a par.** El modelo contiene a su vez dos dinámicas diferenciadas: una rápida, debido a la parte que se vaporiza y se atomiza, caracterizada por una constante de tiempo, y una lenta, consecuencia del avance hasta el cilindro de la fracción líquida depositada sobre las paredes del colector, que se resume en un retardo puro. El valor de los dos parámetros varía con el punto de funcionamiento del motor, mientras que la relación entre la masa del combustible inyectado que pasa a fracción lenta y rápida es considerada constante, e igual a 0,11.
- **Aire a par.** Consta de una no linealidad debida a la mariposa, y otra producida por la válvula de admisión. La primera se resume en una ganancia variable, mientras que la segunda se caracteriza por el rendimiento volumétrico.
- **Dinámica rotacional.** Considera el efecto del momento de inercia y el rozamiento viscoso de las partes móviles del motor.
- **Retardo de transporte de los gases de escape.** Es el proceso comprendido por el transporte de los gases desde el cilindro hasta la sonda lambda. Para su cálculo, propone una fórmula en la que intervienen tanto parámetros geométricos, como de funcionamiento del motor. En el dominio del ángulo, el tiempo de transporte no depende del régimen del motor.

La conclusión del trabajo de Chin es que todas las dinámicas, excepto la del combustible, son menos variables en el dominio del ángulo que del tiempo.

Boam [Boam89A Mo], describe el comportamiento del aire y del combustible, para predecir las variaciones en el dosado y su influencia en el par. Sobre la base del modelo de Aquino, determina experimentalmente la relación entre el combustible depositado en forma de líquido y el vaporizado, resultando un valor que va desde 0,85 en un motor con inyección central, hasta 0,4 en una inyección multipunto. El valor de la constante de tiempo de la gasolina líquida varía entre 0,5 y 2,5 s, según el motor esté caliente o frío. Concluye que ambos valores son independientes del ángulo de mariposa.

Servati [Serva89Spr] estudia más a fondo la evolución del combustible en el colector de admisión. Considera el efecto de la corriente de aire sobre la velocidad de avance de la fracción líquida, así como fenómenos de transferencia de calor durante la evaporación. Por último, realiza una serie de experimentos con un motor de 7,5 l.

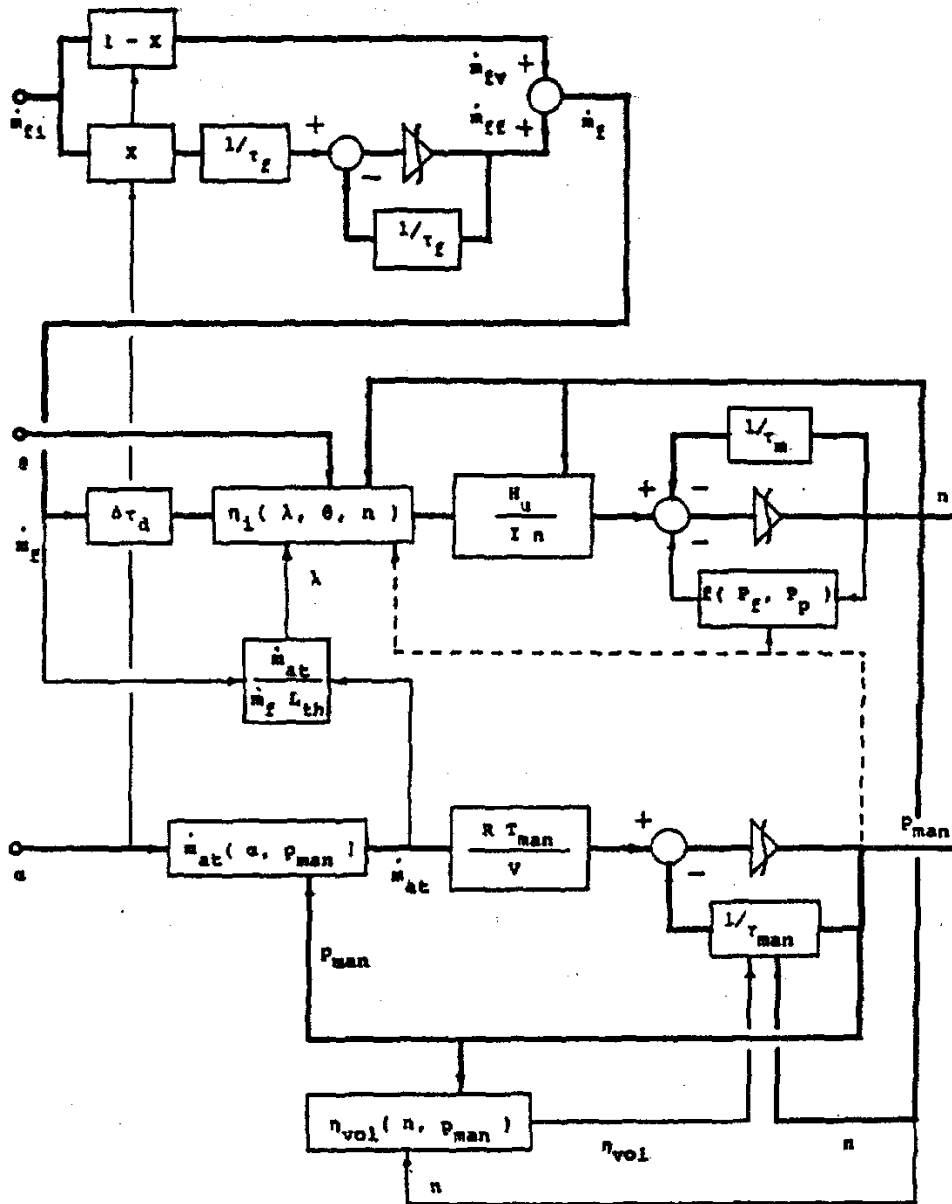


Fig. 3.2: Modelo del motor de Hendricks [Hendr90Mea], con sus tres subsistemas, de arriba hacia abajo: combustible, dinámica y aire

Hendricks [Hendr90Mea] publica a lo largo de varios años un conjunto de artículos sobre un modelo bastante completo, promediado, y en el dominio temporal, que se muestra en el esquema de la figura 3.2. Los procesos considerados son el combustible, el aire, la combustión y la dinámica de las partes móviles. Las variables de entrada son el ángulo de mariposa, el caudal de combustible inyectado y el ángulo de avance de encendido; las variables de estado son la masa de combustible depositado en forma de película líquida, el régimen de giro y la presión de admisión. Desarrolla fórmulas empíricas para la expresión del rendimiento térmico y volumétrico, función de la presión de admisión, escape y régimen del motor en el primer caso, y del avance de encendido, dosado, régimen y presión de admisión en el segundo; posteriormente justifica esas fórmulas con un análisis físico y matemático. Realiza unos experimentos



con un motor Ford de 1,1 l, a partir de los cuales valida su modelo. Concluye que la fracción de combustible líquido sólo es función del ángulo de mariposa en motores con inyección central, pero que la dependencia es despreciable en sistemas multi-punto.

Benninger [Benni91Req] crea un modelo sencillo, donde solamente considera la dinámica del combustible y del aire. El del combustible resulta ser un modelo de primer orden, según el esquema de Aquino; el del aire consta del submodelo de la mariposa, el colector y la válvula de admisión, en cascada. La ecuación del colector resulta de aplicar el teorema de conservación de la masa, obteniéndose un sistema con una variable de estado, que es la presión absoluta. La válvula queda representada por el rendimiento volumétrico, que considera independiente del régimen de giro del motor. Finalmente valida su modelo con un motor de 6 cilindros y 2,5 l, sin mostrar el valor de los parámetros.

Chang [Chang93Eng] utiliza las ecuaciones desarrolladas por Hendricks para aplicarlas a un modelo discreto en el dominio del ángulo, orientado al diseño de una estrategia de control, y validado con un motor monocilíndrico de 0,6 l. Las variables de entrada son el ángulo de mariposa y el tiempo de inyección. El camino del aire se limita a una tabla estática, función del ángulo de mariposa y el régimen de giro. El combustible se representa mediante un inyector y un modelo de película líquida. La inyección finaliza siempre a  $125^\circ$  después de PMS, y la cantidad inyectada es proporcional al tiempo de inyección, al que hay que restarle un valor constante que es el tiempo muerto del inyector. La masa de combustible que llega al cilindro queda definida por las dos ecuaciones siguientes, que no son más que las ecuaciones de Aquino discretizadas:

$$\begin{aligned} m_f(k) &= f_\alpha m_{fi}(k) + f_\beta m_{fp}(k) \\ m_{fp}(k+1) &= (1 - f_\alpha) m_{fi}(k) + (1 - f_\beta) m_{fp}(k) \end{aligned} \quad (3.2)$$

donde  $k$  es el índice de ciclos de motor ( $720^\circ$ ),  $m_{fi}$  es la masa de combustible inyectado,  $m_{fp}$  la masa depositada en forma de líquido (*puddle*), y  $m_f$  la masa que entra en el cilindro. Los parámetros  $f_\alpha$  y  $f_\beta$  representan la fracción de combustible que entra directamente en el cilindro en relación con el inyectado y el existente en forma líquida, respectivamente. Para un régimen de 1200 rpm, el valor de los dos parámetros anteriores es de  $f_\alpha=0,8$ , y  $f_\beta=0,7$ . El retardo puro en la medición del dosado por la sonda lambda se reduce al tiempo transcurrido entre el final de la inyección y la abertura de la válvula de escape, aproximadamente  $500^\circ$  de cigüeñal, más 42 ms para el transporte de los gases desde la válvula hasta el sensor. Finalmente, la sonda UEGO queda modelada como una constante de tiempo. El resultado es una ecuación discreta, en que el dosado medido por la sonda depende del dosado real de los dos ciclos previos.

Amstutz [Amstu94Mod] continúa el trabajo de Chang, pero con un sensor EGO en lugar de UEGO, asignando  $\lambda=1,04$  al estado pobre, y  $\lambda=0,96$  al rico, y un retardo puro equivalente a un ciclo de motor.

Jones, a partir del modelo de Amstutz, identifica en su tesis [Jones96Tow] de forma

experimental los parámetros del combustible, utilizando el mismo motor monocilíndrico y 9 puntos de funcionamiento distintos. La técnica consiste en aplicar una perturbación en forma de onda cuadrada a la señal del inyector, y minimizar mediante mínimos cuadrados una función de coste no lineal por el método de Gauss-Newton. El resultado es que los parámetros apenas varían de un punto a otro.

Le Moyne [Le97Air-Fu] realiza un trabajo muy extenso sobre la evolución del combustible y la identificación de los parámetros  $X$  y  $\tau$ , utilizando un motor de 2,0 l, cuatro cilindros y una sonda lineal situada a la salida de la válvula de escape correspondiente a uno de los cilindros, para eliminar el retardo de transporte de los gases. Afirma que el modelo de Aquino es válido para transitorios en que  $\Delta\alpha$  es pequeño, pero no cuando se pasa de cargas bajas a medias. Para estos casos desarrolla un modelo, basado en las ecuaciones físicas (conservación de la masa, momento y energía) y las interacciones entre las diferentes fases (aire, gotas, vapor y líquido). El modelo de las gotas y el líquido es bidimensional, mientras que el correspondiente al aire y vapor es unidimensional. Su conclusión es que el modelo de Aquino tiende a subestimar las desviaciones en el valor de  $\lambda$  respecto al estequiométrico.

### 3.3. Modelo desarrollado

#### 3.3.1. Características

El modelo que se ha desarrollado corresponde a un motor SEAT de 1,6 l de cilindrada, y 74 kW de potencia. El vehículo tomado como referencia y con el que se han hecho los ensayos es el SEAT Toledo año de modelos 96, equipado con el citado motor. La descripción de ambos, motor y coche, se realiza en el anexo A.

El sistema de inyección SIMOS-4S2 con que el motor va dotado tiene las siguientes características:

- **Multipunto:** se dispone de un inyector por cilindro, aguas abajo de la mariposa.
- **Indirecta:** los inyectores van montados sobre el colector de admisión.
- **Discontinua:** el inyector recibe un tren de pulsos de una determinada duración, sincronizados con el cigüeñal, por lo que está o bien totalmente abierto, o bien totalmente cerrado.
- **Secuencial:** cada inyector se abre en el momento óptimo que corresponde a su respectivo cilindro.

Según los criterios de clasificación vistos en el apartado 3.2, el modelo desarrollado puede considerarse como:

- **En el dominio temporal,** de modo que su utilización sirva tanto para controladores continuos como discretos.

- **Promediado.** Se supone que las variables de estado no varían durante un ciclo termodinámico.
- **Mixto.** Para algunos submodelos se utilizan ecuaciones matemáticas, mientras que otros se obtienen a partir de datos experimentales.

Todas las simulaciones se han realizado con un ordenador personal dotado de un microprocesador Pentium® 200 MMX. El programa de simulación utilizado ha sido MatLab/Simulink®, versión 4.2c. Las razones por las que se ha utilizado este lenguaje son las siguientes:

- Está desarrollado para PC.
- El diseño de sistemas mediante bloques y líneas de unión es mucho más intuitivo que con líneas de programa, a la vez que permite una estructura modular.
- Al estar orientado a matrices, se simplifica el manejo de los datos.
- Dispone de herramientas o “*toolboxes*” que facilitan algunas tareas básicas.
- Permite realizar programas en lenguaje MatLab® convencional, que en combinación con el sistema gráfico, ofrece infinitas posibilidades.
- Es compatible con algunos programas específicos de control y simulación, pudiendo interconexiónarse con estos.

### 3.3.2. Estructura

Visto desde su nivel más global, el modelo consta de dos elementos: el motor y el resto del vehículo. Se representa bajo el concepto de motor un bloque cuyas entradas son el ángulo de mariposa ( $\alpha$ ) en grados, el régimen de giro ( $n$ ) en vueltas por minuto, y el tiempo de inyección ( $t_i$ ) en ms. Como salidas se considera, por un lado, una potencia ( $N$ ) en kW, más la señal procedente de las sondas lambda (EGO/UEGO). El modelo del coche incluye la dinámica de todas las partes móviles, y tiene como finalidad calcular el régimen de giro.

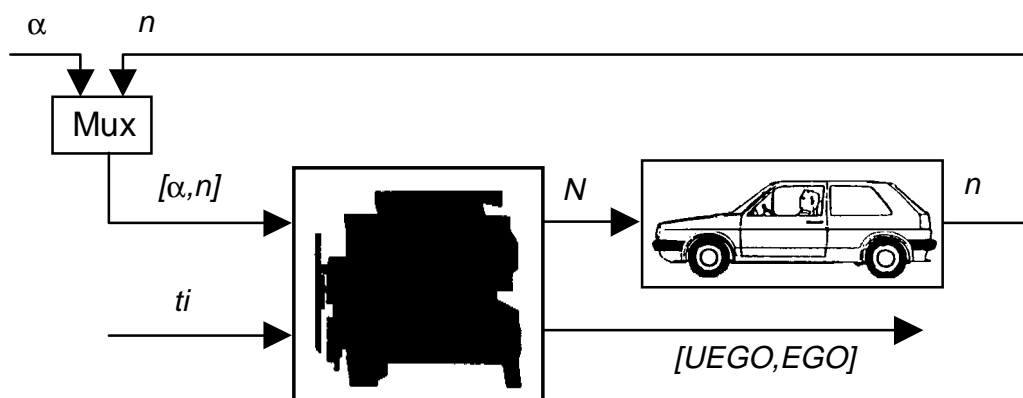


Fig. 3.3: Modelo del vehículo completo

El modelo del motor se compone a su vez de cinco submodelos, correspondientes a las ecuaciones que rigen los distintos fenómenos físicos que intervienen en la formación y control de la mezcla, e interconectados entre sí según la figura 3.4:

- **Combustible:** ecuaciones del suministro de combustible y la aportación a la mezcla.
- **Aire:** ecuaciones de la dinámica del colector de admisión.
- **Admisión:** entrada de la mezcla en el cilindro.
- **Combustión:** generación de par motor.
- **Sonda lambda:** información de la relación aire-combustible medida en el tubo de escape, tanto con un sensor binario (EGO) como lineal (UEGO).

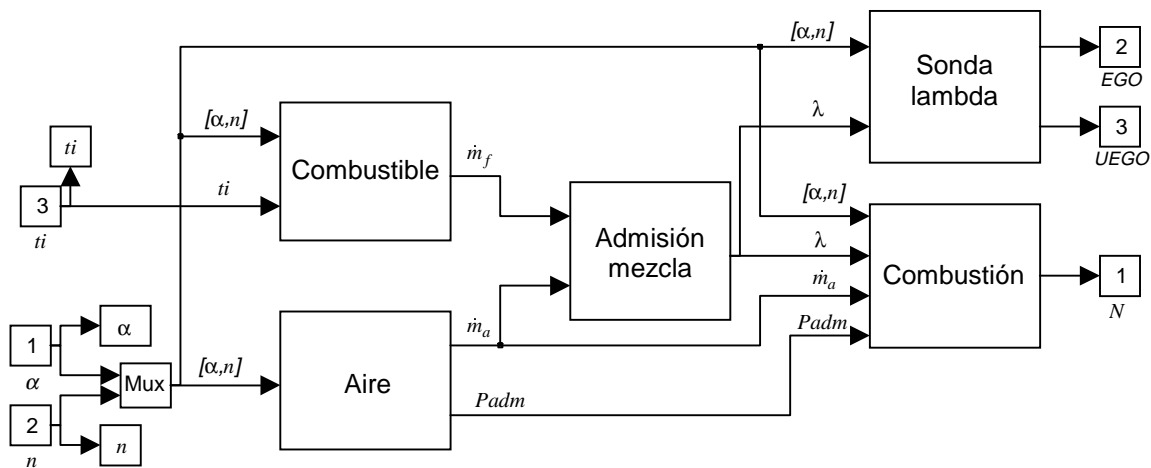


Fig. 3.4: Modelo del motor

A pesar de tratarse de un modelo promediado, se ha tenido en cuenta la secuencia con que se producen los diferentes fenómenos a lo largo de un ciclo. Se define como instante inicial del ciclo el correspondiente a la inyección, que como simplificación se supone instantánea y que tiene lugar aproximadamente  $60^\circ$  de cigüeñal antes del punto muerto superior (PMS), valor bastante habitual que permite que, cuando comience a abrirse la válvula de admisión, toda la gasolina haya sido inyectada.

El inicio de la admisión se supone coincidente con el PMS. La combustión se considera también instantánea, y que es completa  $60^\circ$  después del PMS. No se tiene en cuenta el ángulo de avance de encendido, puesto que se supone que este es el óptimo para que la combustión se realice de la forma descrita. Por último, el escape se inicia justo en el punto muerto inferior.

Los desfases en grados de cigüeñal de todos los submodelos respecto al punto de inyección quedan resumidos en el gráfico 3.5.

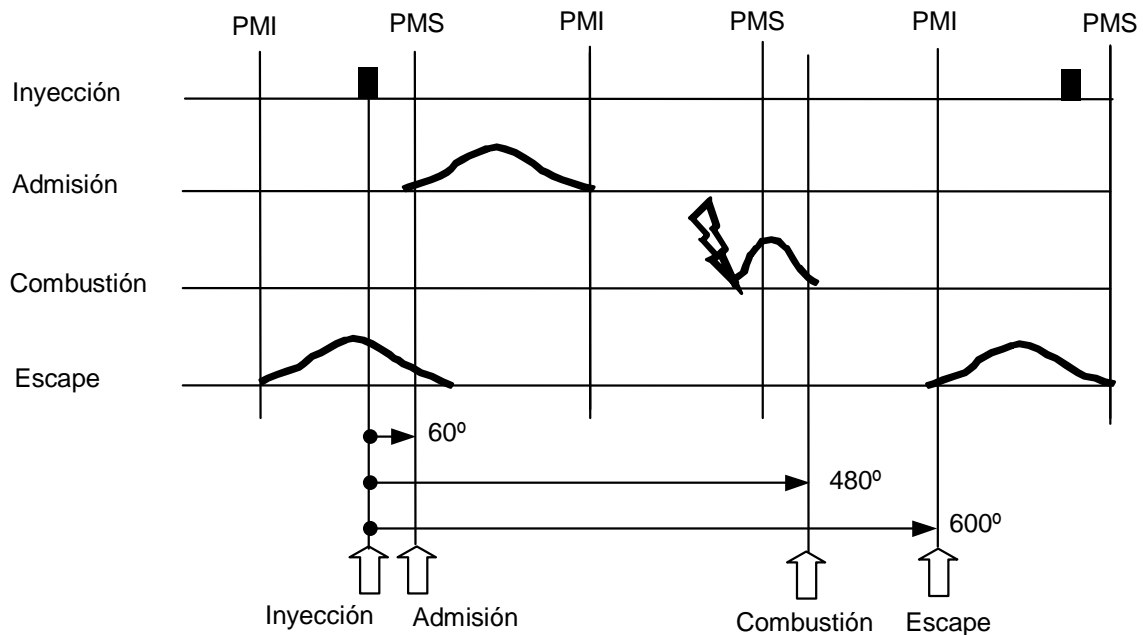


Fig. 3.5: Secuencia de fenómenos a lo largo de un ciclo

### 3.4. Modelo del combustible

El modelo comprende dos etapas:

- Inyección
- Evolución en el colector

#### 3.4.1. Inyección

Se considera el inyector, desde que le llega la señal de la centralita, cuya variable es el tiempo de inyección ( $t_i$ ), hasta que se produce la inyección de una cantidad determinada de combustible. Este fenómeno se repite una vez por ciclo, para cada cilindro. Dado que el inyector es un sistema mecánico, necesita un tiempo mínimo para vencer las inercias. De esta forma, puede afirmarse que la masa de gasolina inyectada en cada ciclo es lineal con el tiempo de inyección, menos el denominado tiempo muerto, durante el cual no se produce aportación de combustible.

$$m_{fi}(\text{mg} / \text{ciclo}) = K_{iny} \cdot (t_i - t_{0iny}) \quad (3.3)$$

Las constantes se determinan experimentalmente, en un banco de fluxado. En este caso, se trata de inyectores Siemens DEKA 1D, y la curva característica ha sido tomada del catálogo del fabricante (anexo A), de la que se obtienen los dos parámetros:

$$K_{iny} = 2,5 \text{ (mg/ms)}$$

$$t_{oiny} = 0,6 \text{ ms}$$

Dado que se considera un proceso continuo, es necesario trabajar con el caudal en lugar de con la masa. Para ello hay que multiplicar la cantidad inyectada en cada ciclo por el régimen del motor. En un motor de dos tiempos y cuatro cilindros, se producen dos inyecciones por vuelta, por lo que hay que aplicar un factor de 2. Así, con el debido cambio de unidades, resulta:

$$\begin{aligned} \dot{m}_{fi} \text{ (kg / h)} &= m_{fi} \text{ (mg / ciclo)} \cdot n \text{ (rpm)} \cdot 2 \cdot 60 \cdot 10^{-6} = \\ &= 1,2 \cdot 10^{-4} m_{fi} \text{ (mg / ciclo)} \cdot n \text{ (rpm)} \end{aligned} \quad (3.4)$$

El inyector entregará el máximo caudal posible, cuando esté continuamente abierto, o lo que es lo mismo, cuando el tiempo de inyección sea igual al tiempo que necesita el motor para dar dos vueltas completas. En este caso, si no se considera el tiempo muerto del inyector:

$$t_i^{max} \text{ (ms)} = \frac{2(\text{vueltas})}{n \text{ (rpm)}} 60000 = \frac{120000}{n \text{ (rpm)}} \quad (3.5)$$

$$m_{fi}^{max} \text{ (kg / ciclo)} \approx 1,2 \cdot 10^{-4} \left( K_{iny} \cdot \frac{120000 \cdot t_i^{max}}{n} \right) \cdot n = 14,4 \cdot K_{iny} \quad (3.6)$$

Finalmente, el modelo es el representado por el siguiente diagrama de bloques.

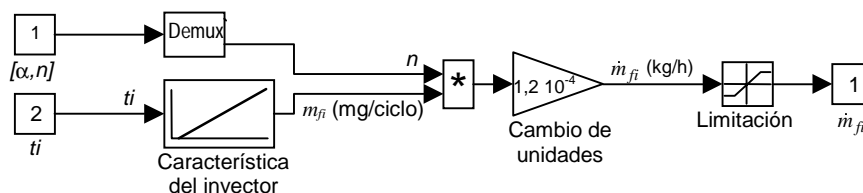


Fig. 3.6: Modelo del inyector

### 3.4.2. Evolución en el colector

Este modelo describe los cambios de fase que se suceden en el colector de admisión, esquematizados en la figura 2.5. Aquí se comentan las razones físicas de estos cambios de fase, utilizando como referencia la figura 3.7, la cual representa la zona de la culata y el conducto de admisión, donde van alojados el inyector y la válvula.

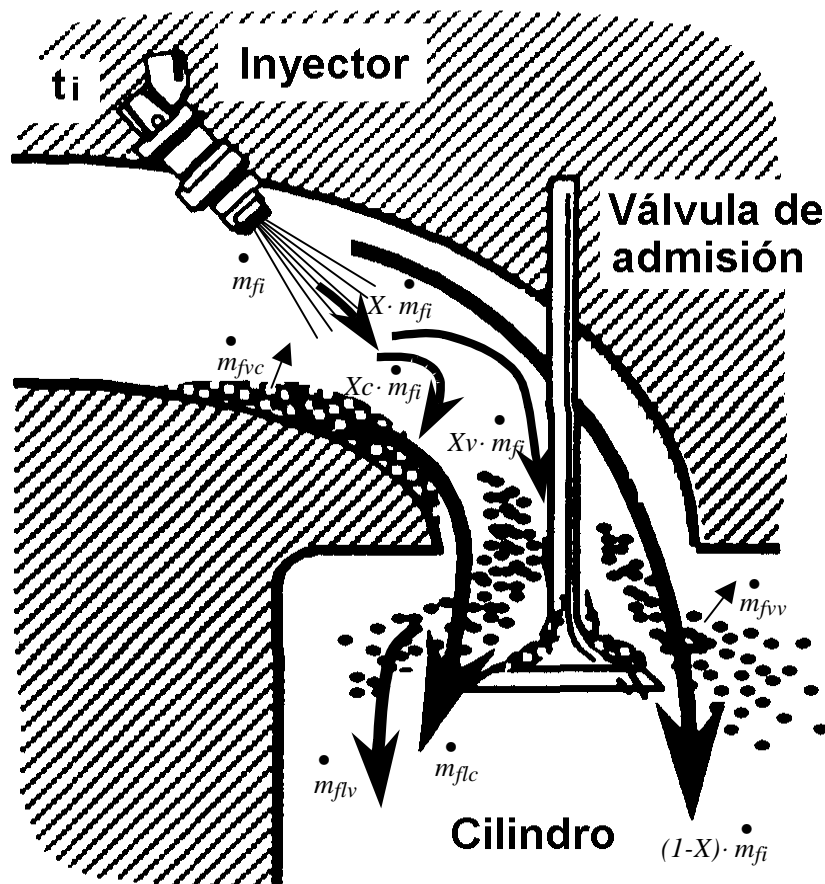


Fig. 3.7: Evolución del combustible en el colector de admisión

El caudal de gasolina suministrado por el inyector,  $\dot{m}_{fi}$ , se divide en una fracción  $(1-X)$ , que se vaporiza y entra directamente en el interior del cilindro, y el resto  $(X)$ , que queda depositado en forma de película líquida sobre las superficies. Este depósito líquido se produce al impactar la gasolina inyectada en parte sobre el conducto de admisión ( $X_c$ ), y en parte sobre la válvula ( $X_v$ ), si esta se encuentra cerrada en el momento de la inyección. De esta forma se obtiene:

$$\dot{m}_{fi} = (1 - X)\dot{m}_{fi} + X \dot{m}_{fi} = (1 - X)\dot{m}_{fi} + X_C \dot{m}_{fi} + X_V \dot{m}_{fi} \quad (3.7)$$

dado que

$$X = X_c + X_v \quad (3.8)$$

Según lo visto en apartado 2.1.2.5, la parte depositada en forma de líquido tiene dos formas de llegar al cilindro: por transporte lento del líquido, o por vaporización. Así pues, la variación de masa en cada una de las películas líquidas (conducto y válvula) se puede expresar como diferencia entre la cantidad que se deposita y la que sale, tal como se representa en la figura 3.7:

$$\begin{aligned} \text{Conducto: } \frac{dm_{lc}}{dt} &= X_c \cdot \dot{m}_{fi} - (\dot{m}_{fvc} + \dot{m}_{flc}) \\ \text{Válvula: } \frac{dm_{lv}}{dt} &= X_v \cdot \dot{m}_{fi} - (\dot{m}_{fvv} + \dot{m}_{flv}) \end{aligned} \quad (3.9)$$

$m_l$  es la cantidad de combustible depositado en la forma de líquido;  $\dot{m}_{fv}$  el caudal de combustible que pasa a vapor, y  $m_{fl}$  el caudal que pasa al interior del cilindro en forma de líquido.

De la suma de las dos ecuaciones 3.9 y junto con 3.8 se obtiene el caudal neto que pasa a forma de líquido, tomando como positivo el caudal entrante:

$$\begin{aligned} \dot{m}_{fl} &= \frac{dm_{lc} + dm_{lv}}{dt} = X_c \cdot \dot{m}_{fi} + X_v \cdot \dot{m}_{fi} - (\dot{m}_{fvc} + \dot{m}_{flc} + \dot{m}_{fvv} + \dot{m}_{flv}) = \\ &= X \cdot \dot{m}_{fi} - (\dot{m}_{fvc} + \dot{m}_{flc} + \dot{m}_{fvv} + \dot{m}_{flv}) \end{aligned} \quad (3.10)$$

Dado que las paredes del conducto de admisión siempre son bastante más frías que las de la válvula, se puede considerar que  $X_c \gg X_v$ . Además, según la teoría de Aquino, la cantidad de combustible que abandona la película puede aproximarse por una fracción ( $1/\tau_{fl}$ ) de la masa existente en la propia película

$$(\dot{m}_{fvc} + \dot{m}_{flc} + \dot{m}_{fvv} + \dot{m}_{flv}) = \frac{1}{\tau_{fl}} m_{fl} \quad (3.11)$$

De esa forma, la ecuación 3.10 se simplifica y se convierte en una ecuación de primer orden.

$$\dot{m}_{fl} = X \cdot \dot{m}_{fi} - \frac{1}{\tau_{fl}} m_{fl} \quad (3.12)$$

Sólo en régimen estacionario, esta variación será nula, y, por tanto, la masa del depósito líquido constante. El caudal total de combustible que llega al cilindro ( $m_f$ ) equivale a la cantidad que llega en forma de vapor, más la aportada por la película líquida:

$$\dot{m}_f = (1 - X) \cdot \dot{m}_{fi} + \frac{1}{\tau_{fl}} m_{fl} \quad (3.13)$$

Las dos ecuaciones anteriores 3.12 y 3.13 son la base del modelo de la película de combustible, que junto a la fracción de vapor, representan el modelo de la evolución del combustible inyectado.

Si a estas dos ecuaciones se les aplica la transformada de Laplace, se obtiene:



$$\begin{cases} \dot{m}_{fl}(s) = X \cdot \dot{m}_{fi}(s) - \frac{1}{s\tau_{fl}} \dot{m}_{fl}(s) \rightarrow \dot{m}_{fl}(s) = \dot{m}_{fi}(s) \frac{1}{X} \frac{1+s\tau_{fl}}{s\tau_{fl}} \\ \dot{m}_f(s) = (1-X) \cdot \dot{m}_{fi}(s) + \frac{1}{s\tau_{fl}} \dot{m}_{fl}(s) \end{cases} \quad (3.14)$$

eliminando  $\dot{m}_{fl}(s)$  resulta una función de transferencia global:

$$\frac{\dot{m}_f(s)}{\dot{m}_{fi}(s)} = \frac{1 + (1-X)s\tau_{fl}}{1 + s\tau_{fl}} \quad (3.15)$$

El modelo en forma de bloques queda reflejado por la figura 3.8

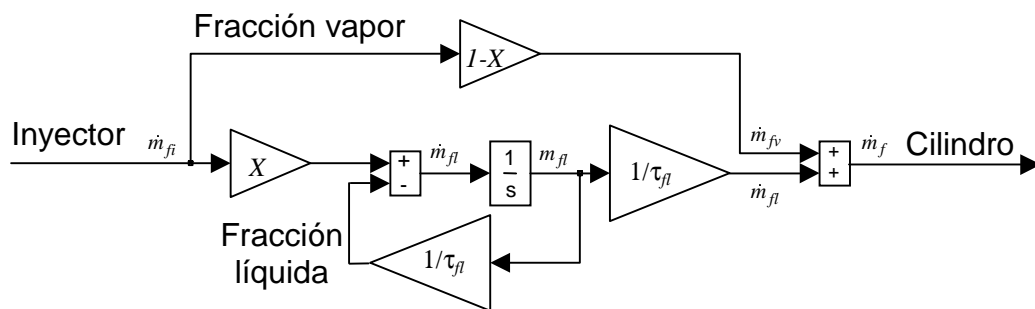


Fig. 3.8: Modelo de la película de combustible

El resultado es un polo igual a  $\tau_{fl}$ , y un cero cuyo valor es de  $(1-X)\tau_{fl}$ , menor que el del polo, dado que  $0 < X < 1$ .

La conclusión de todos los trabajos analizados es que los coeficientes  $X$  y  $\tau_{fl}$  sólo dependen fuertemente del ángulo de mariposa ( $\alpha$ ) en los motores con inyección monopunto. En los motores con inyección multipunto, donde esta se realiza aguas abajo de la mariposa, los parámetros son prácticamente independientes del punto de funcionamiento. Sólo en este segundo caso, el modelo es perfectamente lineal.

Para la determinación de los parámetros característicos del combustible, se ha debido realizar un experimento registrando  $\lambda$  como respuesta a un escalón en lazo abierto, según se describe en el anexo A. Previamente han debido identificarse todos los demás parámetros. El cálculo de  $X$  y  $\tau_{fl}$  se ha hecho de forma que, para distintos puntos de funcionamiento, la señal de la UEGO obtenida en simulación con los mismos datos de entrada que la medición, tenga un mínimo error respecto a los resultados de la UEGO medida en el coche. La mejor identificación se ha obtenido con los valores  $X = 0,3$  y  $\tau_{fl} = 0,08$

La gráfica comparativa entre el valor de UEGO medido y simulado con los parámetros anteriores, para tres puntos de funcionamiento diferentes, puede verse en la figura siguiente:

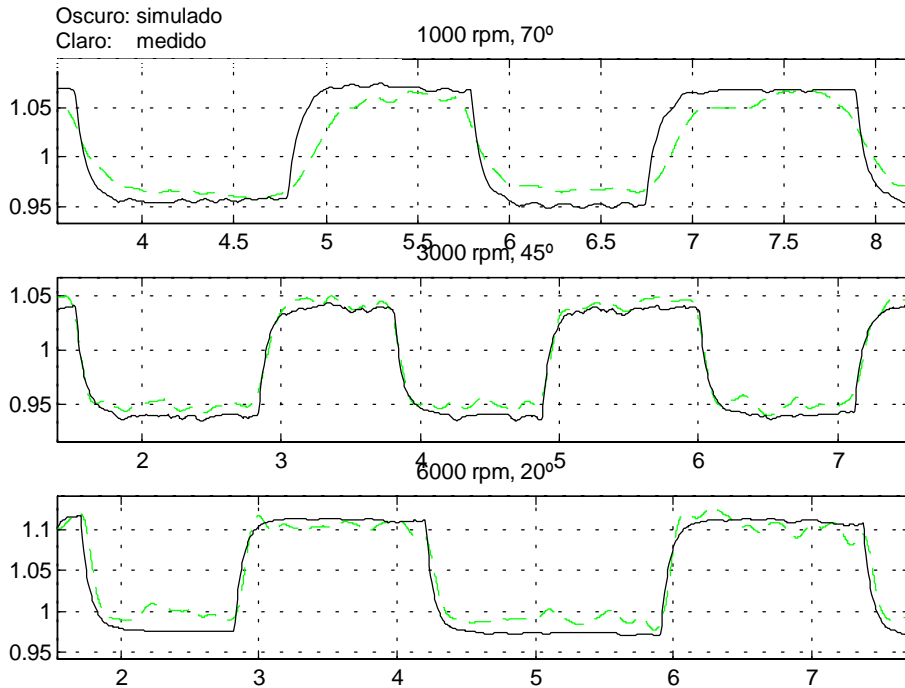


Fig. 3.9: Respuesta a un escalón en lazo abierto, en tres puntos de funcionamiento diferentes

El modelo global del combustible queda finalmente de la siguiente forma:

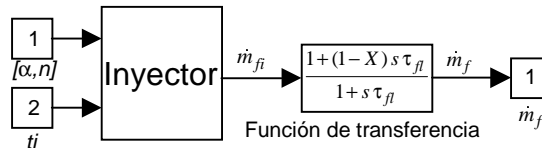


Fig. 3.10: Modelo global del combustible

### 3.5. Modelo del aire

Los modelos encontrados en la literatura que hacen referencia al comportamiento del aire en un motor alternativo se clasifican en dos tipos, según su objetivo:

- Los que tienen en cuenta las fluctuaciones de presión dentro del colector de admisión, debido al efecto pulsante provocado por el llenado discontinuo de los cilindros. Es el caso de los desarrollados por Hires [Hires81Tra], Ohata [Ohata82Dyn], Fujieda [Fujie84Ana] y Boam [Boam89A Mo]. Están orientados al estudio del llenado y los parámetros geométricos que en él intervienen.
- Los que mantienen constante el caudal de aire durante el ciclo del motor, asimilándolo a una máquina rotativa en lugar de alternativa. Son los más indicados para

modelos orientados al control. Aquino [Aquin81Tra], Hendricks [Hendr91SI], Benninger [Benni91Req] y Chang [Chang95Air] desarrollan modelos de tipo promediado.

El modelo elaborado es del tipo de llenado y vaciado, al igual que casi todos los hallados en la literatura. Se considera el colector de admisión como un depósito de volumen finito, en el cual entra el aire por la válvula de mariposa, y sale a través de la válvula de admisión de cada uno de los cilindros (figura 3.11). El aire es bombeado por los propios cilindros durante la carrera de admisión, y la válvula de mariposa actúa como pérdida de carga variable. Por tanto, no queda más que aplicar la ecuación de continuidad de la masa al colector de admisión, de modo que durante un transitorio de la mariposa, la variación de la masa de aire en el colector es igual al caudal másico entrante menos el saliente.

$$\frac{dm_{aadm}}{dt} = \dot{m}_{amar} - \sum_1^{ncil} \dot{m}_a \quad (3.16)$$

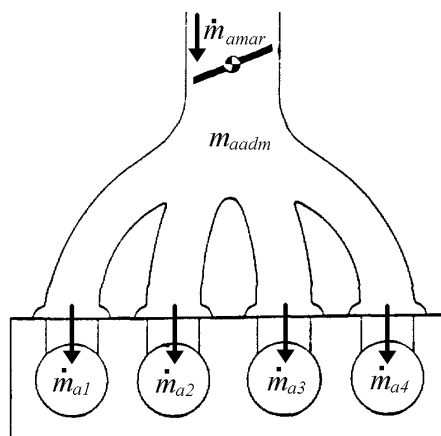


Fig. 3.11: Ecuación de continuidad de la masa de aire en el colector de admisión

### 3.5.1. Válvula de mariposa

El problema se trata como el caso de un fluido compresible que atraviesa un conducto, impulsado por una diferencia de presiones, en el que se produce una reducción de sección, debida a la mariposa. Así, la expresión del caudal [Taylo90The] es la siguiente:

$$\dot{m}_{amar}(\alpha, \phi) = \dot{m}_{amar}^{max} C_d f(\alpha) f(\phi) \quad (3.17)$$

donde

$$\dot{m}_{amar}^{max} = \frac{\pi D_{mar}^2}{4} \frac{P_{adm}}{\sqrt{R T_{adm}}} \quad (3.18)$$

siendo  $\dot{m}_{amar}^{max}$  el caudal de aire máximo posible,  $C_d$  el coeficiente de descarga,  $D_{mar}$  el diámetro de la válvula de mariposa,  $p_{adm}$  y  $T_{adm}$  la presión y temperatura respectivamente en el colector de admisión,  $f(\alpha)$  el coeficiente de sección, función del ángulo, y  $\phi$  el cociente entre las presiones aguas abajo y aguas arriba de la mariposa respectivamente. Si se desprecia la pérdida de carga en el filtro de aire, se puede tomar la presión aguas arriba de la mariposa igual a la atmosférica y, por tanto:

$$\phi = \frac{p_{adm}}{p_{amb}} \quad (3.19)$$

Existe un valor de  $\phi$  para el que, en la zona de mínima sección, el gas alcanza la velocidad del sonido. Es la denominada presión crítica de Laval, y corresponde al caudal máximo alcanzable en esas condiciones. Este punto se alcanza cuando:

$$\phi^* = \left( \frac{2}{\kappa + 1} \right)^{\frac{\kappa}{\kappa - 1}} \quad (3.20)$$

donde  $\kappa$  es el cociente de calores específicos a presión y volumen constante. Dado que si se trata el aire como un gas ideal  $\kappa = 1,4$ , se tiene que  $\phi^* = 0,528$ .

El factor de presión se calcula mediante la expresión de Saint Venant:

$$f(\phi) = \begin{cases} \sqrt{\frac{2\kappa}{\kappa - 1} \left( \phi^{\frac{2}{\kappa}} - \phi^{\frac{\kappa + 1}{\kappa}} \right)}, & \phi^* \leq \phi \leq 1 \\ \sqrt{\kappa} \left( \frac{2}{\kappa + 1} \right)^{\frac{\kappa + 1}{2(\kappa - 1)}}, & \phi < \phi^* \end{cases} \quad (3.21)$$

El factor de sección es la sección de paso de la válvula de mariposa, en función del ángulo ( $\alpha$ ). En el caso de un tubo cilíndrico, con una mariposa circular articulada por su diámetro, la expresión es [Heywo88Int]:

$$f(\alpha) = \left( 1 - \frac{\cos \alpha}{\cos \alpha_0} \right) + \dots \\ + \frac{2}{\pi} \left( \frac{a}{\cos \alpha} \sqrt{\cos^2 \alpha - a^2 \cos^2 \alpha_0} - \dots \right. \\ \left. - \frac{\cos \alpha}{\cos \alpha_0} \arcsen \left( a \frac{\cos \alpha_0}{\cos \alpha} \right) - a \sqrt{1 - a^2} + \arcsen a \dots \right) \quad (3.22)$$

$a$  es la relación entre el diámetro del eje y de la mariposa;  $\alpha_0$  es el ángulo cuando la mariposa se encuentra en posición de ralenti. En el caso de válvulas de mariposa más complejas, con secciones no cilíndricas, será necesario buscar una expresión que aproxime la sección en función del ángulo.

La expresión 3.17 no se cumple para ángulos grandes y velocidades bajas, donde se produce un efecto de saturación debido a que la pérdida de carga lineal en todo el conducto de admisión deja de ser despreciable respecto a la creada por la mariposa. En este caso, puede considerarse el caudal de aire como una función únicamente del régimen de giro [Hendr90Mea], donde  $a$  y  $b$  son constantes.

$$\dot{m}_{amar}(n) = a + b \cdot n \quad (3.23)$$

Luego la expresión definitiva del caudal de aire en la mariposa que demuestra ser válida para todas las condiciones de funcionamiento, se puede aproximar [Hendr90Mea] como el mínimo de las ecuaciones 3.17 y 3.23.

$$\dot{m}_{amar} = \min(\dot{m}_{amar}(\alpha, \phi), \dot{m}_{amar}(n)) + \dot{m}_{amar}^0 \quad (3.24)$$

$\dot{m}_{amar}^0$  es una constante que representa el caudal de aire que circula cuando el motor gira al ralentí, donde  $\alpha = \alpha_0$ .

Los parámetros se han calculado a partir de las mediciones estabilizadas realizadas en el banco de motor (anexo A). El diámetro de la mariposa es de 55 mm. La forma del cuerpo utilizado se aparta bastante del simple tubo, puesto que está pensada para conseguir una característica mucho más lineal, de modo que el factor de ángulo no se corresponde a la ecuación 3.22. A su vez, la determinación del coeficiente de descarga por sí sólo requiere un trabajo experimental muy complejo. Por tanto, se ha optado por identificar el producto de ambos factores, de modo que quede minimizado el error cuadrático medio, entre el caudal de aire medido, y el calculado.

La curva (figura 3.12) se ha aproximado por un polinomio de quinto grado, cuyos coeficientes son:

$$f(\alpha) \cdot Cd = 1,734 \cdot 10^{-3} \alpha + 2,731 \cdot 10^{-5} \alpha^2 - 4,685 \cdot 10^{-6} \alpha^3 + 1,491 \cdot 10^{-7} \alpha^4 - 9,894 \cdot 10^{-10} \alpha^5 \quad (3.25)$$

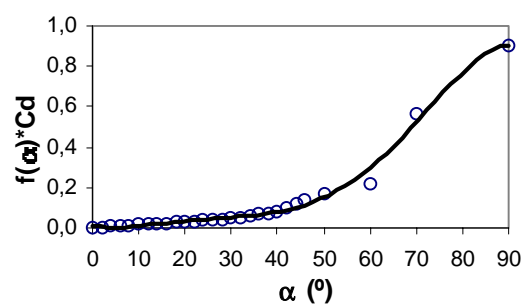
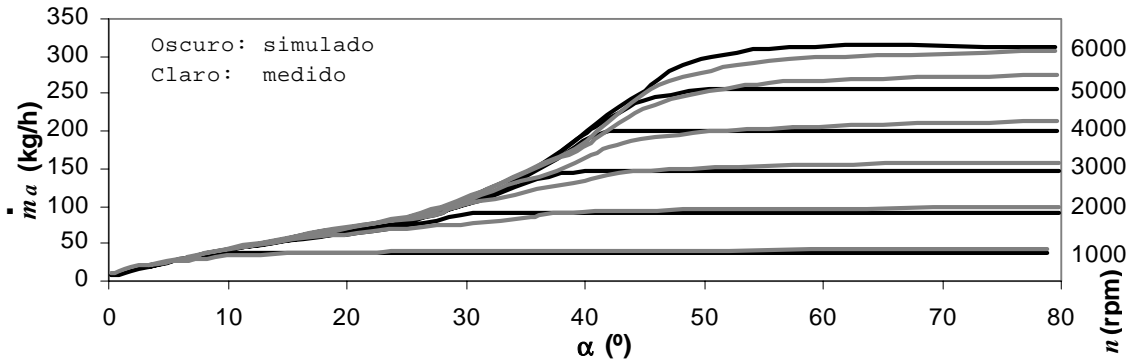


Fig. 3.12: Curva correspondiente al producto  $f(\alpha) \cdot Cd$  de la mariposa, en función del ángulo

Al mismo tiempo, es necesario identificar los coeficientes de la función que satura el caudal de aire, en función del régimen de giro. Del ajuste por mínimos cuadrados resulta:

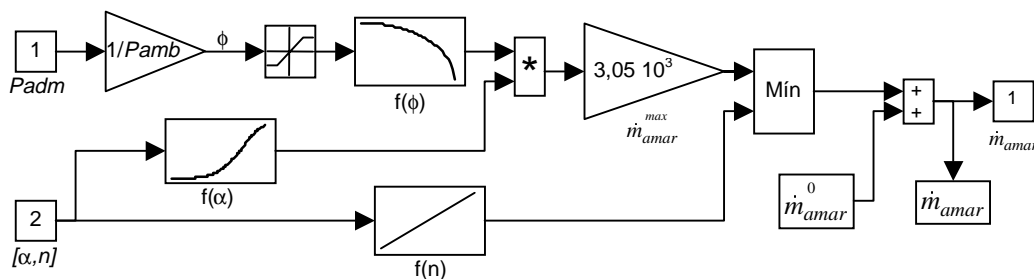
$$\dot{m}_{amar}(n) = 0,0549 \cdot n - 21,08 \quad (3.26)$$

y un caudal de by-pass  $\dot{m}_{amar}^0 = 3 \text{ kg/h}$ . Las curvas de caudal de aire en régimen estacionario, medidas y calculadas con los coeficientes anteriores, se pueden observar en la siguiente figura, obteniéndose un error RMS = 8,52.



**Fig. 3.13: Caudal estacionario de aire en función del ángulo de mariposa, para distintos valores del régimen de giro**

El diagrama de bloques siguiente representa el modelo final de la válvula de mariposa.



**Fig. 3.14: Modelo de la válvula de mariposa**

### 3.5.2. Válvula de admisión

El cálculo del caudal de aire que atraviesa una válvula parte de un planteamiento análogo al del caudal de la mariposa. Ahora bien, la determinación del área efectiva y del coeficiente de descarga de la válvula en cada instante es muy difícil, porque habría que tener en consideración el diagrama de distribución del motor. Es preferible trabajar con el rendimiento volumétrico, el cual equivale a un valor promediado para todo el ciclo. Este se define (apartado 2.1.1.2) como el cociente entre el volumen de aire admitido, y el que cabría en el cilindro para las condiciones de admisión ( $p_{adm}, T_{adm}$ ). Por tanto, la expresión del caudal másico para un motor de dos tiempos y cuatro cilindros, suponiendo que el aire es un gas ideal, es la siguiente:

$$\dot{m}_a = \frac{1}{2} n V \rho_{adm} \eta_{vol} = \frac{1}{2} n V \frac{p_{adm}}{R T_{adm}} \eta_{vol} \quad (3.27)$$

donde  $V$  es la cilindrada total. El factor  $\frac{1}{2}$  procede del hecho que, en un motor de cuatro tiempos, se produce una renovación de la carga cada dos vueltas. Si se introducen las distintas variables en sus unidades habituales, la ecuación final resulta:

$$\begin{aligned} \dot{m}_a \text{ (kg / h)} &= \left[ \frac{1}{2} n \left( \frac{\text{rpm}}{60} \right) \frac{V (\text{l} \cdot 10^{-3})}{R T_{adm}} p_{adm} (\text{kPa} \cdot 10^3) \eta_{vol} \right] 3600 = \\ &= \frac{30V}{R T_{adm}} n p_{adm} \eta_{vol} \end{aligned} \quad (3.28)$$

A la hora de encontrar una expresión analítica del rendimiento volumétrico, se ha recurrido a la literatura. Servati [Serva86A r] halla una expresión matemática, función del régimen, presiones y temperaturas tanto de admisión como de escape, con seis coeficientes, obtenidos a partir de un ajuste por regresión de datos obtenidos experimentalmente. Hendricks [Hendr90Mea] simplifica la expresión de Servati, y demuestra empíricamente la siguiente dependencia:

$$\eta_{vol}(n, p_{adm}) = \eta_{vol0} + \eta_{vol1n} n + \eta_{vol2n} n^2 + \eta_{vol1p} p_{adm} + \eta_{vol2p} p_{adm}^2 \quad (3.29)$$

donde  $\eta_{vol0}$ ,  $\eta_{vol1n}$ ,  $\eta_{vol2n}$ ,  $\eta_{vol1p}$ , son parámetros constantes. El término  $p_{adm}^2$  no figura en la expresión original, pero se ha visto la conveniencia de añadirlo, porque una dependencia lineal no es suficiente.

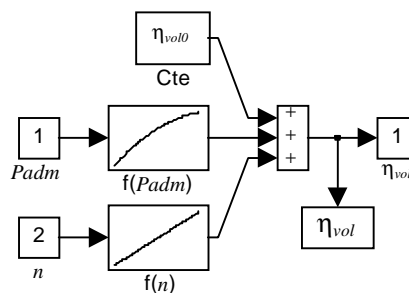


Fig. 3.15: Modelo del rendimiento volumétrico

Los parámetros se han calculado por ajuste de mínimos cuadrados, entre los valores calculados y los medidos en el banco de motor. El resultado obtenido (figura 3.16) es de  $RMS=0,025$  con los parámetros:

$$\begin{aligned} \eta_{vol0} &= 3,116 \cdot 10^{-1} \\ \eta_{vol1n} &= 1,305 \cdot 10^{-4} & \eta_{vol2n} &= -1,322 \cdot 10^{-8} \\ \eta_{vol1p} &= 6,1 \cdot 10^{-3} & \eta_{vol2p} &= -2,584 \cdot 10^{-5} \end{aligned}$$

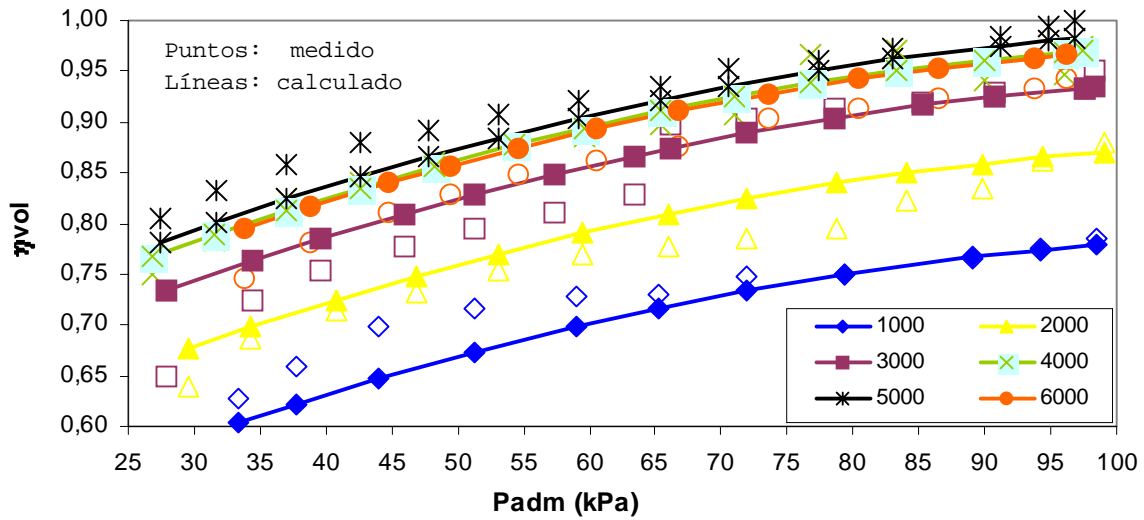


Fig. 3.16: Rendimiento volumétrico

El diagrama de bloques correspondiente al modelo de la válvula de admisión es el representado a continuación:

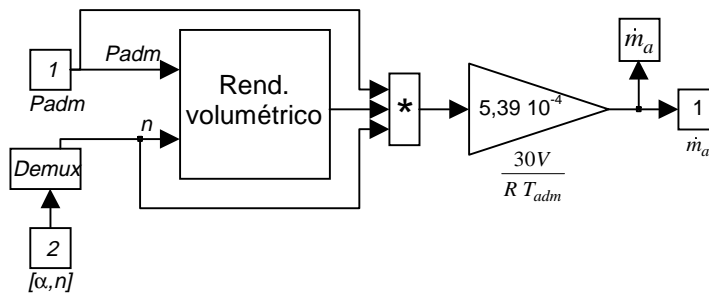


Fig. 3.17: Modelo de la válvula de admisión

### 3.5.3. Ecuación de estado del colector de admisión

Si se parte de la ecuación 3.16, y se supone que el aire es un gas ideal, se obtiene la expresión de la variación de la presión en el colector de admisión, considerando que la temperatura no varía o lo hace muy lentamente, y que el volumen del colector es constante:

$$\dot{p}_{adm} = \frac{R \cdot T_{adm}}{V_{adm}} \left( \dot{m}_{amar} - \sum_1^{ncil} \dot{m}_a \right) \tag{3.30}$$

donde el subíndice *adm* hace referencia a las condiciones en el colector de admisión. El siguiente diagrama de bloques representa el cálculo de la presión instantánea en el colector de admisión, por integración de la ecuación anterior.



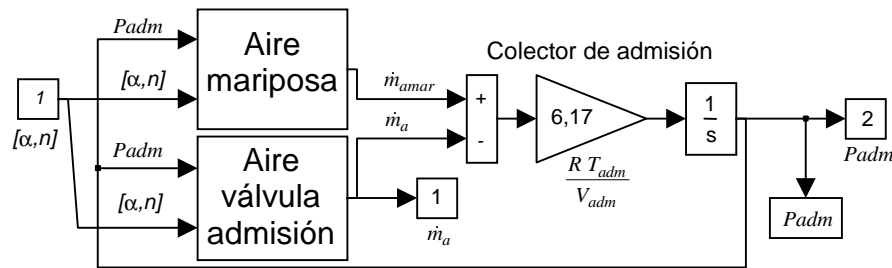


Fig. 3.18: Modelo del colector de admisión

Si ahora se sustituye la expresión 3.28 en la anterior, se obtiene la ecuación de estado del colector de admisión.

$$\begin{aligned} \dot{p}_{adm} &= \frac{R \cdot T_{adm}}{V_{adm}} \left( \dot{m}_{amar} - \frac{30V}{R T_{adm}} n p_{adm} \eta_{vol} \right) = \\ &= \frac{R \cdot T_{adm}}{V_{adm}} \dot{m}_{amar} - 30 \frac{V}{V_{adm}} n \eta_{vol} p_{adm} \end{aligned} \quad (3.31)$$

### 3.6. Admisión de la mezcla

Una vez se ha cerrado la válvula de admisión, el dosado de la mezcla permanece constante para el cilindro en cuestión durante el resto del ciclo. Sin embargo, hasta que se obtenga información sobre el valor de  $\lambda$ , se sucede una serie de fenómenos, los cuales se describen en este apartado:

1. Expulsión de los gases de escape.
2. Transporte de los gases hasta la posición de la sonda.
3. Medición a cargo de la sonda.

#### 3.6.1. Expulsión y transporte de los gases de escape

En una primera fase, tan pronto como comienza a abrirse la válvula de escape, los gases quemados son expulsados del cilindro hacia el colector de escape. Este proceso requiere un tiempo que es función únicamente del régimen de giro, dado que la distribución va ligada mecánicamente al cigüeñal del motor. Por tanto, si se define  $\theta_{esc}$  como el valor del ángulo de cigüeñal en grados comprendido entre el instante de la inyección y de la abertura de la válvula de escape en un mismo cilindro, y  $n$  el régimen en rpm, el retardo de ciclo en un motor de cuatro tiempos equivale a:

$$t_{cic} (s) = \frac{\theta_{esc} (^\circ / 360)}{n (rpm / 60)} = \frac{\theta_{esc}}{60 \cdot n} \quad (3.32)$$

Una vez finalizado el proceso de escape, los gases van ocupando el volumen existente en el colector y el tubo de escape, hasta llegar a la posición donde está situada la sonda de medición. La expresión analítica que permite hallar el valor del retardo de transporte viene desarrollada por Chin [Chin86Engj]. Si  $V$  es la cilindrada total, y  $\eta_{vol}$  el rendimiento volumétrico, la masa de mezcla admitida en cada vuelta del motor vale, de forma análoga a la ecuación 3.27:

$$m_a = \frac{1}{2} \cdot V \cdot \eta_{vol} \cdot \rho_{adm} \quad (3.33)$$

Suponiendo que tanto la mezcla admitida como los gases de escape son ideales, el volumen ocupado por la gasolina es despreciable,  $X_r$  es la fracción de gases residuales respecto a la mezcla admitida, y aplicando la ecuación de conservación de la masa, el volumen de gases expulsado por vuelta del motor, en las condiciones del colector de escape, viene expresado como:

$$\begin{aligned} V_{esc} &= \frac{m_a \cdot (1 - X_r)}{\rho_{esc}} = \frac{1}{2} \cdot V \cdot \eta_{vol} \cdot (1 - X_r) \cdot \frac{\rho_{adm}}{\rho_{esc}} = \\ &= \frac{1}{2} \cdot V \cdot \eta_{vol} \cdot (1 - X_r) \cdot \frac{P_{adm}}{P_{esc}} \cdot \frac{T_{esc}}{T_{adm}} \end{aligned} \quad (3.34)$$

El cociente entre el volumen ocupado por los gases de escape, definido por la ecuación anterior, y el comprendido en el conjunto de colector y tubo de escape, proporciona el número de vueltas necesarias para que los gases alcancen la sonda lambda; el tiempo se obtiene de dividir este valor por el régimen de giro:

$$t_{tr} = \frac{V_\lambda}{V_{esc} \cdot n} = \frac{2}{V} \cdot \frac{1}{n \cdot \eta_{vol}} \cdot \frac{1}{1 - X_r} \cdot \frac{P_{esc}}{P_{adm}} \cdot \frac{T_{adm}}{T_{esc}} \quad (3.35)$$

$V_\lambda$  es el volumen total del colector de escape, más el tramo del tubo hasta la posición de la sonda lambda. A la vista de la fórmula puede verse que el retardo de transporte es fuertemente dependiente del punto de funcionamiento del motor. En efecto, además de la intervención directa de  $n$ , hay una dependencia implícita del régimen y la carga en el rendimiento volumétrico, la fracción de residuales, y las presiones y temperaturas de escape. Un modelo más perfecto debería tener en cuenta la dinámica de la presión y temperatura de escape, al igual que la difusión del gas recién expulsado y su mezcla con los gases existentes en el escape de ciclos anteriores. No obstante, puede considerarse la fórmula anterior como una buena aproximación, a la vista de los resultados mostrados por la gráfica 3.19. Algunos autores efectúan otras simplificaciones; así, Amstutz [Amstu94Mod] supone que el retardo es inversamente proporcional al régimen de giro. Chang [Chang93Eng] va más allá, y considera que si la distancia entre la sonda y el motor no es muy grande, puede aproximarse el valor del retardo como constante.

Para el cálculo del retardo total, en primer lugar debe conocerse el retardo de ciclo, mediante la ecuación 3.32. Este es un valor que solamente depende del diagrama de distribución del motor considerado. En este caso, se toma  $\theta_{esc} = 600^\circ$ , según se representa en la figura 3.5.

La determinación del retardo de transporte se ha realizado de dos formas: a partir de los datos estabilizados en banco de motor, según la ecuación 3.35, y por análisis de la respuesta a un escalón del tiempo de inyección en lazo abierto, sobre banco de rodillos y en distintos puntos de funcionamiento, tal como se describe en el anexo A.

El experimento consiste en medir el desfase entre la señal procedente de dos sondas UEGO situadas una a la salida de la culata, lo más cerca posible de la válvula de escape, y la otra en la posición de la EGO, tras aplicar un escalón en el tiempo de inyección. Es necesario promediar el desfase correspondiente a varios escalones, ya que al estar situada la primera sonda en el colector de escape, se registra una señal diferente cuando se abre la válvula correspondiente a ese cilindro, que cuando es otra la que se abre. También se supone que la respuesta de las dos sondas es idéntica, cuando esto no es totalmente cierto, ya que la primera sonda está sometida a una mayor temperatura, y por tanto su respuesta es algo más rápida.

El cálculo teórico se realiza a partir de los mapas de presión y temperatura en el escape, obtenidos en régimen estacionario con el motor sobre banco de ensayos, de donde se puede calcular un nuevo mapa con el tiempo del retardo de transporte. Además se requiere medir el volumen del escape comprendido entre la válvula y la posición de la sonda  $\lambda$ , que resulta ser  $V_\lambda = 2,382$  l. La fracción de residuales se ha estimado en  $X_r = 0,01$ , por tratarse de un motor sin EGR y con un cruce de válvulas de tan sólo  $3,3^\circ$ , aunque la influencia de este valor en el resultado de la fórmula es poco importante.

El tiempo de retardo puro total será la suma del retardo de ciclo, más el retardo de transporte. Si se grafican los puntos obtenidos mediante cálculo y mediante experimentación, en función del ángulo de mariposa y el régimen, se observa en la figura 3.19 cómo los dos métodos coinciden. También se puede destacar que la influencia del ángulo de mariposa sólo es importante para valores de  $\alpha$  pequeños, por debajo de  $20^\circ$ .

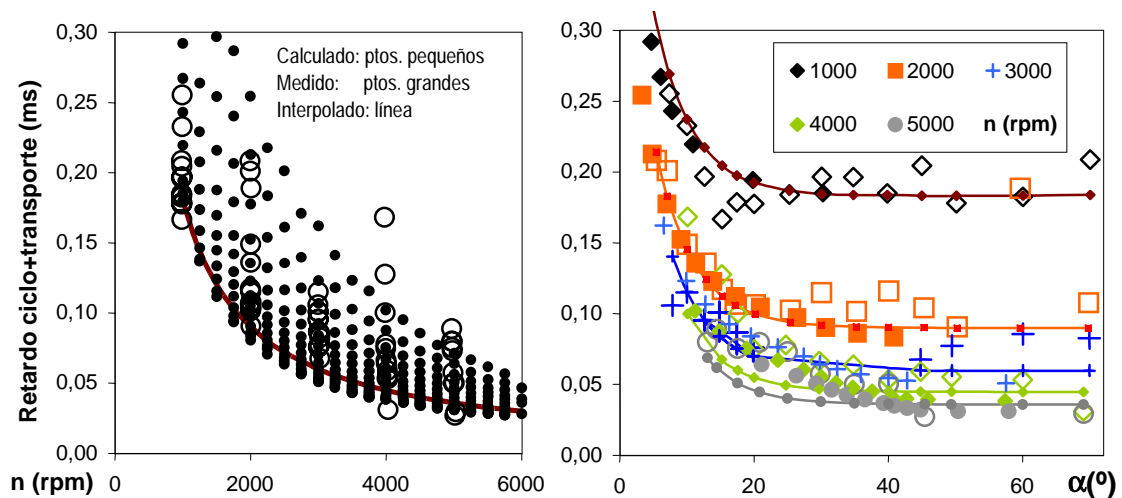


Fig. 3.19: Retardo de ciclo+transporte de  $\lambda$  calculado y medido

Así, si se ajusta una curva de tipo  $1/x$  para  $n$ , y exponencial para  $\alpha$ , de modo que se minimice el error cuadrático RMS, el resultado obtenido es 0,0236 para el modelo del retardo total representado por la siguiente fórmula:

$$t_{\lambda} = t_{cic} + t_{tr} = \frac{180,18}{n} + 0,319 \cdot e^{-0,175\alpha} \quad (3.36)$$

### 3.6.2. Sonda lambda de dos estados (EGO: Exhaust Gas Oxygen Sensor)

El sensor utilizado es el tipo Bosch LSH25 de  $ZrO_2$ . El modelo consiste en un retardo puro de la señal de  $\lambda$ , fijado en 115 ms como un valor representativo para una sonda envejecida, según el catálogo del fabricante, seguido de un relé con histéresis, que aproxima la curva característica.

$$V_{EGO} = \begin{cases} 1, & \lambda < 0,995 \text{ (Estado rico)} \\ 0, & \lambda > 1,005 \text{ (Estado pobre)} \end{cases}$$

### 3.6.3. Sonda lambda universal (UEGO: Universal Exhaust Gas Oxygen Sensor)

Se puede considerar, según información del fabricante, que el sensor introduce un retardo de primer orden, con una constante de tiempo de aproximadamente 40 ms. Jansen [Jense98Wid] describe un procedimiento experimental para determinar las características dinámicas de la UEGO, que no se ha utilizado en esta tesis.

## 3.7. Dinámica del sistema

De las dos variables que definen el punto de funcionamiento del motor, una de ellas, la carga, es siempre un dato de entrada, mientras que el régimen del motor puede serlo o no. En condiciones de funcionamiento normal del coche, la potencia mecánica generada por el motor se utiliza en parte para vencer las resistencias pasivas del motor y del vehículo, y la todavía disponible permite acelerar el motor, que está unido rígidamente mediante el embrague y el cambio a las ruedas. Ahora bien, en el caso de que el vehículo se encuentre montado sobre un banco de rodillos, la potencia del motor puede ser compensada a voluntad mediante un freno eléctrico, y de esa forma también puede elegirse el régimen del motor como un dato de entrada. Este segundo caso es el habitual cuando se realiza una calibración. Desde el punto de vista del modelo matemático, se interpone un conmutador en el lazo de realimentación de  $n$ , de manera que puede elegirse entre el valor procedente del submodelo de la dinámica, o un dato de entrada.

### 3.7.1. Combustión y generación del par motor

Aunque los estudios existentes sobre el proceso de la combustión son numerosos, el objetivo de este submodelo se limita al cálculo de la potencia desarrollada por el motor, a partir de las variables de entrada.

Dado un caudal de gasolina  $\dot{m}_f$ , la potencia mecánica teóricamente disponible es:

$$N = \dot{m}_f \cdot H_f \cdot \eta_t(P_{adm}, \lambda, n) = \frac{\dot{m}_a}{\lambda \cdot \lambda_e} \cdot H_f \cdot \eta_t(P_{adm}, \lambda, n) \quad (3.37)$$

donde  $H_f$  es el poder calorífico inferior del combustible, y  $\eta_t$  el rendimiento térmico. La entrega de potencia se considera instantánea, y si el ángulo de encendido es óptimo, esto sucede aproximadamente  $60^\circ$  después del PMS del motor, ya en la carrera descendente del pistón. Si se supone que la inyección se produce a su vez  $60^\circ$  antes del PMS en la carrera de escape, se tiene un retardo total  $\theta_{comb}$  de aproximadamente  $480^\circ$  (figura 3.5). Esto supone un tiempo de retardo entre la inyección y la aportación de par de:

$$t_{comb} = \frac{\theta_{comb}}{360} \frac{1}{n(rpm/60)} = \frac{\theta_{comb}}{60 \cdot n} \quad (3.38)$$

El rendimiento térmico es la fracción de la energía de la gasolina aprovechable para producir trabajo mecánico, respecto a la teóricamente disponible a partir de la reacción de combustión perfecta. Esto evita tener que modelar las pérdidas de energía térmica por los gases de escape y el refrigerante. Según Hendricks [Hendr90Mea], no es posible hallar un modelo que determine su valor, pero sí que se conoce su dependencia respecto a algunas variables; estas son el régimen, la presión de admisión y el dosado de la mezcla. No se considera el efecto del ángulo de encendido, puesto que se supone que este es óptimo. Además, afirma que puede descomponerse como el producto de tres subfunciones, cuyos parámetros deben identificarse de forma experimental, de modo que:

$$\begin{aligned} \eta_t &= \eta_{t0} \cdot \eta_t(P_{adm}) \cdot \eta_t(\lambda, n) \cdot \eta_t(n) \\ \eta_t(P_{adm}) &= \eta_{tP0} + \eta_{tP1} \cdot P_{adm} + \eta_{tP2} \cdot P_{adm}^2 \\ \eta_t(\lambda, n) &= \eta_{t\lambda0} + \eta_{t\lambda1} \cdot \lambda + \eta_{t\lambda2} \cdot \lambda^2 + \eta_{t\lambda3} \cdot n \\ \eta_t(n) &= \eta_{tm0} + \eta_{tm1} \cdot e^{n/\eta_{tm2}} \end{aligned} \quad (3.39)$$

Al igual que en el caso anterior, se han determinado los parámetros que minimizan la raíz del error cuadrático medio, tal como se observa en la gráfica 3.20, obteniéndose con ello un valor del error RMS=0,0258.

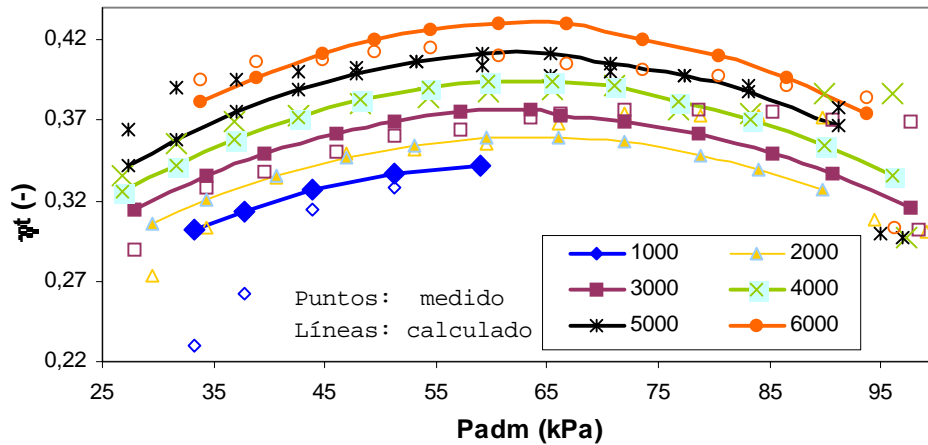


Fig. 3.20: Rendimiento térmico global en función de la presión de admisión y el régimen

$$\begin{aligned}
 \eta_{t0} &= 0,4593 & \eta_{t\lambda 1} &= 5,3906; & \eta_{t\lambda 2} &= -3,1043 \\
 \eta_{m0} &= -0,8243; & \eta_{m1} &= 1,577; & \eta_{m2} &= 42740 \\
 \eta_{tp0} &= 0,474; & \eta_{tp1} &= 1,664 \cdot 10^{-2}; & \eta_{tp2} &= -1,315 \cdot 10^{-4}
 \end{aligned}$$

Para la determinación de la influencia de  $\lambda$ , ha sido necesaria la realización de un ensayo especial, descrito en el anexo A, ya que en el mapa de puntos estabilizados sólo se tiene información de los valores en el punto de equilibrio ( $\lambda=1$ ). En este caso, se ha realizado un ajuste único para todos los valores de régimen de giro, eliminando así el efecto de  $n$ , que como se observa en la gráfica 3.21 es pequeño.

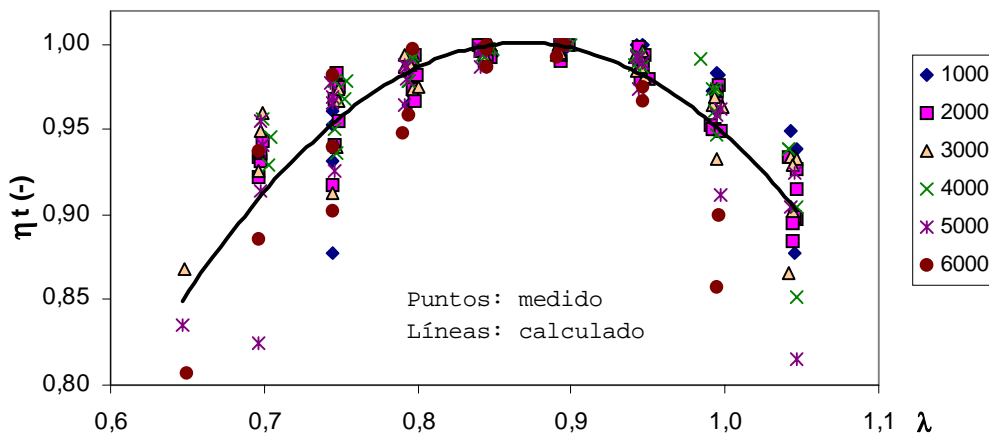


Fig. 3.21: Factor de  $\lambda$  en el rendimiento térmico

El diagrama de bloques que representa el submodelo de la combustión, con el detalle del rendimiento térmico, se muestra a continuación. El bloque de saturación sirve para garantizar que  $\eta_t$  siempre está en el intervalo  $[0,1]$ .

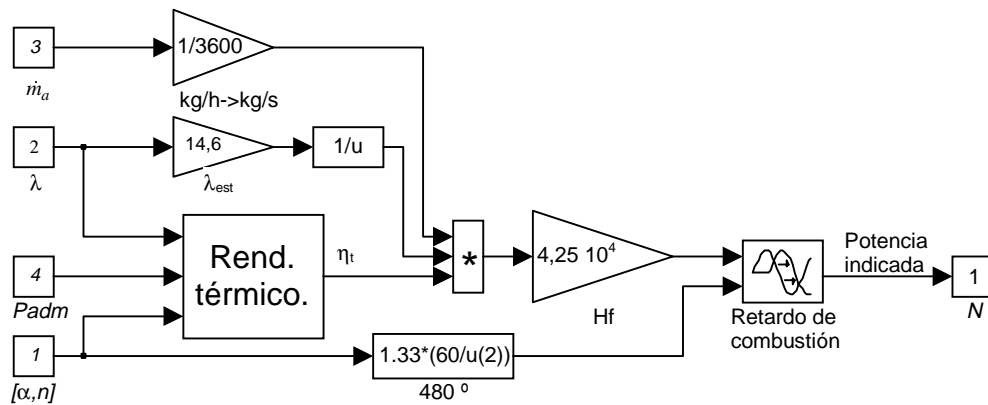


Fig. 3.22: Modelo de combustión

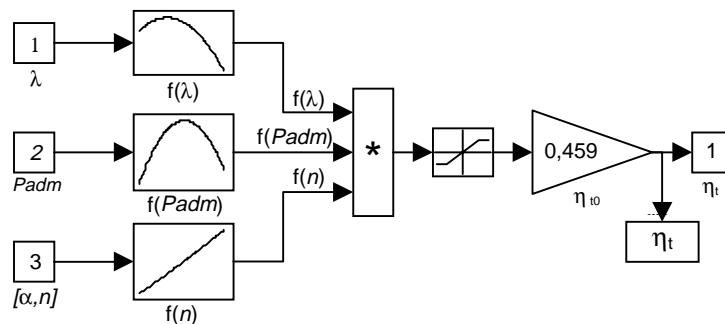


Fig. 3.23: Modelo del rendimiento térmico

### 3.7.2. Balance dinámico

Las ecuaciones que gobiernan la dinámica del sistema se obtienen de aplicar la segunda ley de Newton en el volante del motor. La potencia obtenida de la combustión de la mezcla genera un par indicado, el cual permite vencer las resistencias pasivas del motor, la resistencia al avance del vehículo, y si queda par disponible, acelerar el conjunto transmisión-vehículo, caracterizado por su inercia equivalente. El régimen del motor se calcula por integración. Como hipótesis, se supone que no hay deslizamiento de las ruedas motrices ni del embrague, y que la carretera es llana. Así:

$$\begin{aligned}
 M_{neto} &= \dot{n} \cdot I_{eq} = \frac{N(kW \cdot 10^3)}{n(rpm \cdot 2\pi/60)} - M_f(n) - M_l(v) = \\
 &= \frac{3 \cdot 10^4}{\pi} \frac{N}{n} - M_f(n) - M_l(v)
 \end{aligned}
 \tag{3.40}$$

Las pérdidas propias del motor son las necesarias para vencer por un lado los rozamientos internos del tren mecánico y la distribución, y por el otro los periféricos, tales como bomba de aceite, alternador, bomba de la servodirección, y compresor de aire acondicionado Hendricks [Hendr90Mea] propone un modelo polinomial que engloba todas estas pérdidas, donde:

$$M_f = M_{f0} + M_{f1} \cdot n + M_{f2} \cdot n^2 \tag{3.41}$$

La resistencia al avance del vehículo procede de la fuerza aerodinámica y de la rodadura de los neumáticos. La fuerza resultante, medida en las ruedas, se puede aproximar globalmente por un polinomio de segundo grado de la velocidad del vehículo (en km/h), cuyos coeficientes se obtienen experimentalmente.

$$F_l = F_{l0} + F_{l1} \cdot v + F_{l2} \cdot v^2 \tag{3.42}$$

El par equivalente visto desde el motor se calcula teniendo en cuenta el radio dinámico del neumático ( $R_r$ ), el rendimiento global de la transmisión ( $\eta_{tr}$ ) y la relación de transmisión total de la marcha en que se circula,  $RT(i)$ . Luego:

$$M_l = \frac{R_r}{RT(i) \cdot \eta_{tr}} (F_{l0} + F_{l1} \cdot v + F_{l2} \cdot v^2) \tag{3.43}$$

La inercia equivalente incluye el momento de inercia del volante y cigüeñal del motor más el eje primario de la transmisión ( $I_{mot}$ ), las ruedas ( $R_r$ ,  $I_r$ ) y la masa del vehículo ( $M_v$ ), todo ello reducido al volante del motor. De nuevo hay que tener en cuenta la relación de transmisión de cada marcha,  $RT(i)$ . lo que resulta:

$$I_{eq} = I_{mot} + \frac{M_v \cdot R_r^2 + 4 \cdot I_r}{RT(i)^2} \tag{3.44}$$

El modelo queda representado por el siguiente diagrama de bloques.

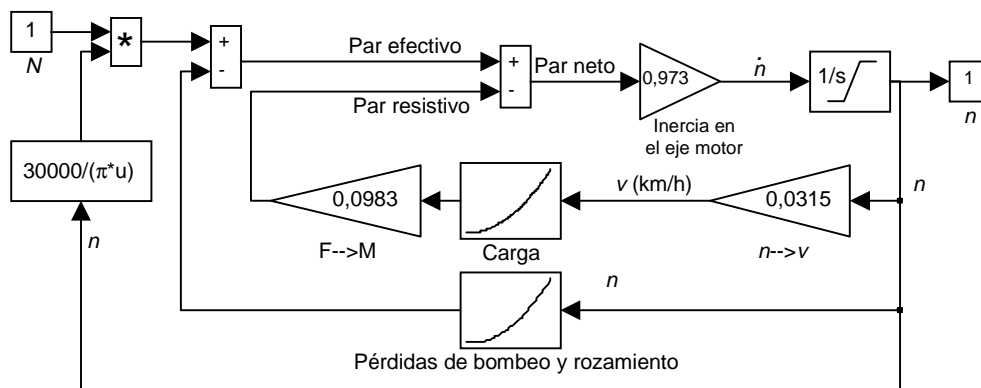


Fig. 3.24: Modelo de la dinámica



### 3.8. Resultados de la simulación en lazo abierto

La validación del modelo y sus parámetros se ha realizado con seis mediciones efectuadas con el vehículo en el banco de rodillos, según se describe en el anexo A, en distintas marchas y accionando el acelerador ( $\alpha$ ) de forma aleatoria. Las siguientes gráficas muestran los resultados de los valores medidos en el experimento y simulados con el modelo del motor, aplicando como entradas  $\alpha$  y  $t_i$ , y cerrando el lazo de  $n$ .

Las variables representadas son las siguientes:

- Presión de admisión ( $P_{adm}$  [kPa]), simulada y medida.
- Caudal de aire de mariposa ( $\dot{m}_{amar}$  [kg/h]), simulado y medido.
- Caudal de aire que entra en el cilindro ( $\dot{m}_{amar}$  [kg/h]), simulado.
- Rendimiento volumétrico ( $\eta_{vol}$ [%]), simulado.
- Rendimiento térmico ( $\eta_t$ [%]), simulado.
- Tiempo de inyección ( $t_i$  [ms]), medido.
- Régimen de giro ( $n$  [rpm]), simulado y medido.
- Angulo de mariposa ( $\alpha$  [°]), medido.

Los ficheros correspondientes a distintas secuencias de medición sobre coche, que se utilizarán como banco de pruebas a lo largo de todo el trabajo, son los siguientes:

- Medición en 5ª marcha, secuencia de entrada Iden5CL1 (40 s)
- Medición en 5ª marcha, secuencia de entrada Iden5CL2 (60 s)
- Medición en 4ª marcha, secuencia de entrada Iden4CL1 (60 s)
- Medición en 4ª marcha, secuencia de entrada Iden4CL2 (60 s)
- Medición en 3ª marcha, secuencia de entrada Iden3CL1 (60 s)
- Medición en 3ª marcha, secuencia de entrada Iden3CL2 (30 s)

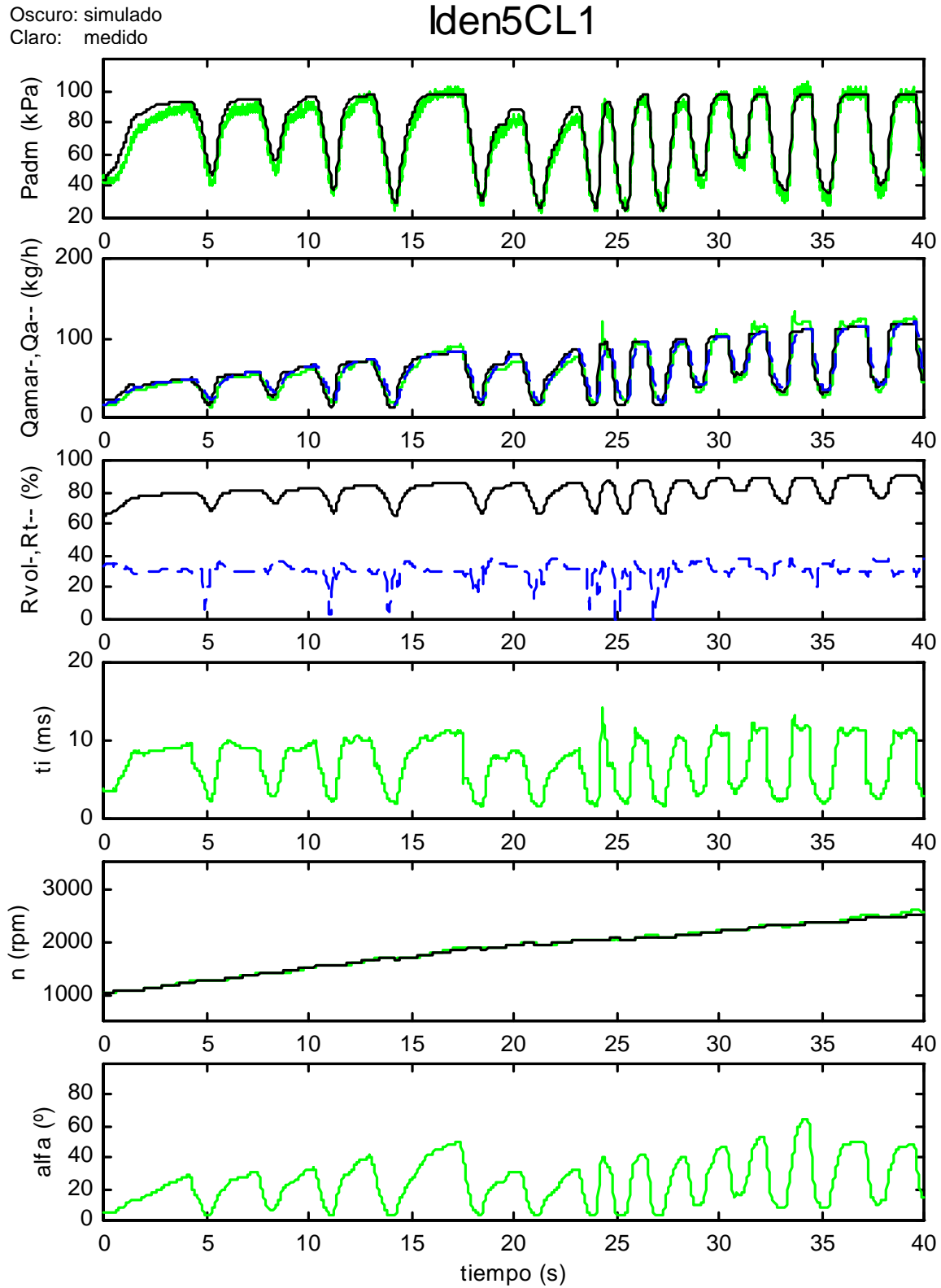


Fig. 3.25: Simulación en 5ª marcha, secuencia Iden5CL1

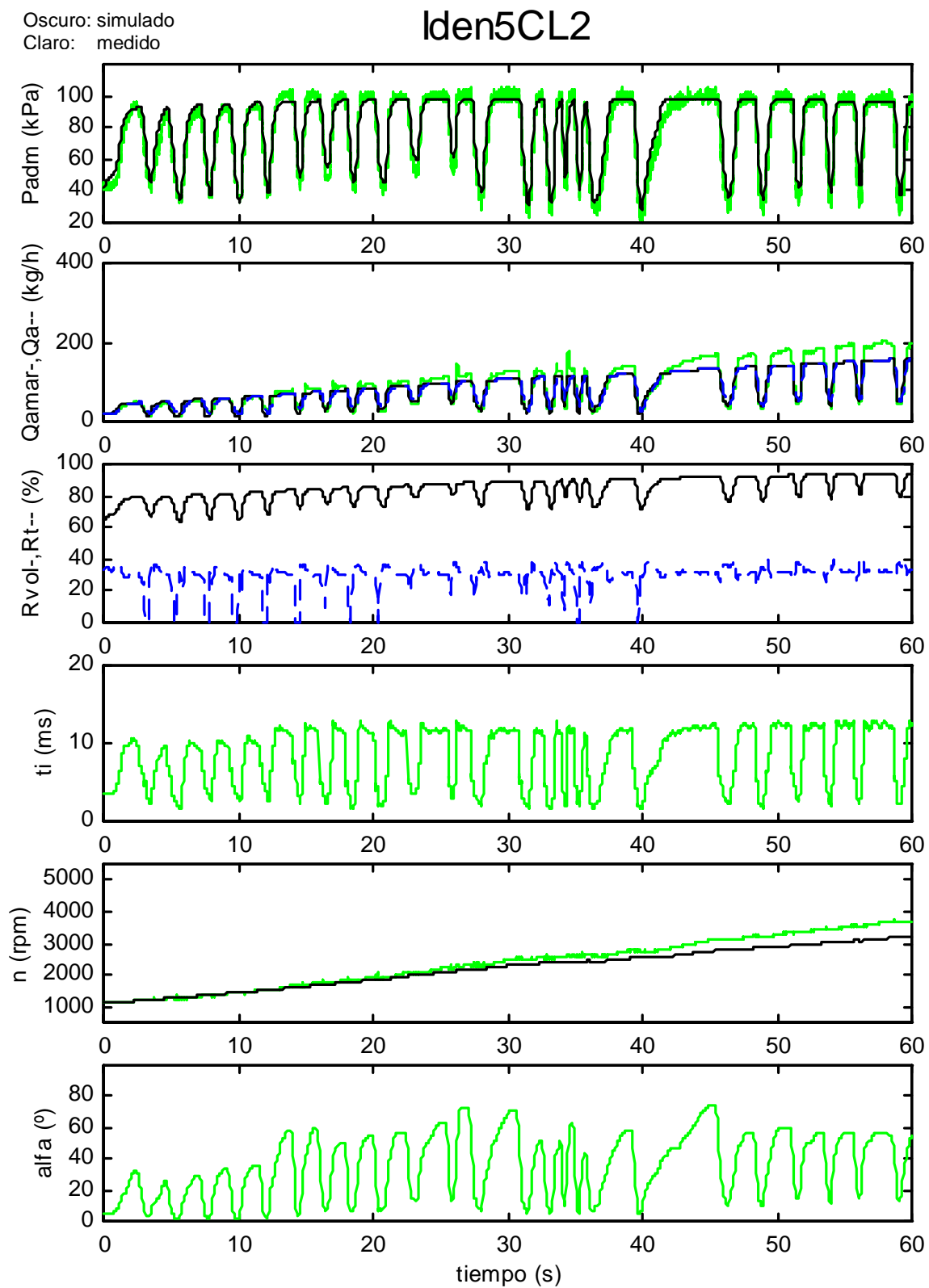


Fig. 3.26: Simulación en 5ª marcha, secuencia Iden5CL2

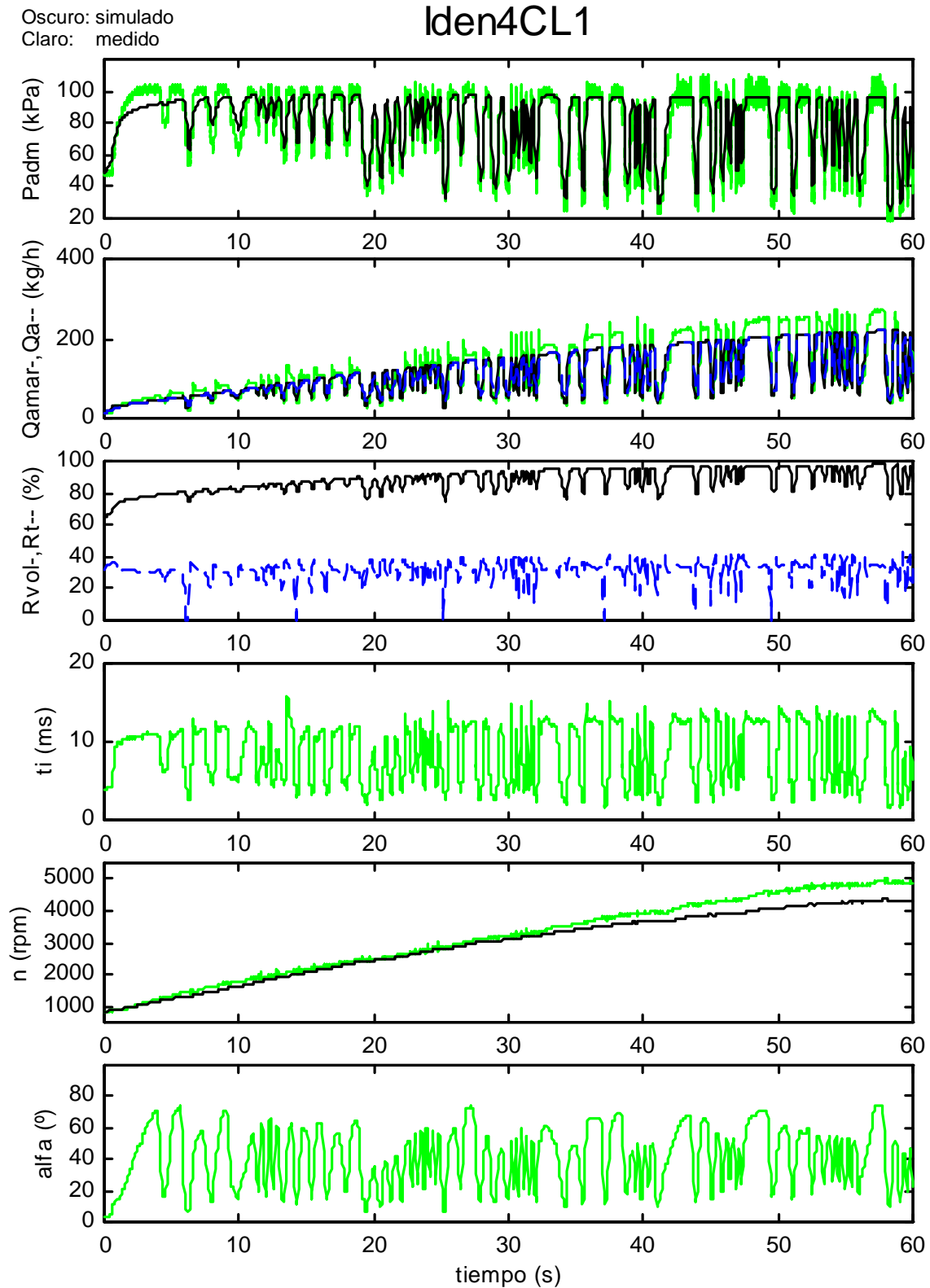


Fig. 3.27: Simulación en 4ª marcha, secuencia Iden4CL1

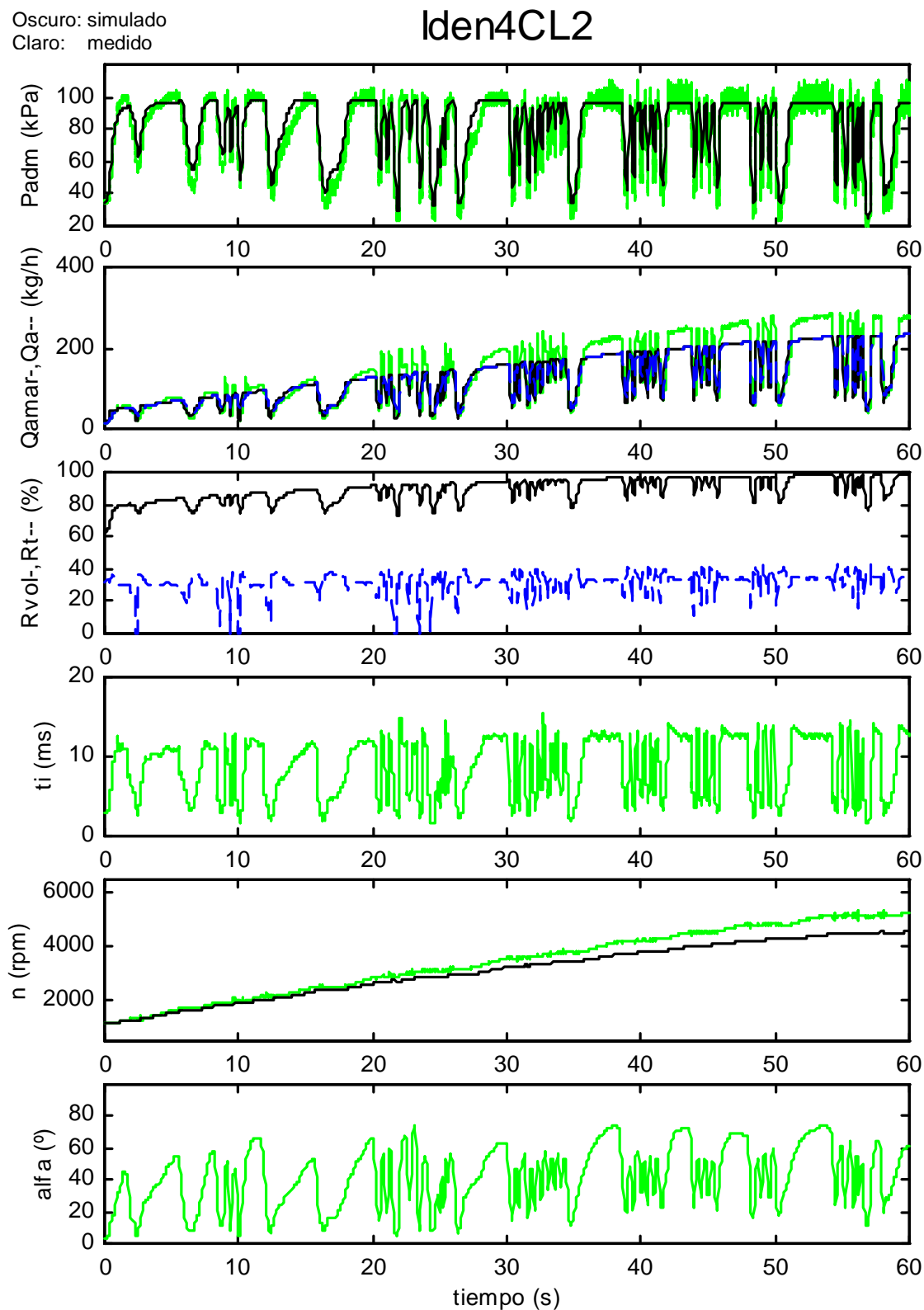


Fig. 3.28: Simulación en 4ª marcha, secuencia Iden4CL2

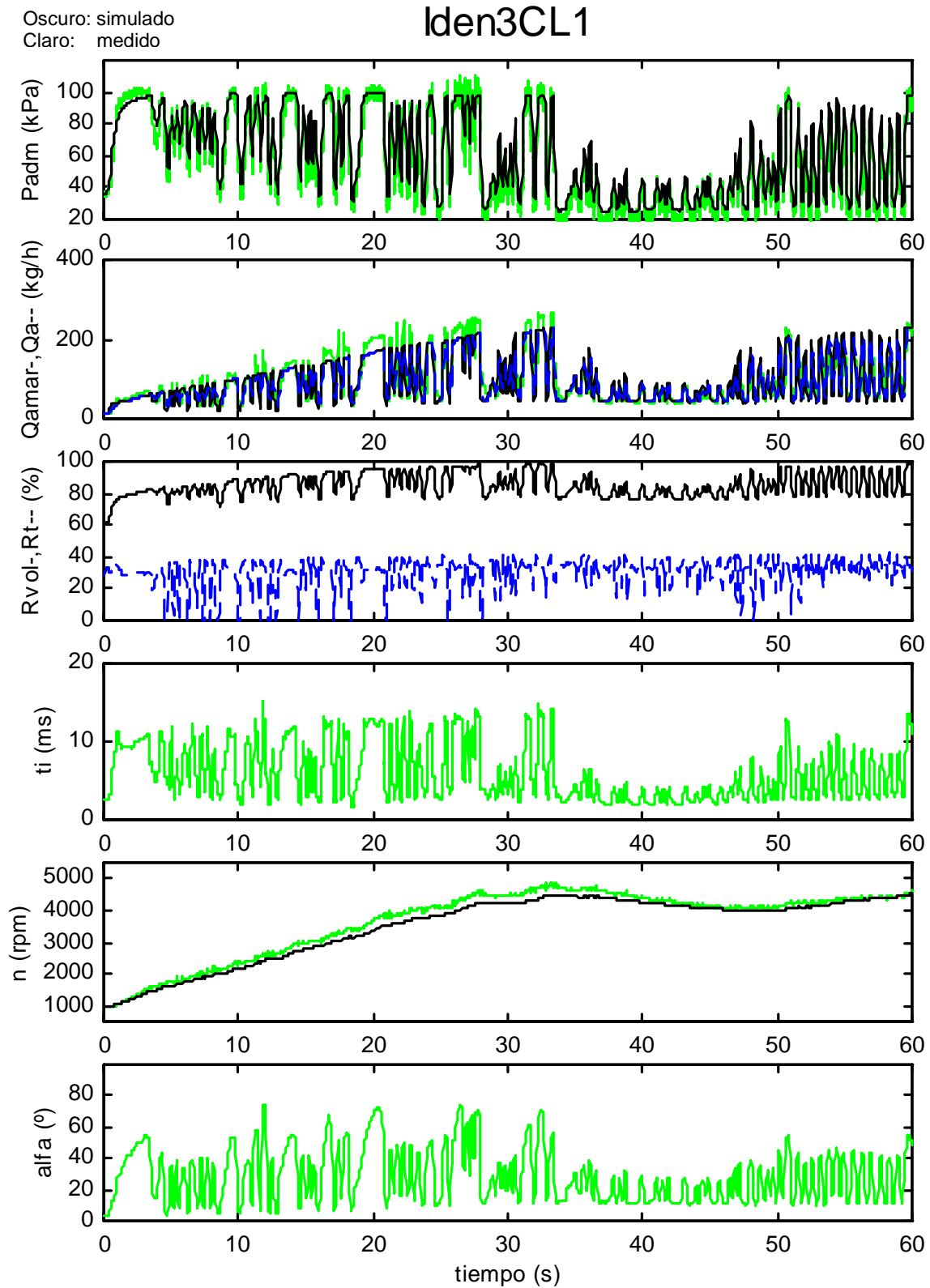


Fig. 3.29: Simulación en 3ª marcha, secuencia Iden3CL1

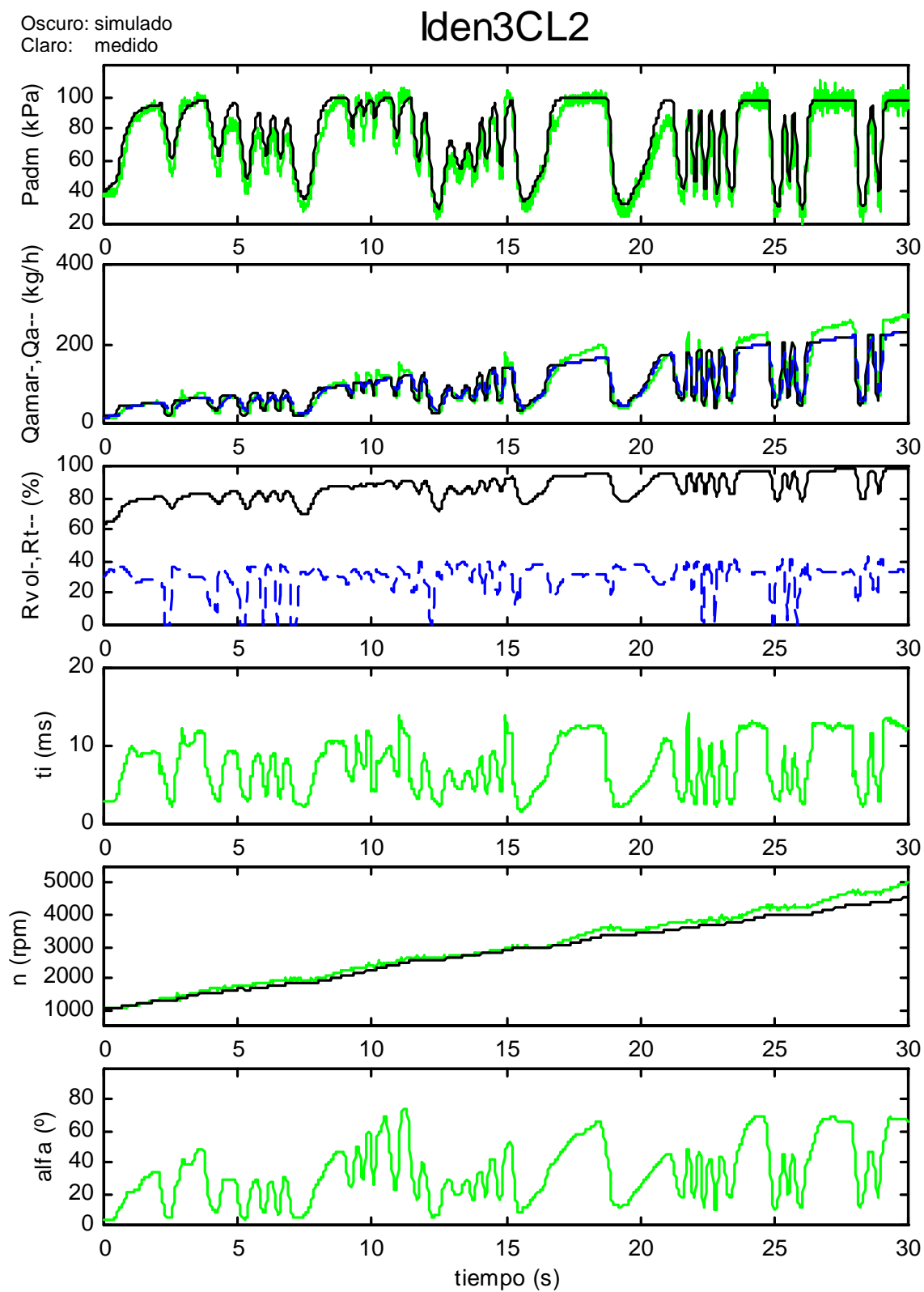


Fig. 3.30: Simulación en 3ª marcha, secuencia Iden3CL2





# Capítulo 4:

## Controlador convencional

### 4.1. Introducción

El control de la mezcla se realiza en los sistemas convencionales aplicando unas determinadas estrategias, basadas en mapas estáticos, los cuales se combinan de tal forma que pueden modelar sistemas dinámicos. Diferentes autores han propuesto esquemas alternativos con el objeto de lograr un valor de  $\lambda$  final mucho más estable, y evitar las desviaciones del punto de equilibrio en los transitorios, según se ha visto en el capítulo 2. En el presente capítulo se desarrolla un controlador siguiendo el esquema convencional, de tipo *feedforward+feedback* con un doble objetivo:

- Estudio de las características dinámicas del motor en lazo cerrado.
- Punto de partida para el desarrollo posterior del controlador avanzado.

El controlador en lazo abierto (*feedforward*) debe proporcionar el tiempo teórico de inyección ( $t_{iFF}$ ), necesario para obtener un valor de  $\lambda=1$  a la salida del motor. Este se utilizará a lo largo de toda la tesis, formando parte tanto del controlador convencional como del avanzado, e independientemente del tipo de sonda  $\lambda$  considerada.

El controlador en lazo cerrado (*feedback*) calcula la corrección del tiempo de inyección ( $t_{iFB}$ ), que se suma al valor del controlador en lazo abierto, en función de la señal de realimentación de la sonda  $\lambda$ . En primer lugar se utiliza una sonda EGO (binaria), que es la más corriente hoy en día, y posteriormente una UEGO (lineal), ya

que el controlador avanzado se desarrollará sobre este tipo de señal.

La sintonía de los controladores se realiza sobre el modelo de motor elaborado en el capítulo 3. Dado que la dinámica es función del punto de funcionamiento, los parámetros de todos los controladores, tanto *feedforward* como *feedback*, deben sintonizarse en diferentes puntos de funcionamiento estabilizados, correspondientes a 63 combinaciones de 9 valores de  $\alpha$  [2; 4; 6; 10; 15; 20; 30; 50; 90 °] y 7 valores de  $n$  [500; 750; 1000; 1500; 2000; 4000; 6000 rpm]. Los valores obtenidos de la sintonía se almacenan en tablas estáticas, de las que al actuar el controlador, se obtienen los parámetros mediante interpolación. El sistema constituido por el controlador más la planta se muestra en la siguiente figura.

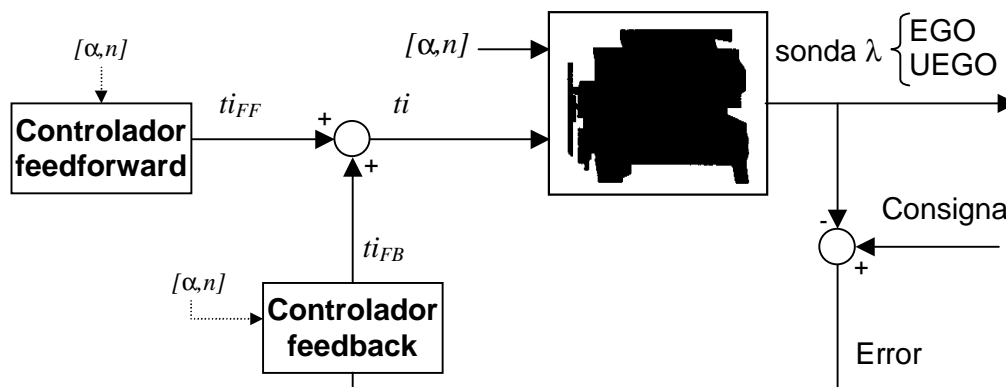


Fig. 4.1: Diagrama de bloques del motor con el controlador convencional

## 4.2. Controlador en lazo abierto

El controlador *feedforward* desarrollado consiste en una tabla estática bidimensional, que contiene los tiempos de inyección necesarios para lograr  $\lambda=1$  en estado estacionario, como función del ángulo de mariposa y del régimen de giro. No se efectúa corrección alguna del valor del tiempo de inyección en función del estado de funcionamiento del motor, puesto que no es objeto de esta tesis el perfeccionamiento del controlador *feedforward*; tan sólo se pretende tener una base sobre la que posteriormente desarrollar el controlador en lazo cerrado, el cual se sustituirá en el capítulo 5 por el controlador avanzado.

La sintonía, que sólo se realiza *off-line*, puede efectuarse en lazo abierto o en lazo cerrado. En ambos casos se debe estabilizar el sistema en cada uno de los puntos de corte de la tabla  $M_{tiFF}$ , y analizar el valor de las señales de entrada y salida en estado estacionario en esos puntos, promediando una serie de puntos durante un tiempo determinado para reducir el error. El algoritmo utilizado es el siguiente:

1. Aplicar un valor arbitrario del tiempo de inyección  $ti^0$  al motor, y medir el valor  $\lambda^0$  correspondiente obtenido.

2. Calcular el nuevo valor  $ti^*$  que produce  $\lambda^*$ , debiendo coincidir este último con el valor de consigna, a la salida del motor y en el mismo punto de funcionamiento.
3. El valor de  $ti^*$  obtenido se almacena en la tabla, sustituyendo a  $ti^0$ .

#### 4.2.1. Sintonía en lazo abierto

La calibración en lazo abierto es un procedimiento iterativo que converge en un solo paso, pero requiere una sonda UEGO, puesto que se necesita conocer el valor exacto de  $\lambda$ . A menos que el motor vaya equipado con una sonda lambda de este tipo para su control, sólo puede sintonizarse durante la fase de desarrollo del motor, pero no posteriormente.

Si se trabaja con un motor físico, es importante partir de un valor  $ti^0$  que produzca un valor de  $\lambda^0$  dentro de los valores de inflamabilidad de la mezcla. Si en cambio se trabaja con un modelo, este aspecto no tiene relevancia.

Según la ecuación 1.2, y sustituyendo las masas por caudales máxicos, se tiene:

$$\dot{m}_a = \lambda \cdot AFR_e \cdot \dot{m}_f$$

Las ecuaciones 3.3 y 3.4 proporcionan la expresión del caudal de combustible inyectado en función del tiempo de inyección. Dado que el motor está en estado estacionario, es válido suponer que todo el caudal inyectado pasa al cilindro, puesto que la masa de líquido depositado en forma de película no varía. Entonces:

$$\dot{m}_f = 1,2 \cdot 10^{-4} m_{fi} \cdot n = 1,2 \cdot 10^{-4} K_{iny} \cdot (ti - t_{0iny}) \cdot n$$

Si el punto de funcionamiento es el mismo, tanto el caudal de aire  $\dot{m}_a$  como el régimen  $n$  no varían. Se obtiene entonces la siguiente igualdad:

$$\lambda^* \cdot (ti^* - t_{0iny}) = \lambda^0 \cdot (ti^0 - t_{0iny})$$

Luego:

$$ti^* = \frac{\lambda^0}{\lambda^*} \cdot (ti^0 - t_{0iny}) + t_{0iny} \quad (4.1)$$

$t_{0iny}$  es el tiempo muerto del inyector, que se supone conocido, y por definición,  $\lambda^*=1$ .

#### 4.2.2. Sintonía en lazo cerrado

Este método requiere cerrar el lazo de realimentación. Al estar el motor en régimen estacionario, no tiene importancia la sintonía del controlador en lazo cerrado, ni que la sonda lambda sea de tipo EGO o UEGO. El valor de  $\lambda^0$  resultante siempre es 1, ya que el controlador está regulando en el punto de consigna con una acción de control igual a  $ti_{FB}^0$ . En este caso se cumple que:

$$ti^* + ti_{FB}^* = ti^0 + ti_{FB}^0$$

Si  $ti^*$  es el tiempo de inyección que produce  $\lambda=1$ , es evidente que  $ti_{FB}^* = 0$ . El nuevo valor se calcula pues de la siguiente forma:

$$ti^* = ti_0 + ti_{FB} \quad (4.2)$$

### 4.2.3. Resultados

El procedimiento de sintonía en lazo cerrado tiene la ventaja frente al procedimiento en lazo abierto de que puede realizarse *on-line*, durante los períodos de tiempo en que el motor funciona en régimen estacionario, sin tener que introducir una señal adicional, como pulsos o escalones. Ello es posible gracias a que no es necesario conocer el valor exacto de  $\lambda$ , y que los cálculos a realizar son mucho más sencillos. No obstante, los resultados obtenidos son los mismos por cualquiera de los dos métodos.

La siguiente gráfica corresponde a la tabla estática *MtiFF* obtenida, aplicando al modelo del motor los métodos de sintonía anteriormente descritos.

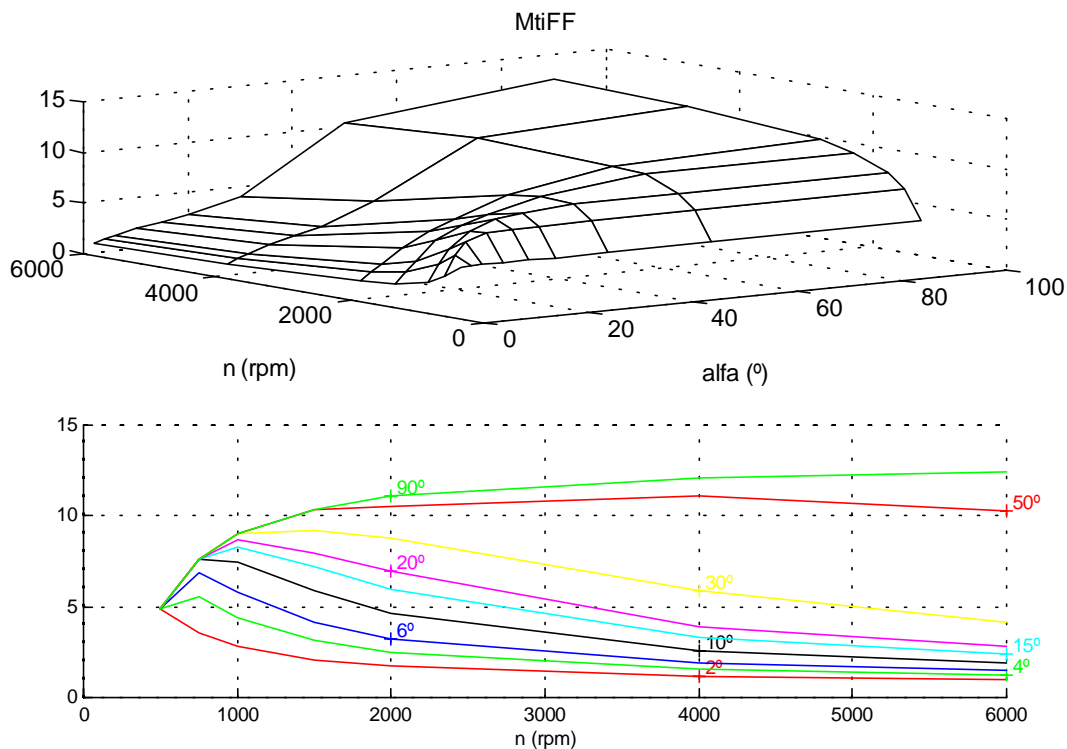


Fig. 4.2: Controlador *feedforward* sintonizado

### 4.3. Controlador en lazo cerrado mediante EGO

El controlador aplicado es de tipo proporcional-integral (PI), donde los parámetros proporcional ( $K_p$ ) e integral ( $K_i$ ) obtenidos durante la sintonía, para los distintos valores del ángulo de mariposa ( $\alpha$ ) y el régimen ( $n$ ), se almacenan en sendas tablas estáticas,  $K_{pEGO}$  y  $K_{iEGO}$  respectivamente, según el esquema de la figura 4.3. La señal procedente de la sonda sólo tiene dos valores: 0 en el caso de mezcla pobre y 1 para mezclas ricas. El error se obtiene modificando el valor de la  $EGO$  de la siguiente forma:

$$\varepsilon = (0,5 - EGO) \cdot 2 \quad (4.3)$$

con objeto de que, al ser los valores aplicados al controlador +1 para mezcla pobre y -1 para mezcla rica,  $K_p$  y  $K_i$  resulten positivos. La consecuencia de esta señal de error binaria es la aparición de una oscilación natural o ciclo límite, tanto en la acción de control, como en  $\lambda$ .

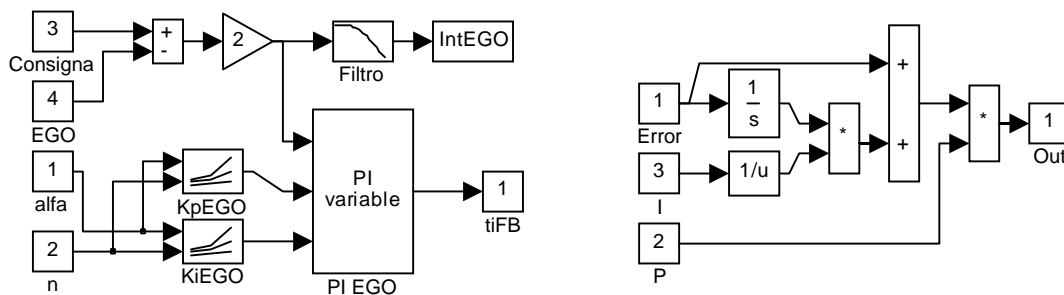


Fig. 4.3: Diagrama de control *feedback* para EGO con ganancia tabulada, y controlador PI

La sintonía de las tablas  $K_{pEGO}$  y  $K_{iEGO}$  se realiza basándose en dos criterios: la amplitud ( $A_\lambda$ ) y el semiperíodo ( $T_\lambda$ ) del ciclo límite de  $\lambda$  a la salida del motor en modo estacionario, observado con una sonda UEGO. Estos dos valores dependen de la acción de control aplicada, la cual se caracteriza a su vez por dos parámetros: la amplitud máxima ( $Ati$ ), y la proporción entre el término de salto proporcional y la amplitud máxima ( $Fp$ ), función de las constantes  $K_p$  y  $K_i$ . La descripción de estos parámetros puede observarse en la figura 4.4, sobre una simulación en lazo cerrado para el punto estabilizado de  $\alpha=20^\circ$  y  $n=1000$  rpm.

El rango de oscilación de la acción de control, definido como el doble de la amplitud  $Ati$ , es la suma de la aportación del término proporcional más el integral. La corrección proporcional es igual al parámetro  $K_p$ , y la integral es el resultado de una rampa de pendiente  $K_p/K_i$ , que actúa durante un tiempo igual a  $T_\lambda$ . Así:

$$2 \cdot Ati = K_p + \frac{K_p}{K_i} T_\lambda \rightarrow Ati = \frac{1}{2} K_p \left( 1 + \frac{T_\lambda}{K_i} \right) \quad (4.4)$$

El factor  $Fp$ , según la definición anterior, se calcula como:

$$F_p = \frac{K_p}{Ati} \quad (4.5)$$

Por tanto, el valor  $K_p$  y  $K_i$  en función de  $Ati$  y  $F_p$  viene dado por las siguientes ecuaciones:

$$K_p = Ati \cdot F_p$$

$$K_i = \frac{K_p \cdot T_\lambda}{2Ati - K_p} \quad (4.6)$$

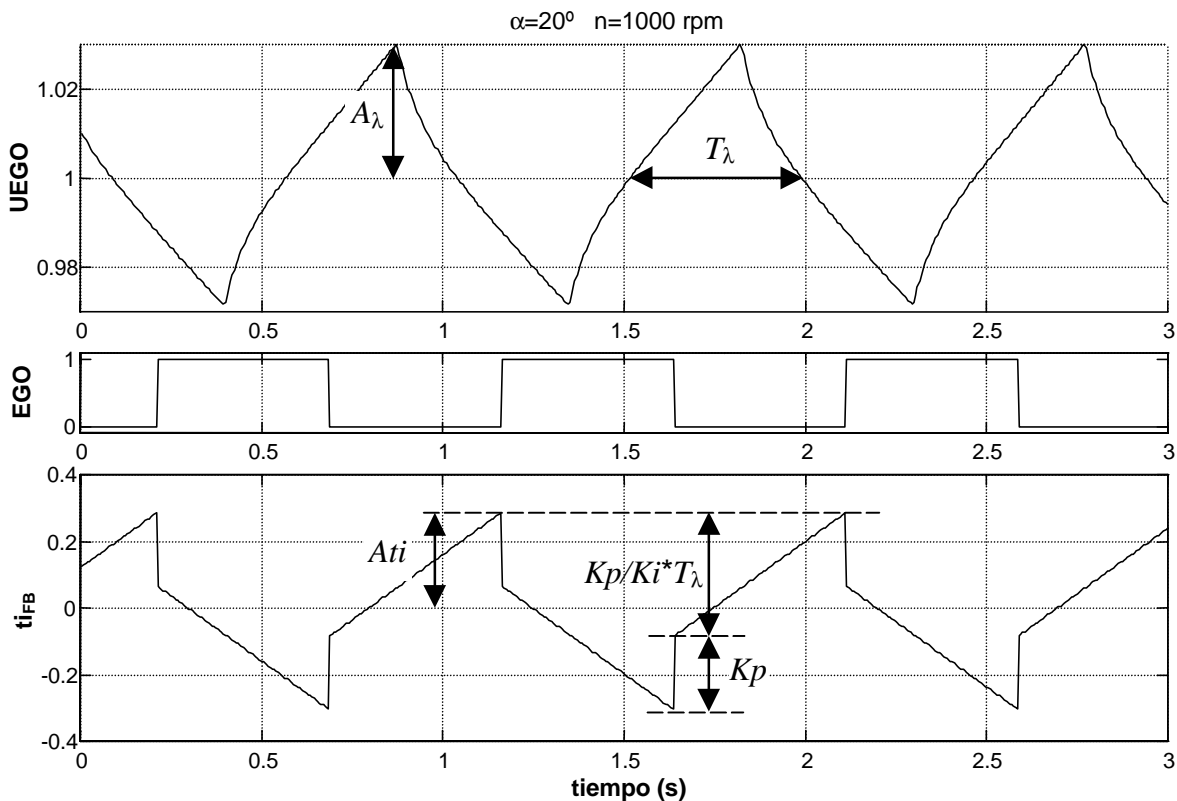


Fig. 4.4: Señal de control ( $ti_{FB}$ ) y de salida del motor (EGO, UEGO)

La relación entre la amplitud ( $A_\lambda$ ) y el semiperíodo ( $T_\lambda$ ) de  $\lambda$ , y la amplitud ( $Ati$ ) de  $ti$ , se determina mediante simulación en todos y cada uno de los puntos de funcionamiento, fijando  $F_p=1$  y variando  $Ati$ . Los resultados obtenidos se muestran en la figura 4.5. Se puede observar que la relación entre las amplitudes de oscilación  $A_\lambda$  y  $Ati$  es de tipo lineal, lo que era de esperar, dada la proporcionalidad entre  $ti$  y  $\lambda$ . El período decrece con la amplitud de la señal de control, hasta llegar a un punto en que los retardos puros de la planta dominan la dinámica del sistema, y de ese modo limitan el período de oscilación, que pasa a ser constante.

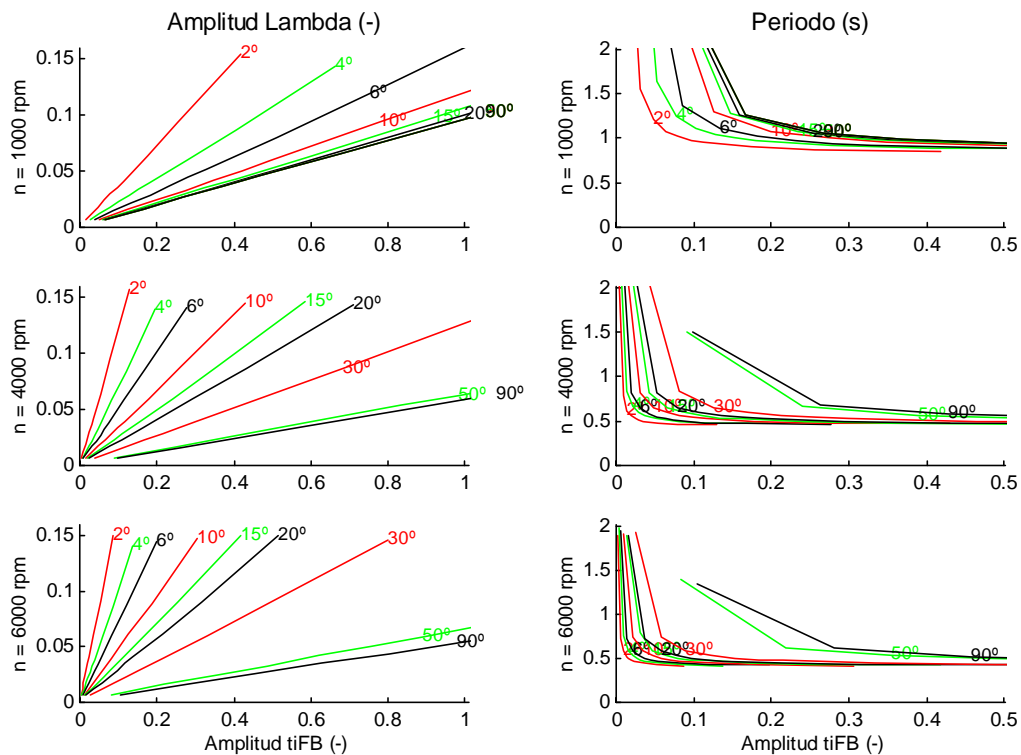


Fig. 4.5: Amplitud y retardo de  $\lambda$  en función de la amplitud de  $t_i$ , para 1000, 4000 y 6000 rpm

Las consideraciones sobre cuáles son los valores de  $A_\lambda$  y  $F_p$  óptimos, dependen del criterio elegido, aunque siempre se trata de aprovechar al máximo la capacidad del catalizador para almacenar oxígeno. Según Schwarz [Schwa80Ste], el objetivo es conseguir la máxima frecuencia con la mínima amplitud. En cambio, Katashiba [Katas91Fue] defiende que existe una frecuencia y amplitud óptima, para la que la conversión del catalizador es máxima. A partir de ello hace un estudio en el campo frecuencial, y determina la relación natural entre frecuencia y amplitud. Su propuesta es una modulación artificial, que permita desacoplar amplitud y frecuencia. Según Amstutz [Amstu94Mod], un rendimiento de conversión del 80% se consigue con fluctuaciones del 2%, y una frecuencia de 0,8 Hz de  $\lambda$ .

La sintonía se ha realizado tomando como patrón de entrada las seis mediciones utilizadas en el capítulo 3. Los criterios que se han adoptado son, por un lado, el mínimo de la raíz del error cuadrático medio (RMS) de  $A_\lambda$ , y por el otro el número máximo de conmutaciones, durante cada una de las simulaciones. Tras variar los valores de  $A_\lambda$  y  $F_p$ , se obtienen los resultados que muestra la tabla 4.1. En el gráfico 4.6 se ve la dependencia de los dos criterios anteriores con  $A_\lambda$  y  $F_p$ , para los datos de entrada Iden5CL1. Las conclusiones que se obtienen en todos los casos son las siguientes:

- Los dos criterios son equivalentes.
- Los valores óptimos se obtienen aproximadamente para  $A_\lambda=5\%$  y  $F_p=1,6$ .

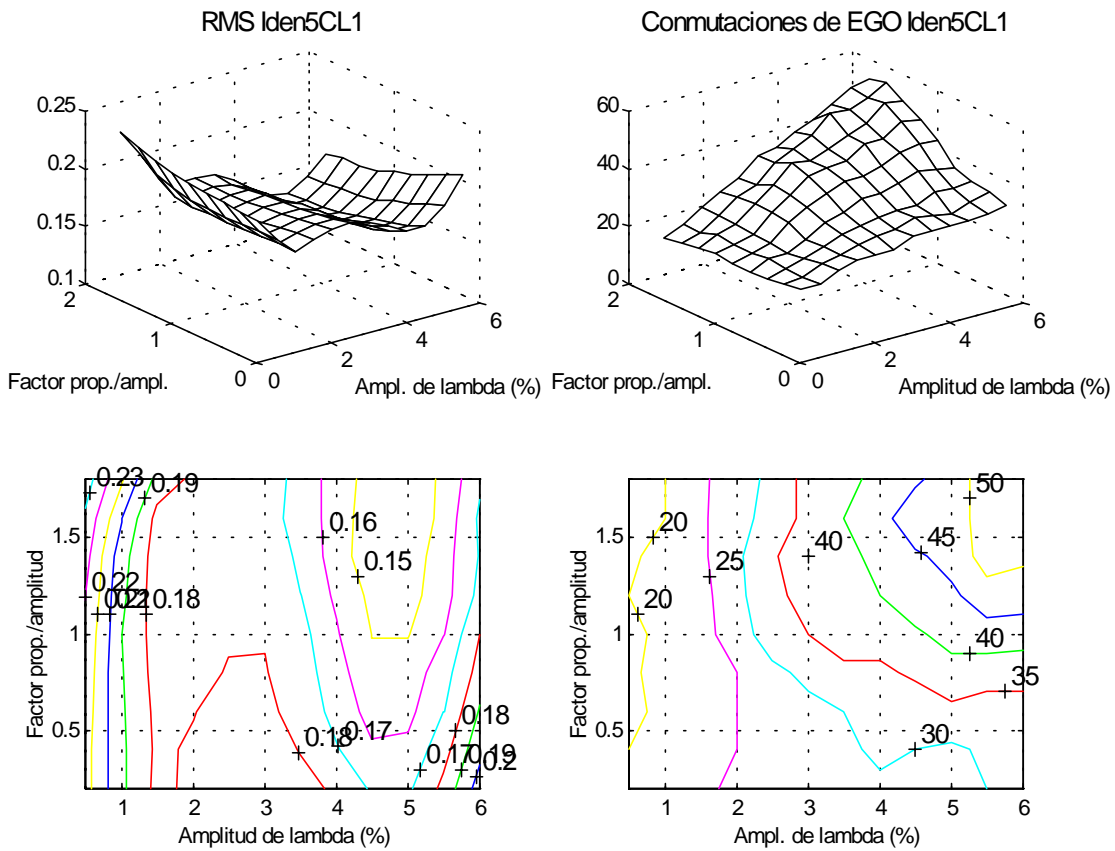


Fig. 4.6: Amplitud de  $\lambda$  y número de conmutaciones de la EGO, para simulaciones con Iden5CL1

	Error mínimo		Conmutación máxima		Óptimo	
	$A_\lambda(\%)$	$Fp$	$A_\lambda(\%)$	$Fp$	$A_\lambda(\%)$	$Fp$
Iden3CL1	5	1,6	5,5	1,8	5	1,6
Iden3CL2	5	1,4	6	1,8	5	1,6
Iden4CL1	5	1,8	5,5	1,8	5,5	1,8
Iden4CL2	5	1,6	5,5	1,8	5,5	1,8
Iden5CL1	5	1,8	6	1,6	5	1,6
Iden5CL2	5	1,6	6	1,8	5,5	1,6

Tabla 4.1: Valores óptimos de la amplitud de  $\lambda$  y del número de conmutaciones de la EGO

El valor final de los parámetros  $Kp$  y  $Ki$ , calculado mediante las ecuaciones 4.4, 4.5 y 4.6 a partir de los valores de  $A_\lambda$  y  $Fp$  previamente determinados, es el representado en las gráficas siguientes.



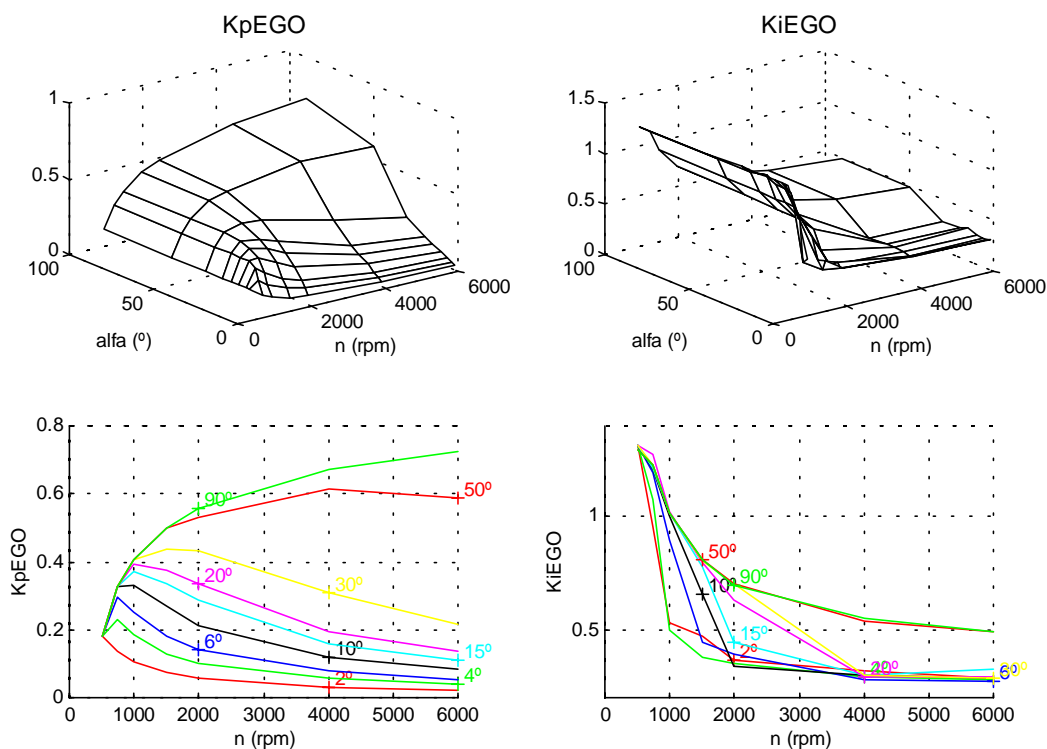


Fig. 4.7: Sintonía de  $K_p$  y  $K_i$ , con los que se obtiene  $A_\lambda=5\%$  y  $F_p=1,6$

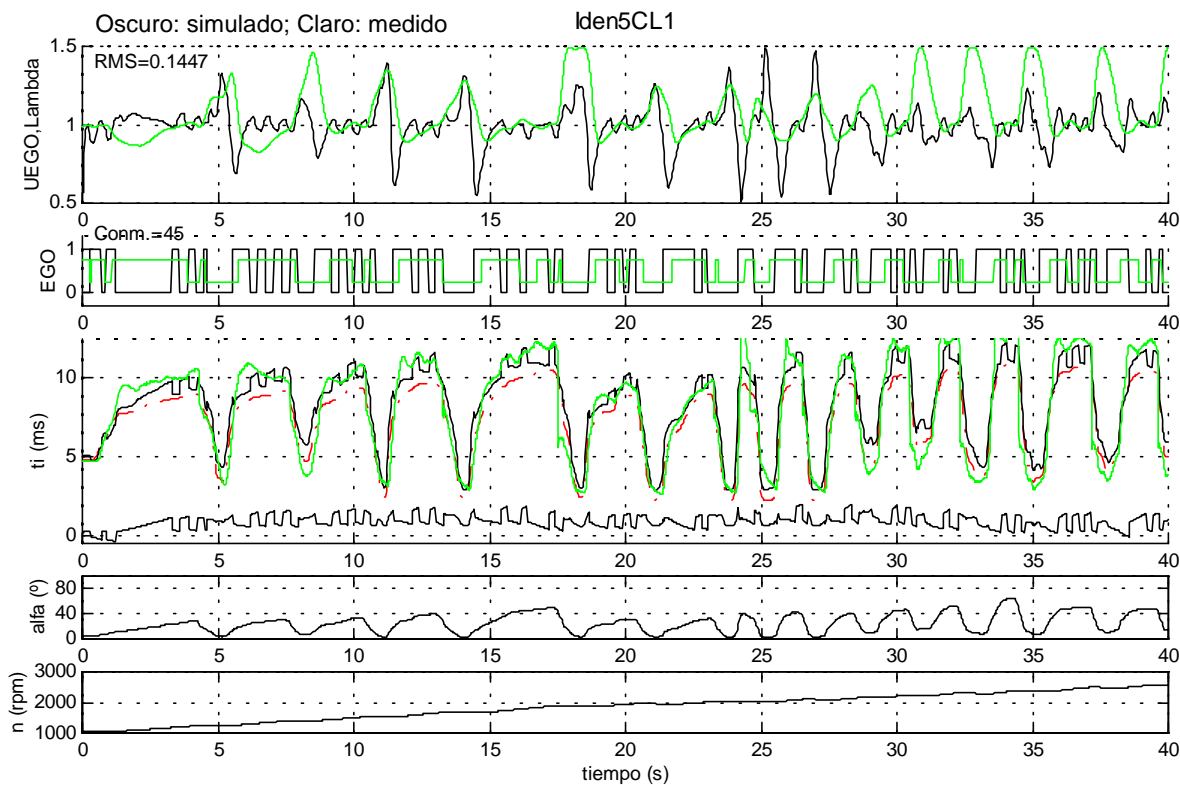


Fig. 4.8: Simulación de Iden5CL1 con EGO y control PI

Una vez sintonizado el controlador PI, se realiza una simulación con el lazo cerrado y los valores de entrada correspondientes a la medición  $I_{den5CL1}$ , usando el controlador *feedforward* definido en el apartado 4.2. Los resultados de la simulación, junto con los valores medidos experimentalmente, pueden verse en la gráfica 4.8. También se ha descompuesto la señal de  $t_i$  en el valor calculado por el controlador *feedforward* ( $t_{iFF}$ ), y el calculado por el *feedback* ( $t_{iFB}$ ).

#### 4.4. Controlador en lazo cerrado mediante UEGO

Hasta hace algunos años, el alto precio de las sondas lineales (de 15 a 20 veces con relación a una EGO) hacía que su uso se limitara a calibración como un instrumento más, y no se utilizara en el control. En la actualidad, los precios han bajado (4 veces el precio de una EGO), y ello ha motivado la aparición de controladores basados en este tipo de sonda. La linealidad de su característica (fig. 2.12), junto al menor tiempo de respuesta ( $\tau=40$  ms) ofrecen claras ventajas respecto a la EGO. La primera de ellas es que se puede aplicar un controlador de tipo PID en lugar de PI. Además, el ancho de banda aumenta, y decrece el error. Al desaparecer el ciclo límite, puede aplicarse como consigna una señal oscilatoria, de la frecuencia y amplitud óptimas para aprovechar la capacidad de almacenamiento de oxígeno del catalizador. Hay que destacar, que la diferencia entre utilizar una UEGO o una EGO reside en el controlador en lazo cerrado; en ambos casos se utiliza el mismo controlador *feedforward*.

El controlador PID, al igual que en el caso del PI de la EGO, necesita ganancia tabulada, para tener en consideración la dependencia de la dinámica del sistema con el punto de funcionamiento del motor. La consigna aplicada es  $\lambda=1$  constante.

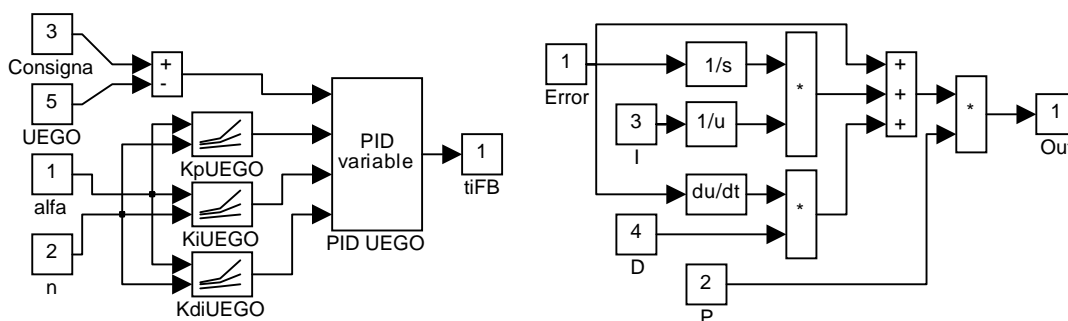


Fig. 4.9: Diagrama de control *feedback* para UEGO con ganancia tabulada, y controlador PID

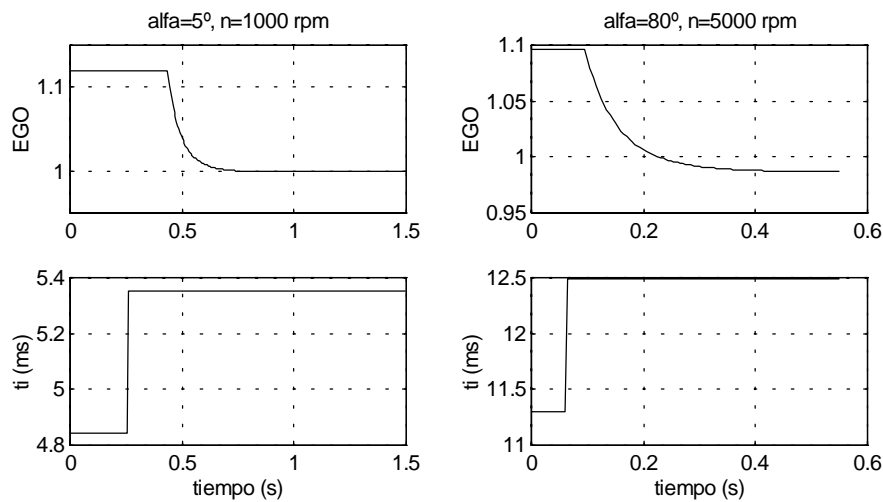
La sintonía del PID se realiza utilizando los métodos clásicos. Estos pueden ser de dos tipos: en lazo abierto o en lazo cerrado. A continuación se analizan dos métodos, uno de cada tipo.

#### 4.4.1. Sintonía en lazo abierto

El procedimiento de sintonía en lazo abierto consiste en aproximar la respuesta de la planta a un escalón mediante un sistema de primer orden con retardo puro  $Td$ , representado por la función de transferencia siguiente:

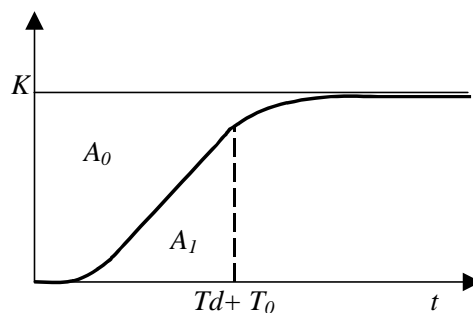
$$G(s) = \frac{K}{1 + sT_0} e^{-sTd} \quad (4.7)$$

El resultado para dos puntos de funcionamiento muy distintos,  $[\alpha=5^\circ, n=1000]$  y  $[\alpha=80^\circ, n=5000]$ , se muestra en la figura 4.10, donde se aprecia la diferencia en el comportamiento dinámico de la planta.



**Fig. 4.10: Respuesta del motor a un escalón en lazo abierto, para dos puntos de funcionamiento diferentes**

Una vez obtenida la respuesta de la planta en todos los puntos considerados, se calculan la ganancia ( $K$ ), constante de tiempo ( $T_0$ ) y retardo aparentes ( $Td$ ), por el método de las áreas [Aströ89Ada], dado que es el más robusto al ruido en las señales. Este método tiene además la ventaja de que la identificación de los tres parámetros se puede realizar de forma analítica.



**Fig. 4.11: Método de las áreas para determinar el retardo y la constante de tiempo aparentes.**

El primer paso es, por análisis de la respuesta de la planta, calcular mediante integración numérica el área  $A_0$ , y aplicando la primera de las fórmulas 4.8, obtener la suma de  $T_d+T_0$ . Después, se calcula de igual forma el área  $A_1$ , de donde resulta  $T_0$ , y por tanto  $T_d$ .

$$T_d + T_0 = \frac{A_0}{K} \quad (4.8)$$

$$T_0 = \frac{e \cdot A_1}{K}$$

Finalmente, se calculan  $K_p$ ,  $K_i$  y  $K_d$  por alguno de los métodos empíricos conocidos, descritos por Morilla en su tesis [Moril87Con]. Estos se resumen en unas fórmulas con distintos parámetros  $a$  y  $b$ , según el criterio utilizado, de las que resultan los términos proporcional, integral y derivativo:

$$Y = a \left( \frac{T_d}{T_0} \right)^b \quad (4.9)$$

$$K_p = \frac{Y}{K}; \quad K_i = \frac{T_0}{Y}; \quad K_d = T_0 Y$$

En la siguiente tabla se adjunta el error de control obtenido tras simular en lazo cerrado con los datos de entrada lden5CL1, habiendo sintonizado el PID con cinco métodos diferentes, cuyo nombre figura en la primera columna. La segunda columna muestra la raíz del error cuadrático medio (RMS) obtenido, debiéndose entender el error como la desviación del valor de  $\lambda$  respecto a la consigna  $\lambda=1$ . En las demás columnas se representan los parámetros  $a$  y  $b$  para las fórmulas 4.9, correspondientes a cada uno de los métodos.

	RMS	P		I		D	
		a	b	a	b	a	b
<b>Ziegler-Nichols</b>	0,1156	1,2	-1	0,5	-1	0,5	1
<b>Cohen-Coon</b>	0,1381	1,37	-0,95	1,351	-0,738	0,365	0,95
<b>López-Murrill-Smith 1</b>	0,1142	1,435	-0,921	0,878	-0,749	0,482	1,137
<b>López-Murrill-Smith 2</b>	0,1278	1,495	-0,945	1,101	-0,771	0,56	1,006
<b>López-Murrill-Smith 3</b>	0,1142	1,357	-0,947	0,842	-0,738	0,381	0,995

Tabla 4.2: Error de control con controlador PID, sintonizado en lazo abierto con diferentes métodos

#### 4.4.2. Sintonía en lazo cerrado

La sintonía en lazo cerrado se realiza sustituyendo el controlador PID por un relé [Aströ89Ada], el cual hace entrar el sistema en ciclo límite, con un período último  $T_u$ .

Si se considera que la planta actúa como filtro pasabajo, puede tenerse en cuenta tan sólo el primer armónico de la acción de control, que al realizar una descomposición por Fourier, resulta en una onda senoidal de amplitud  $a=4d/\pi$ , siendo  $d$  la amplitud de oscilación del relé.

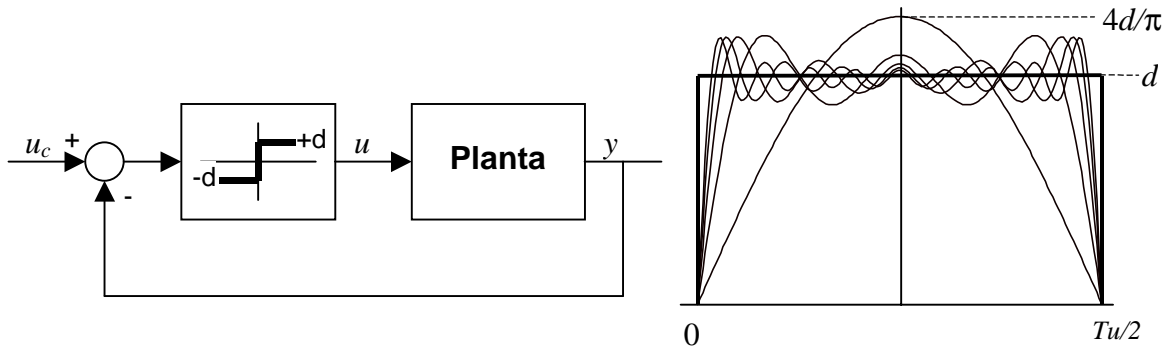


Fig. 4.12: Sintonía en lazo cerrado por el método del relé

La respuesta de la planta tendrá entonces una forma senoidal, de amplitud  $b$ , de lo que resulta una ganancia última correspondiente al ciclo límite de:

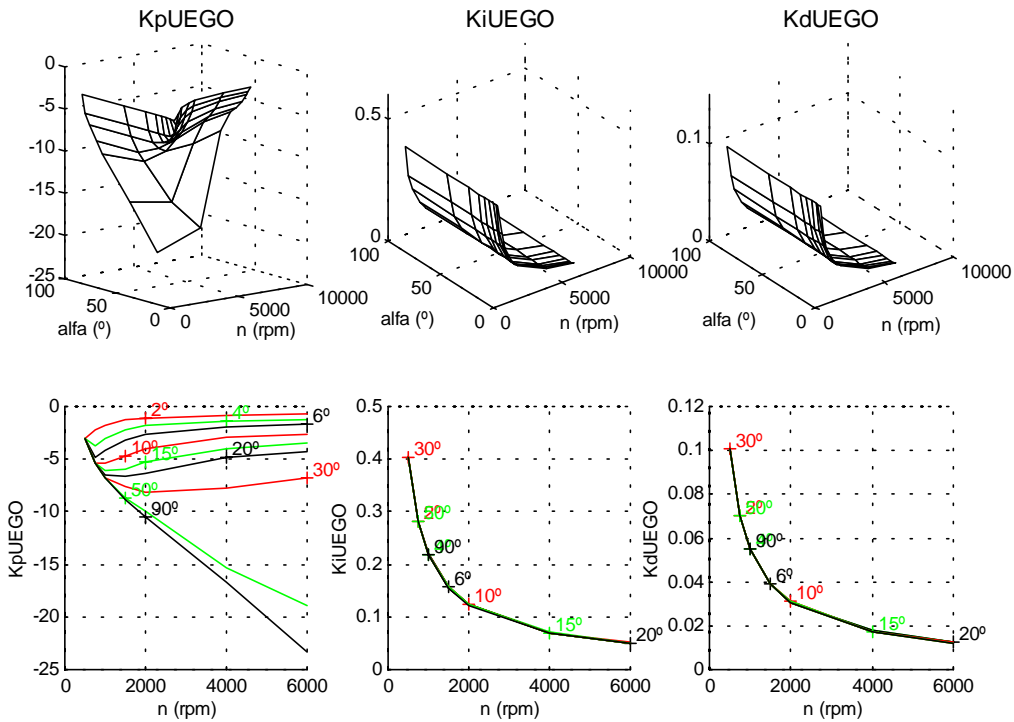
$$K_u = \frac{a}{b} = \frac{4d}{b\pi} \quad (4.10)$$

La amplitud del relé se fija en  $d=0,2 t_i$ , de modo que el rango de oscilación de  $\lambda$  esté dentro de los límites físicos admitidos por un motor, y a su vez se obtenga una relación señal-ruido aceptable. La sintonía se realiza en todos los puntos de funcionamiento del motor. Una vez determinados los parámetros  $K_u$  y  $T_u$ , se puede aplicar el método de Ziegler-Nichols para el cálculo empírico de los parámetros P, I y D, según se muestra en la tabla siguiente, junto con el error así obtenido:

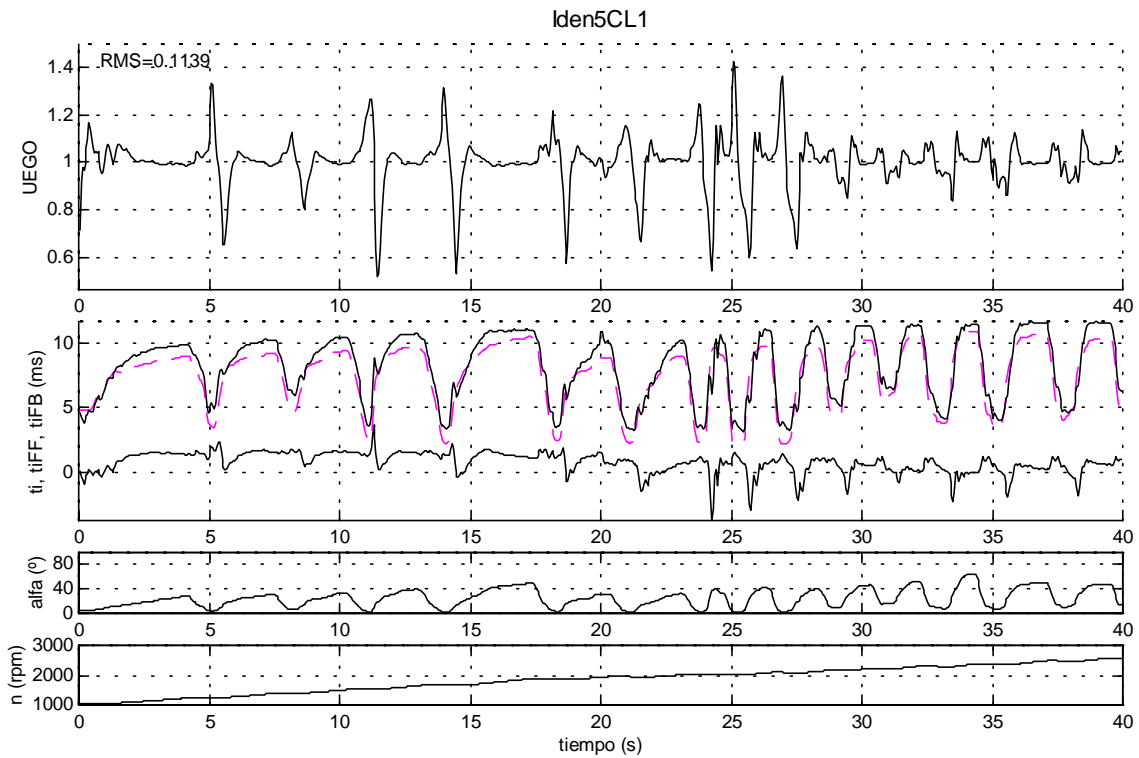
	RMS	$K_p$	$K_i$	$K_d$
<b>PID</b>	0,1139	0,6 $K_u$	0,5 $T_u$	0,12 $T_u$
<b>PI</b>	0,1342	0,4 $K_u$	0,8 $T_u$	

Tabla 4.3: Error de control con controlador PI y PID, sintonizados en lazo cerrado con el método de Ziegler-Nichols

Los parámetros  $K_p$ ,  $K_i$  y  $K_d$ , resultantes de sintonizar el PID en cada uno de los puntos de funcionamiento del motor, se guardan en las tablas  $K_pUEGO$ ,  $K_iUEGO$  y  $K_dUEGO$  respectivamente. Los resultados que así se obtienen se muestran en la figura siguiente.



**Fig. 4.13:  $K_p$ ,  $K_i$  y  $K_d$  para la UEGO, sintonizados por el método de Ziegler-Nichols en lazo cerrado**



**Fig. 4.14: Simulación de Iden5CL1 con UEGO y control PID**

El resultado de la simulación con los datos de entrada Iden5CL1 tras cerrar el lazo con la UEGO se muestra en el gráfico 4.14. Puesto que el método en lazo cerrado es el que produce un menor error, será el utilizado de aquí en adelante para la sintonía de los controladores PID.

#### 4.4.3. Perturbaciones en la consigna y la planta

El uso de la sonda UEGO permite utilizar una consigna distinta del valor constante  $\lambda=1$ . Una de las principales ventajas derivadas de ello es el aprovechamiento al máximo de la capacidad de almacenamiento de oxígeno, propia de los catalizadores. Este fenómeno hace que la conversión de los gases contaminantes mejore si la mezcla oscila alrededor del punto estequiométrico, tal como se menciona en los apartados 1.1 y 4.3. En las siguientes gráficas se muestra el resultado de simular cerrando el lazo de control con la UEGO, y aplicar una consigna consistente en una senoide que oscila alrededor del valor  $\lambda=1$ , con una amplitud de  $\pm 0.025$ . La frecuencia es en un caso de 1 Hz, y en el otro de 4 Hz. El error RMS de control se resume en la tabla siguiente.

$\lambda=1$	$\pm 2,5\% \text{ 1 Hz}$	$\pm 2,5\% \text{ 4 Hz}$
0,1139	0,1156	0,1171

Tabla 4.4: Error de control al forzar oscilación senoidal en la consigna

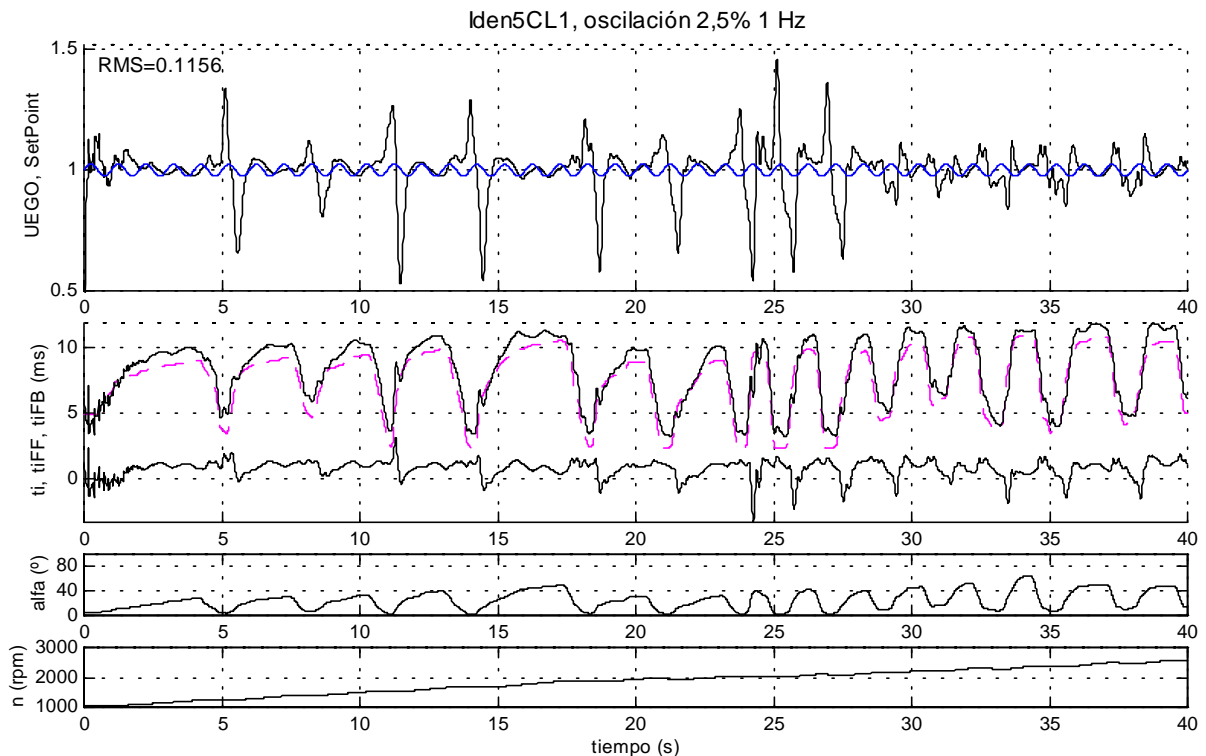


Fig. 4.15: Simulación de Iden5CL1 con UEGO, y oscilación senoidal del 2,5% y 1 Hz

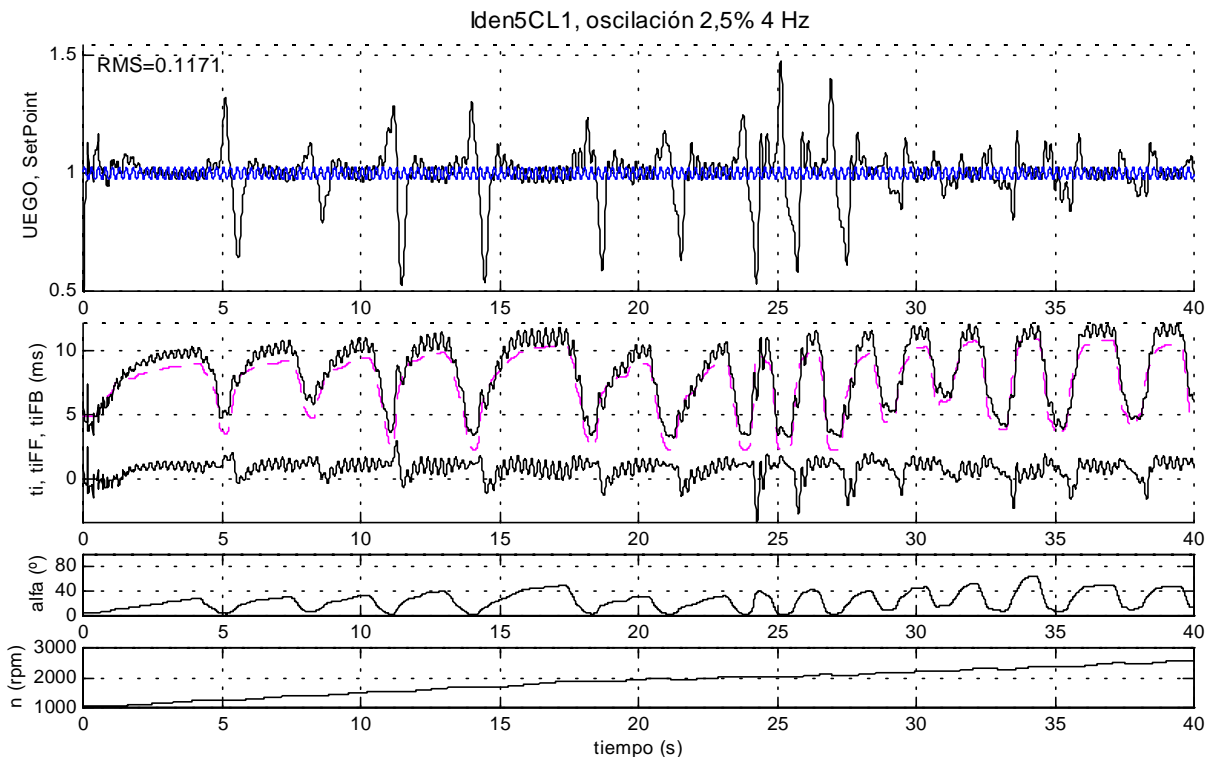


Fig. 4.16: Simulación de Iden5CL1 con UEGO, y oscilación senoidal del 2,5% y 4 Hz

Por otro lado, las variaciones en las señales de los sensores y en la respuesta de los actuadores tienen una influencia en el comportamiento del motor, que por la naturaleza no lineal y la complejidad del sistema, es bastante difícil de describir. Desde el punto de vista de la combustión, la presencia de fallos de encendido y detonación provoca irregularidades tanto en el par generado, como en la composición detectada de la mezcla. Todo este conjunto de factores puede considerarse como un fenómeno aleatorio con distribución normal [Arsie96Dev] sobre cada una de las variables de estado.

La dispersión en la geometría para cada uno de los componentes del motor, por efecto de la tolerancia en la fabricación, ocasiona un comportamiento diferente de los motores sobre los que van montados. Este efecto se puede incluir en el considerado anteriormente. La tabla siguiente muestra la contribución de las tolerancias en algunos componentes sobre el error final de  $\lambda$ .

	Combustible	Aire	E.G.R	Purga canister	Blow-by	Total
Error (A/F)	$\pm 0,44$	$\pm 0,44$	$\pm 0,15$	$\pm 0,03$	$\pm 0,23$	$\pm 0,7$
Error (%)	$\pm 3$	$\pm 3$	$\pm 5$	$\pm 10$	$\pm 10$	$\pm 4,8$

Tabla 4.5: Magnitud del error en la relación aire-combustible introducido por los distintos componentes del motor [Kainz99Ind]



Finalmente, el desgaste mecánico de los componentes, sensores y actuadores provoca una desviación lenta y progresiva de la respuesta del motor. Ello se introduce en el modelo como un factor de envejecimiento, que se aplica sobre la variable  $ti$  a la entrada del motor.

El efecto de los diferentes tipos de perturbación sobre el comportamiento de la planta en lazo cerrado se obtiene simulando la medición  $I_{den5CL1}$  con diferentes escenarios, tanto con la UEGO como con la EGO. Las perturbaciones se aplican sobre  $ti$  a la entrada del motor. Además de diferentes desviaciones fijas aditivas y multiplicativas, se simula con ruido blanco. La potencia multiplicativa de este ruido es  $10^{-3}$  s, y la aditiva  $10^{-2}$  s, con un período de muestreo de 0,1 s. La gráfica 4.17 muestra el resultado de la simulación con ruido aleatorio y la sonda UEGO.

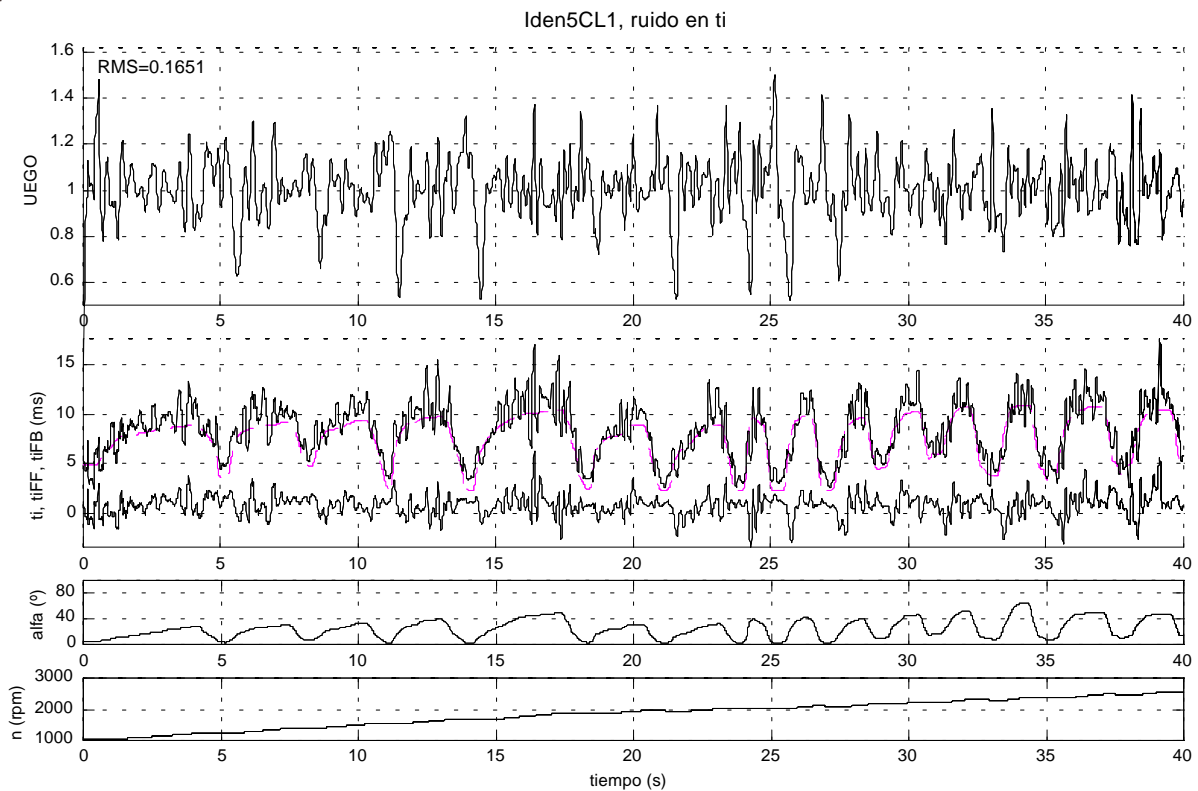


Fig. 4.17: Simulación de  $I_{den5CL1}$  con UEGO, y ruido blanco en  $ti$

El error RMS resultante en todos los casos se puede leer en la tabla 4.6. A la vista de esta tabla, se concluye lo siguiente:

- Las desviaciones de la salida respecto a la consigna son menores en el caso del control con UEGO que con EGO, por lo que resulta en un sistema más robusto.
- A pesar de que tanto el controlador *feedforward* como el *feedback* están sintonizados en estado estacionario de  $\alpha$  y  $n$ , a la hora de utilizarlo en condiciones de funcionamiento normales, con las entradas variables, se produce un error de sesgo que hace que algunas perturbaciones produzcan un resultado incluso mejor que sin ellas.

$\delta ti$	EGO	UEGO
0	0,1447	0,1139
-2 ms	0.2914	0,1904
+2 ms	0.1445	0,0996
-5 ms	0.7365	0,3565
+5 ms	0.2124	0,2819
-2 %	0.1440	0,1151
+2 %	0,1487	0,1129
-5 %	0.1421	0,1169
+5 %	0.1524	0,1115
Ruido	0.1938	0,1651

Tabla 4.6: Error de control al perturbar la planta

## 4.5. Corrección de tendencia

Para solucionar el segundo punto de las conclusiones obtenidas en el apartado anterior, referente a la tendencia observada en la acción de control al cerrar el lazo, se propone una mejora en el controlador *feedforward*. El objetivo es hacer que la acción de control esté siempre centrada en el valor cero, de manera que las desviaciones estacionarias se acumulen en una variable  $AdFF$ , la cual se sumará a la salida  $ti_{FF}$  del controlador en lazo abierto. Este procedimiento no es nuevo, sino que de una u otra forma se viene realizando en los sistemas comercializados, como se explica en el apartado 2.3.1.

Se ha desarrollado un algoritmo que pretende evaluar la mejora obtenida al corregir la tendencia del controlador. Aunque algunos sistemas calculan varias correcciones para distintos puntos de funcionamiento, que se almacenan en mapas estáticos, aquí se considera un parámetro global, que actúa según se describe en el diagrama de la figura. 4.18, en base al siguiente algoritmo:

- Filtrar la salida  $ti_{FB}$  del PID, con un filtro lineal de orden 1, y una frecuencia  $\omega$ .
- Multiplicar este valor por una constante  $KiAdFF$
- Integrar y sumar el resultado  $AdFF$  a la salida del *feedforward*.

El problema se reduce a determinar la ganancia  $KiAdFF$  y la frecuencia  $\omega$  que producen un error de control mínimo a lo largo de una simulación. En efecto, una ganancia muy baja apenas tiene efecto, mientras que un valor muy alto podría inestabilizar el controlador. Una frecuencia alta aumenta la velocidad de corrección, pero si se acerca al valor de frecuencia natural del sistema, puede interferir con el controlador y llegar a producir una respuesta inestable. El valor óptimo de la frecuencia de filtrado y la ganancia se obtiene de la gráfica 4.19, correspondiendo  $\omega=0,05$  rad/s y  $KiAdFF=0,6$ .

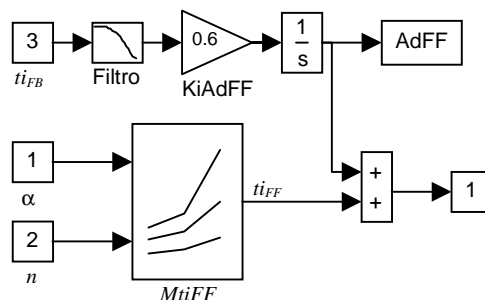


Fig. 4.18: Diagrama de control con corrección de tendencia

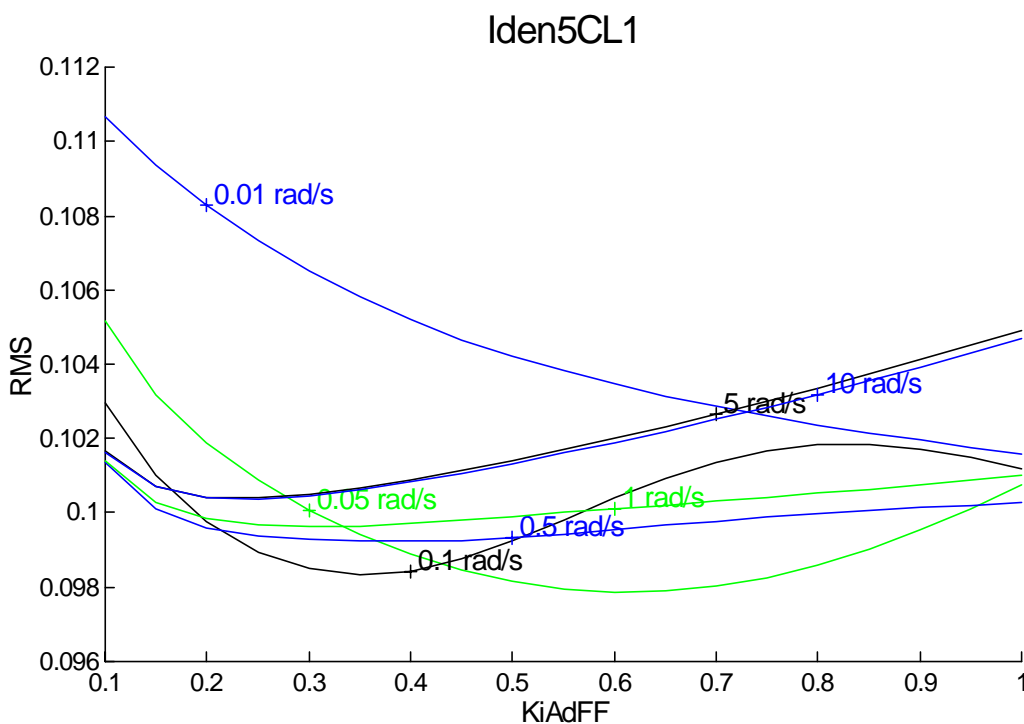


Fig. 4.19: Error de control en función del parámetro  $KiAdFF$ , para la secuencia Iden5CL1

Una vez fijados estos parámetros, se inicia a cero el integrador la primera simulación, y en simulaciones sucesivas, siempre aplicando las mismas entradas, se inicializa con el último valor de la simulación anterior. La tabla siguiente muestra la convergencia del término  $AdFF$  y del error RMS en sucesivas simulaciones con las mediciones Iden5CL1 y Iden4CL1.

	Iden5CL1		Iden4CL1	
	<i>AdFF</i>	RMS	<i>AdFF</i>	RMS
Inic.	0	0,1139	0	0,10100
1	0,2153	0,09786	1,2959	0,09620
2	0,2945	0,09776	1,0589	0,09611
3	0,3236	0,09776	1,1023	0,09597
4	0,3343	0,09777	1,0943	0,09599
5	0,3383	0,09777	1,0958	0,09598
6	0,3397	0,09778	1,0955	0,09598
7	0,3403	0,09778	1,0956	0,09598
8	0,3405	0,09778	1,0956	0,09598

Tabla 4.7: Error de control con corrección de tendencia, tras diferentes iteraciones

Finalmente, la gráfica 4.20 muestra la evolución de *AdFF* durante la primera simulación, para los datos de entrada Iden5CL1. Se observa el efecto que tiene sobre la acción del controlador  $ti_{FB}$ , en relación con el valor obtenido sin corrección de tendencia, reflejado en la figura 4.14.

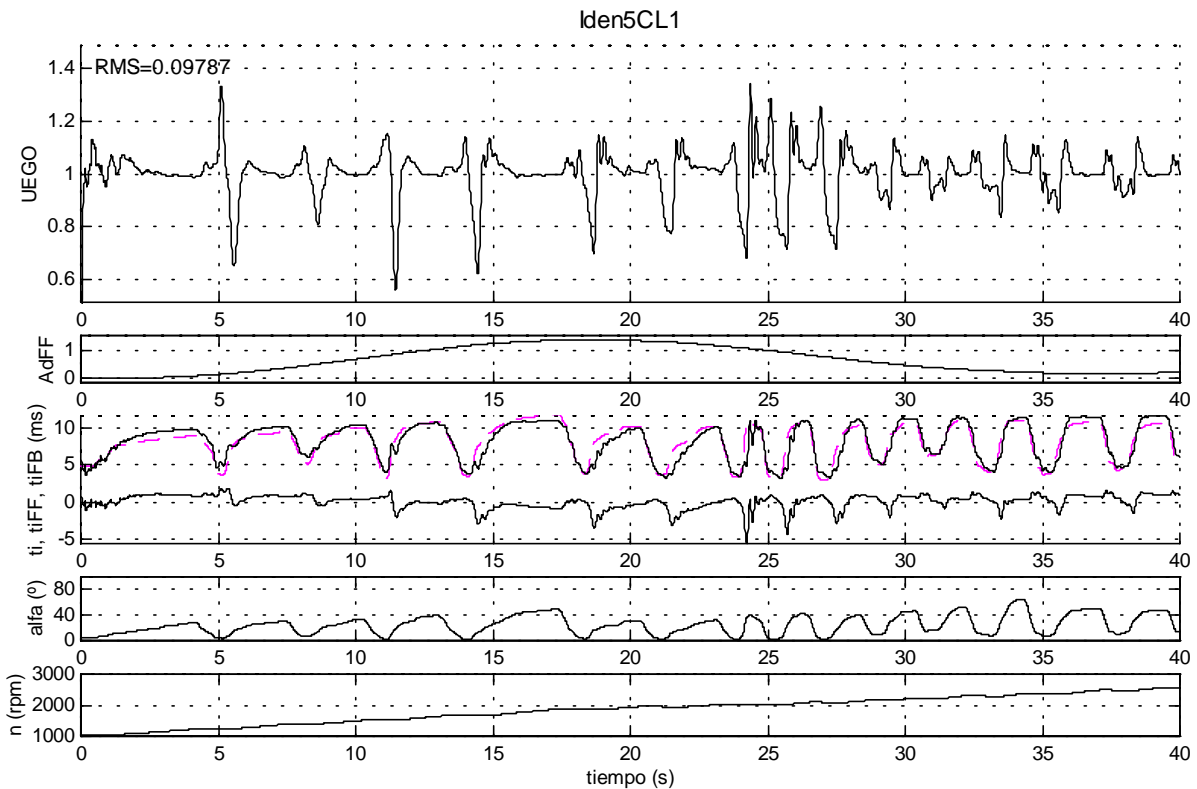


Fig. 4.20: Simulación de Iden5CL1 con UEGO, y corrección de tendencia

# Capítulo 5:

## Controlador avanzado

### 5.1. Introducción

La estructura de control convencional consiste, como se ha visto en el capítulo anterior, en utilizar la medición de  $\lambda$  a través de la sonda UEGO o EGO para cerrar el lazo de control, y corregir el tiempo de inyección calculado por el bloque *feedforward*. La señal de realimentación contiene un gran retardo puro, lo cual provoca una inestabilización de la acción del controlador, produciendo desviaciones considerables de la salida respecto a la consigna. El objetivo es poder realizar un controlador, basado en un observador, que estime en todo momento el valor inmediato de  $\lambda$  en la mezcla a base de eliminar los retardos puros, y utilizar este valor para realimentar el lazo de control. El sistema dinámico elegido para identificar la dinámica del motor sin retardos es una red neuronal, ya que debido a la complejidad de la planta, otros sistemas tradicionales no son capaces de alcanzar la precisión requerida.

#### 5.1.1. Propiedades de las redes neuronales

Las redes neuronales quedan integradas dentro de las técnicas conexionistas, lo cual significa que el funcionamiento de cada uno de sus componentes elementales es idéntico, y la complejidad funcional se obtiene mediante una gran interconectividad entre estos elementos. Esto recuerda en gran manera la organización de los sistemas biológicos, donde simples neuronas se conectan entre sí para formar sistemas más o menos complejos. Es por este motivo que al componente elemental

de las redes se le denomina neurona. Al igual que su homóloga biológica, una neurona recibe información, bien sea de sensores o de otras neuronas; posteriormente realiza unas operaciones simples, y finalmente transmite el resultado a otras neuronas vecinas. La ventaja de las redes neuronales frente a sistemas matemáticos o expertos es que la función gana en complejidad cuanto mayor es el número y las combinaciones de estas. Al igual que las neuronas biológicas, la muerte o deterioro de una neurona afecta cuantitativamente, pero no cualitativamente. Esto les confiere características que las hacen muy adecuadas para la realización de tareas tales como identificación, reconocimiento de patrones y sobre todo el control. Las ventajas de las redes neuronales cuando se utilizan para control son [Móscí95Adv]:

- Capacidad para aproximar mapeados no lineales mejor que otros esquemas (polinomios, etc).
- Disponibilidad de hardware optimizado para la utilización con redes.
- Capacidad para generalizar con secuencias de entrada no presentadas durante el entrenamiento.
- Capacidad para operar con datos numéricos y simbólicos, simultáneamente.
- Son aplicables a sistemas MIMO.

Según la clasificación realizada por Maren [Maren90Han], la arquitectura de una red neuronal puede considerarse desde distintos niveles:

- **Microestructura:** Es el nivel más básico, formado por la neurona, de donde procede la denominación de la red. A continuación se realiza una breve descripción con objeto de comprender mejor el diseño de la red, correspondiente a un nivel superior.
- **Mesoestructura:** Las neuronas por sí solas están limitadas en su funcionamiento, por lo que se agrupan para formar una red. La forma de organizarse y las interconexiones entre ellas es el aspecto más importante que se debe desarrollar, dado que es fundamental para la correcta realización de la función para la que está destinada la red.
- **Macroestructura:** Trata la asociación de distintas redes para la realización de tareas complejas.

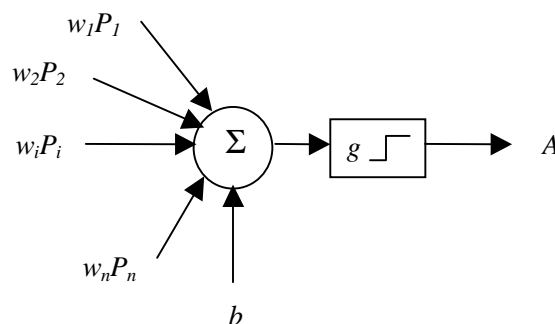


Fig. 5.1: Modelo de neurona

Una neurona recibe una serie de entradas, representadas por el vector  $P$ . En primer lugar, suman estas entradas multiplicada cada una de ellas por un **peso** diferente,  $W_i$ . Al resultado se le suma un valor constante denominado **polarización** (*bias*) y representado por  $b$ , y finalmente se le aplica una **función de activación**  $g$ . Esto queda reflejado en la figura 5.1.

La función de activación es típicamente alguna de las siguientes:

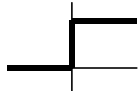
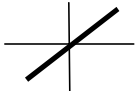
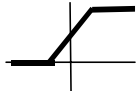

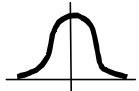
<i>Umbral binario</i> sólo puede tomar el valor 0 ó 1	<i>Lineal</i>	<i>Límite duro</i>	<i>Sigmoide</i>	<i>Funciones de base radial</i> son de tipo Gaussiano
				
$\begin{cases} y = 0, & x \leq 0 \\ y = 1, & x \geq 0 \end{cases}$	$y = kx$	$\begin{cases} y = 0, & x \leq \alpha \\ y = 1, & x \geq \alpha \\ y = k \cdot x, & -\alpha < \alpha \end{cases}$	$y = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}}, \quad \text{ó}$ $y = \frac{1 - e^{-\beta x}}{1 + e^{-\beta x}}$	

Tabla 5.1: Funciones de activación

Las neuronas a su vez se organizan en capas y mediante interconexiones entre sí, para formar una red. Esta organización se realiza obedeciendo a los siguientes criterios:

- **Número de capas.** El caso más sencillo es una sola capa de salida, aunque lo más habitual es disponer de una o más capas intermedias, denominadas ocultas.
- **Número de neuronas por capa.**
- **Tipo de conexiones:** hacia delante, hacia atrás, laterales o consigo mismo. De ello dependerá el tipo de red y sus propiedades dinámicas.
- **Grado de conectividad.**

La propiedad principal de una red neuronal es que el valor de los pesos y las polarizaciones son ajustables, con lo que esta puede responder de forma diferente a unas mismas entradas. Esto le confiere la capacidad de asociar un conjunto de patrones entrada-salida, cuando estos se le presentan de forma secuencial. Este proceso se le denomina **aprendizaje**, **adaptación** o **entrenamiento** de la red. Si los patrones corresponden a las entradas y las salidas de una planta, el aprendizaje puede realizarse, además, al mismo tiempo que la planta recibe las entradas y genera las salidas. Este tipo de aprendizaje se denomina en línea (*on-line*).

Una vez finalizado el entrenamiento, la red puede predecir una salida a partir de la misma entrada, sin necesidad de la planta. Este tipo de función se denomina **identificación**. Ahora bien, la red ha de ser capaz de predecir una salida a partir de cualquier entrada, aún cuando no se le haya presentado en la fase de aprendizaje. Esta característica se denomina **generalización**.

### 5.1.2. Control mediante redes neuronales

Los principios del control basado en redes neuronales (*neurocontrol*) vienen descritos por Werbos [Sutto90Neu], que resume en cinco estructuras:

- **Control supervisado:** La red aprende un conjunto de entradas y las salidas deseadas, y puede de esta forma identificar un sistema dinámico.
- **Control inverso directo:** La red aprende la dinámica inversa de un sistema, de modo que aplicando la consigna, puede calcular la acción de control a realizar.
- **Control adaptativo:** Consiste en sustituir los modelos, dentro de los esquemas clásicos de control adaptativo, por una red neuronal. Un caso particular es el control adaptativo por modelo de referencia (MRAC), desarrollado en la Universidad de Sevilla [Ferná95Mod].
- **Retropropagación de utilidad:** Permite optimizar una función de utilidad o de coste. Requiere un modelo del sistema a controlar, el cual puede ser otra red neuronal.
- **Crítico adaptativo:** Al igual que el esquema anterior, sirve para optimizar una función de coste, pero sin necesidad de un modelo de la planta, o por lo menos, sin que sea necesario un modelo determinista. El crítico, consistente normalmente en otra red, es el encargado de evaluar el comportamiento de la red principal, para que de esa forma pueda adaptar sus pesos.

### 5.1.3. Antecedentes en el uso de redes neuronales

Las aplicaciones más tradicionales de las redes neuronales han sido al reconocimiento de patrones y clasificación (visión artificial, reconocimiento de caracteres manuscritos y de voz, predicciones de consumos, económicas), y tratamiento de señales (filtrado inteligente).

Las aplicaciones al control de sistemas [Maren90Han] se remontan al año 1983. El primer trabajo es el desarrollado por Barto, Sutton y Anderson, basado en dos redes que identifican un sistema estático, y que aprenden mediante un crítico. Latter, Lapedes y Farber (1987) desarrollan un sistema compuesto por una red maestra que calcula los pesos de una red esclava, ambas según el modelo de Hopfield; de esta forma pueden modelar sistemas dinámicos. Werbos (1989) desarrolla el concepto de **retropropagación temporal** (*back-propagation through time*). Nguyen y Widrow (1989) realizan una aplicación para maniobrar un camión con remolque, gracias a una red de control que actúa sobre una red emuladora. Jordan (1989) marca un hito importante, al crear un tipo de red multicapa con conexiones recurrentes en dos capas, que engloba las funciones de modelo, acción y utilidad. Rabelo (1990) utiliza una arquitectura de redes de Jordan para reemplazar un controlador físico.

Dentro del campo industrial se han realizado bastantes aplicaciones encaminadas a la automatización de procesos. Kuwato (1988), Werbos y Paten (1990) y han



trabajado en control de trayectoria de robots industriales, aplicando sistemas jerárquicos de redes. Otros usos son para la optimización de caudales en refinerías y biorreactores.

Entre las aplicaciones al automóvil, distintas a la gestión del motor, destacan las de Fujioka [Fuji90Unt], que crea un modelo de conducción mediante el algoritmo de retropropagación. Otros usos de las redes neuronales son para la clasificación de colores de carrocerías, gestión de cambios automáticos, sistemas de frenado (ABS), diagnóstico del motor y el guiado automático de vehículos.

Shiraishi [Shira95CMA] diseña un observador de estado, basado en un modelo cerebelar (CMAC), para el control de la mezcla. Consiste en dos mapas; el primero asigna a las entradas una memoria asociativa, y el segundo relaciona estas memorias con la salida, a través de unos pesos. La adaptación de los pesos se realiza *on-line* y de forma local. El controlador recibe la información del régimen del motor ( $\omega_e$ ) y la presión de admisión ( $P_m$ ), obteniéndose como salida una estimación del caudal másico de aire ( $\hat{m}_{a0}$ ). Aplicando los factores correspondientes, se calcula el caudal de combustible ( $\dot{m}_{fc}$ ), y de ahí el tiempo de inyección. La sonda EGO ( $O_2$ ) actualiza los pesos, con un desfase equivalente al retardo del sistema. El diagrama de control se muestra en la figura siguiente. Los resultados que obtiene son aceptables.

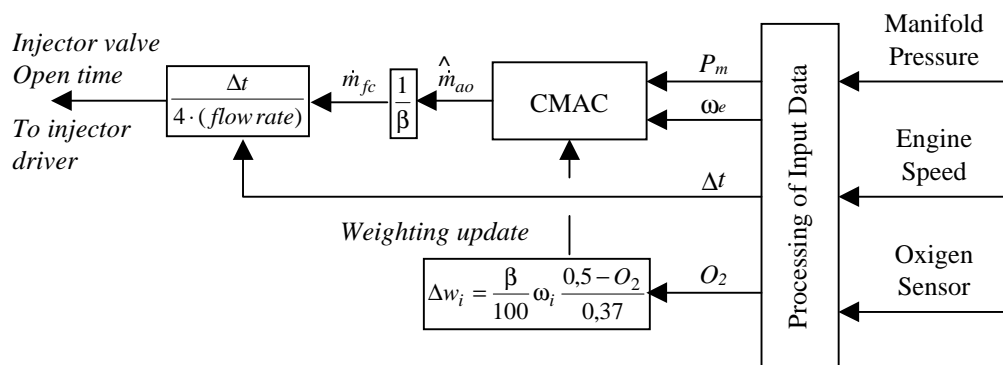


Fig. 5.2: Control mediante CMAC según Shiraishi [Shira95CMA]

Müller [Mülle96Eng] utiliza un perceptrón multicapa recurrente (RMLP), con tres neuronas de entrada y una de salida, para el cálculo del avance de encendido óptimo en un motor de gasolina. El objetivo es, a partir de la señal de un sensor de presión Kistler® instalado en un cilindro, calcular mediante una red el ángulo para el cual que ha quemado el 50% de la mezcla, e intentar que valga siempre  $8 \pm 2^\circ$  después de PMS, mediante otra red. Compara tres algoritmos diferentes para la identificación de la dinámica del motor: aprendizaje recurrente en tiempo real con derivadas estáticas, lo mismo pero con derivadas dinámicas, y filtros de Kalman. Los mejores resultados se obtienen por el último método, sobre una red formada por tres neuronas de entrada y una de salida, con 2 capas ocultas de 15 y 7 neuronas respectivamente.

Shayler [Shayl96Tra] aplica una red neuronal para compensar la condensación del

combustible por efecto de pared en los transitorios. Utiliza como variables de entrada el caudal másico de aire, la temperatura del refrigerante, y la masa de la película de combustible. Esta última la estima a partir de la masa en estado estacionario, y la compensación aplicada en el ciclo anterior. La red utilizada consta de una capa intermedia de 5 neuronas, y se entrena por el método de retropropagación.

Lenz [Lenz96Arti], [Lenz97Tran] crea un observador de la masa de aire que penetra en el cilindro, utilizando mariposa motorizada (DBW) y las señales de caudal másico de aire, temperatura y presión tanto en el ambiente como en el colector de admisión, y posición de la mariposa. El observador consiste en un modelo del sistema de admisión de aire, puesto en paralelo con el motor, donde se separan los bloques lineales, y las no linealidades desconocidas son reemplazadas por redes neuronales. Otra red, de unas 400 neuronas, controla el movimiento de la mariposa. Las redes son de regresión general (GRNN), un tipo particular de función de base radial (RBFN), y sus parámetros se entrenan mediante una ley derivada del principio de estabilidad de Ljapunov, dado que la superficie de error es muy compleja y el algoritmo de retropropagación podría no converger. El aprendizaje se realiza *off-line*.

Si bien la idea de usar un observador en un motor no es nueva, como se ya ha visto anteriormente, en la bibliografía existen antecedentes de identificación mediante modelos matemáticos basados en ecuaciones diferenciales [Chin86Engi], y ecuaciones en el espacio de estados [Amstu94Mod], [Feket95Mod], pero no se conoce ningún intento de control de  $\lambda$  utilizando exclusivamente una red neuronal.

## 5.2. Diseño del observador

### 5.2.1. Estructura

Se entiende como **observador** un sistema dinámico capaz de estimar algunas de las variables de estado de la planta, a partir de las variables medidas mediante sensores. De ese modo pueden utilizarse las variables estimadas, en lugar de las medidas, para cerrar el lazo de control, mejorando así las características dinámicas del conjunto en lazo cerrado.

En el caso del motor, la variable de control es  $\lambda$ , correspondiente a la relación aire-combustible normalizada de la mezcla. La señal utilizada normalmente para cerrar el lazo es la suministrada por la sonda lambda (UEGO o EGO), pero los considerables retardos puros existentes en el lazo de realimentación provocan una mala calidad del control, obteniéndose desviaciones importantes de  $\lambda$  respecto al valor de consigna, como se ha visto a lo largo del capítulo 4. El observador deberá proporcionar una señal lo más parecida posible al valor sin retardo de  $\lambda$ , y esto puede conseguirse mediante un sistema dinámico, en este caso una red neuronal, que sea capaz de aprender la dinámica del motor completo, excepto los retardos puros en la señal UEGO, y usar este valor ( $\hat{\lambda}$ ) para calcular la corrección de  $ti$  en lazo cerrado. Dado que el objetivo del observador es adelantarse a la señal del sensor, este

proceso se denomina **predicción**.

El proceso de ajuste de los parámetros del observador para que la predicción sea correcta se denomina **entrenamiento** o **aprendizaje**, y se realiza colocando este, seguido del retardo puro aparente, en paralelo con el motor real. Al aplicarse a ambos sistemas las mismas entradas, la salida del conjunto observador más retardo es equivalente a la salida del motor. Comparando ambas señales se determina el error de observación, y a partir de este se reajustan los parámetros. Este esquema se puede ver en la figura 5.3.

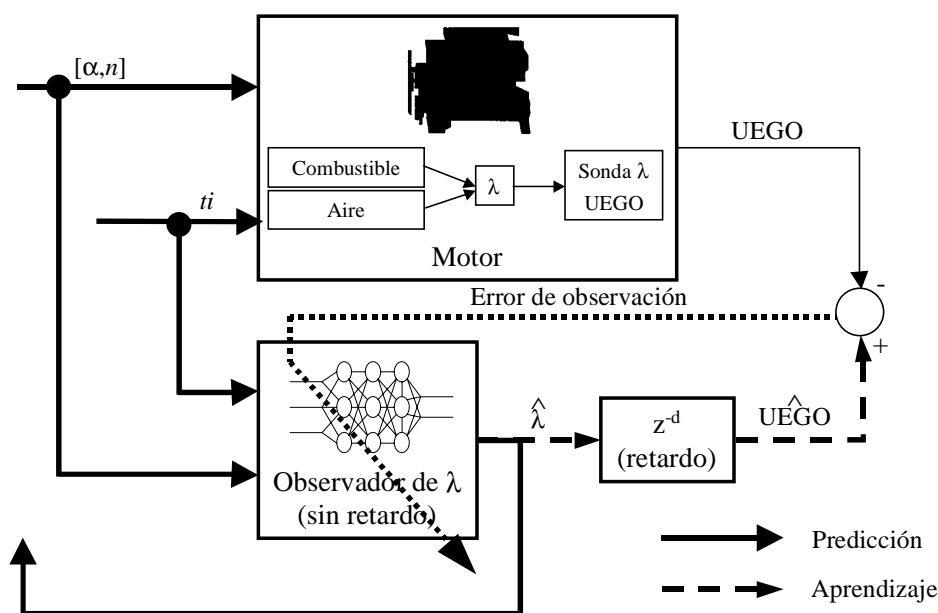


Fig. 5.3: Esquema general del motor con el observador

A la hora de determinar la estructura de observador, hay que tener en cuenta unas limitaciones impuestas por el esquema anteriormente definido, que impiden la utilización de determinados modelos:

- El valor inmediato de  $\lambda$  no es medible.
- La planta contiene numerosas no linealidades, y el orden como sistema dinámico es desconocido.
- El retardo puro aparente es el correspondiente tanto al fenómeno de combustión, como de transporte de los gases. La determinación de su valor ha de realizarse empíricamente, y es función del punto de funcionamiento del motor  $(\alpha, n)$ , según se describe en el apartado 3.6.1.
- Debido a que hay que utilizar valores de  $\alpha$ ,  $n$  y  $t_i$  que produzcan valores de  $\lambda$  cercanos a 1, las entradas no son independientes, sino que están correladas entre sí, mediante el controlador *feedforward*.
- El proceso de aprendizaje se produce con retardo respecto a la predicción.

## 5.2.2. Identificación en paralelo y serie-paralelo

Una red neuronal es un caso particular de **modelo de entrada-salida**, los cuales describen un sistema dinámico a partir de la información disponible en un conjunto de muestras de entrada, y las salidas de la planta al aplicar las citadas entradas. Se asume que la nueva salida del sistema puede ser predicha a partir de las entradas y salidas en instantes anteriores. Esto tiene la ventaja de que no es necesario conocer con exactitud la dinámica de la planta, puesto que la identificación puede hacerse mediante las señales de diversos sensores del motor en tiempo real. Si se supone que un sistema es **determinista e invariante en el tiempo**, el modelo genérico de entrada-salida se puede expresar de la siguiente forma:

$$y(k) = f(y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-NY), u(k-d-1), \dots, u(k-d-NU)) \quad (5.1)$$

donde  $[u(k), y(k)]$  representa el par de entrada-salida del sistema en el instante  $k$ . Los enteros  $NU$  y  $NY$  son respectivamente el número de entradas y salidas anteriores consideradas, y  $d$  es el **retardo puro aparente**. Finalmente,  $f$  es una función no lineal que mapea las entradas y salidas anteriores para generar una nueva salida. Dependiendo de la naturaleza de  $f$ , se obtienen distintos tipos de redes neuronales.

Las entradas  $u(k-d-i)$  son comunes para la planta y la red. Sin embargo, los valores  $y(k-j)$  anteriores necesitados por el modelo para generar la salida actual, pueden tener dos orígenes:

1. Los valores de salida de la planta. Es el esquema de identificación en **serie-paralelo**. El comportamiento dinámico de la red se ve afectado por el sistema al cual identifica, con lo cual la ecuación 5.1 resulta:

$$\hat{Y}_{obs}(k) = f(\hat{Y}_p(k-1), \dots, \hat{Y}_p(k-NY), U(k-d-1), \dots, U(k-d-NU)) \quad (5.2)$$

2. Las propias estimaciones de la red. Este esquema de identificación se denomina **paralelo**. Si la red ha aprendido correctamente la dinámica de la planta, podrá suponerse que  $Y_{obs}(k) \approx Y_p$ . De esta forma, se consigue que la red tenga una dinámica independiente de la planta. La función en este caso es:

$$\hat{Y}_{obs}(k) = f(\hat{Y}_{obs}(k-1), \dots, \hat{Y}_{obs}(k-NY), U(k-d-1), \dots, U(k-d-NU)) \quad (5.3)$$

$U$  e  $Y$  representan los vectores de entrada y salida, de manera que si el sistema consta de  $M$  entradas y  $N$  salidas:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{obs}(k) &= \hat{y}_{obs,1}(k), \hat{y}_{obs,2}(k), \dots, \hat{y}_{obs,N}(k) \\ Y_p(k) &= y_{p,1}(k), y_{p,2}(k), \dots, y_{p,N}(k) \\ U(k) &= u_1(k), u_2(k), \dots, u_M(k) \end{aligned} \quad (5.4)$$

La estructura en serie-paralelo es la más adecuada cuando se trata de plantas ruidosas, pero puede tener problemas de estabilidad, y no todos los modelos pueden

utilizarla. Las dos estructuras quedan reflejadas en la figura 5.4.

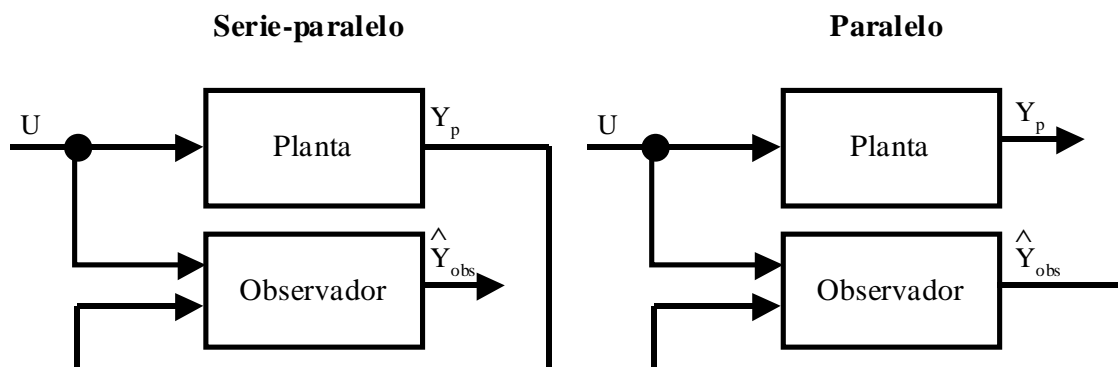


Fig. 5.4: Observador con estructura de identificación en serie-paralelo y paralelo

Una de las consecuencias del esquema de identificación utilizado (figura 5.3) es el desfase entre las salidas del motor y de la red, dado que ambas señales se diferencian por la dinámica de la sonda UEGO. El resultado es la imposibilidad de utilizar el esquema de identificación en serie-paralelo, puesto que el valor de  $\lambda$  no está disponible hasta un instante después. Sólo pueden utilizarse como señales de entrada las salidas anteriores del propio observador, lo cual limita la identificación al esquema paralelo. Esta limitación afecta al caso de que la identificación se realice *on-line*, donde los valores se generan simultáneamente al funcionamiento del motor.

Si la identificación se realiza *off-line*, es decir, disponiendo de un vector de valores de entrada y salida, puede utilizarse el esquema serie-paralelo, siempre y cuando se eliminen los retardos puros. Con ello puede desfasarse el vector de las salidas del motor un valor equivalente al retardo aparente, en períodos de muestreo, y de esta forma se dispone de valores de la salida del motor, que pueden utilizarse como entradas de la red. La ventaja de esto es la posibilidad de utilizar modelos sencillos de tipo lineal, que permitan determinar en una primera aproximación los parámetros óptimos ( $NY$ ,  $NU$ ) con anterioridad al dimensionamiento fino de la red neuronal.

### 5.2.3. Metodología

En primer lugar, se analizan las características del motor como sistema dinámico, y se realiza un preestudio mediante identificación con un modelo lineal clásico. Esto permite, por un lado, comprobar las dificultades de identificación, y por el otro, predimensionar la red neuronal. Posteriormente se diseña un observador basado en una red *feedforward*, y finalmente se sustituye por una red recurrente, analizándose diversas configuraciones halladas en la bibliografía, y efectuando mejoras hasta crear una estructura que se adapte mejor al problema del motor. Los pasos a seguir son los siguientes:

1. Estudio de las características dinámicas del motor en lazo abierto.
2. Diseño de unos patrones de las señales de entrada, y simulación en lazo abierto para la generación de la señal de salida, variando una, dos o las tres entradas. El

sistema es equivalente a un motor instrumentado del que se pueden obtener mediciones.

3. Dimensionamiento de una red neuronal *feedforward* y recurrente.
4. Entrenamiento *off-line* de las redes neuronales.
5. Cierre del lazo de control con el observador y entrenamiento *on-line*.

Como parámetro representativo de la bondad de identificación y control, se utiliza la raíz del error cuadrático medio (*RMS, Root Mean Square*). Esta medida da información sobre la potencia del error. Para una secuencia de  $N$  muestras se calcula como:

$$e_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^N (e[i])^2}{N}} \quad (5.5)$$

El objetivo final es utilizar una RN para la realización del observador, mediante identificación *on-line*, partiendo de las estructuras y los parámetros determinados previamente *off-line*. Dado que el motor es un caso real, es muy raro que una planta no sufra variaciones en su respuesta con el tiempo debido a su deterioro o a los cambios en las condiciones externas. En ese caso, es inevitable recurrir a la identificación *on-line* para que el modelo de RN se ajuste progresivamente a la nueva respuesta de la planta.

### 5.3. Análisis previo de la planta y la señal de entrenamiento

#### 5.3.1. Características dinámicas y respuesta frecuencial

En el capítulo 4 se ha tratado con detalle todo lo referente a las características del motor como sistema dinámico. Sin embargo, en este apartado, se pretende recordar sus principales características, en lo que a la identificación y control se refiere.

El motor es un sistema MISO (*Multi-Input Single-Output*), de tres entradas: el ángulo de mariposa ( $\alpha$ ), el tiempo de inyección ( $ti$ ) y el régimen de giro ( $n$ ), y de una salida: la relación aire-combustible ( $\lambda$ ). En realidad, sólo una de las entradas ( $ti$ ) procede del controlador; las otras dos ( $\alpha$ ,  $n$ ) actúan además como parámetros, de forma que las constantes de tiempo y los retardos puros son función de estas. Por ello, si bien desde el punto de vista de identificación hay que considerar el sistema MISO, (*Multi-Input Single-Output*), cuando se trata de analizar las propiedades del control, este queda reducido a un sistema SISO (*Single-Input Single-Output*), con variable de entrada  $ti$ , y dinámica función de  $\alpha$  y  $n$ .

La variable que se desea controlar,  $\lambda$ , está relacionada con el caudal de gasolina y de aire que entran en el cilindro. En su modelado se combinan importantes no

linealidades, con dinámicas gobernadas por constantes de tiempo de orden de magnitud muy distinto, como se ha visto en el capítulo 2.

El bloque de combustible describe el comportamiento de la gasolina, desde que se inyecta hasta que entra en el cilindro. Esta sigue dos dinámicas muy distintas que actúan en paralelo. Por un lado, la fracción de gasolina entra inmediatamente en el interior del cilindro, mientras que la fracción de gasolina que se condensa en las superficies responde con una constante de tiempo muy grande. El caudal suministrado por el inyector es función del tiempo de inyección ( $t_i$ ) y del régimen de giro ( $n$ ). La función de transferencia queda aproximada (ecuación 3.15) por un sistema lineal de primer orden, con un polo y un cero.

El bloque de aire describe la dinámica del aire según el ángulo de mariposa y el régimen de giro. El sistema es bastante más complicado que en el caso del combustible porque aparece una variable de estado interna, la presión de admisión ( $p_{adm}$ ), que junto al rendimiento volumétrico, dependiente de  $\alpha$  y  $n$ , determina el caudal de aire que entra en el cilindro ( $\dot{m}_a$ ). El caudal de aire que atraviesa la mariposa ( $\dot{m}_{amar}$ ) se relaciona con  $\alpha$  a través de una función altamente no lineal.

Finalmente, la sonda UEGO introduce un retardo de primer orden y un retardo puro en la respuesta, correspondiente al ciclo del motor más el transporte de los gases.

La respuesta frecuencial de sistema, considerando UEGO respecto a  $t_i$ , alrededor del punto de equilibrio ( $\lambda=1$ ) para  $\alpha=30^\circ$  y  $n=2000$  rpm, viene representada en los diagramas de Bode y Niquist de las siguiente figura. Estos diagramas tienen un aspecto diferente si se toma un punto de funcionamiento diferente, o bien  $\lambda \neq 1$ .

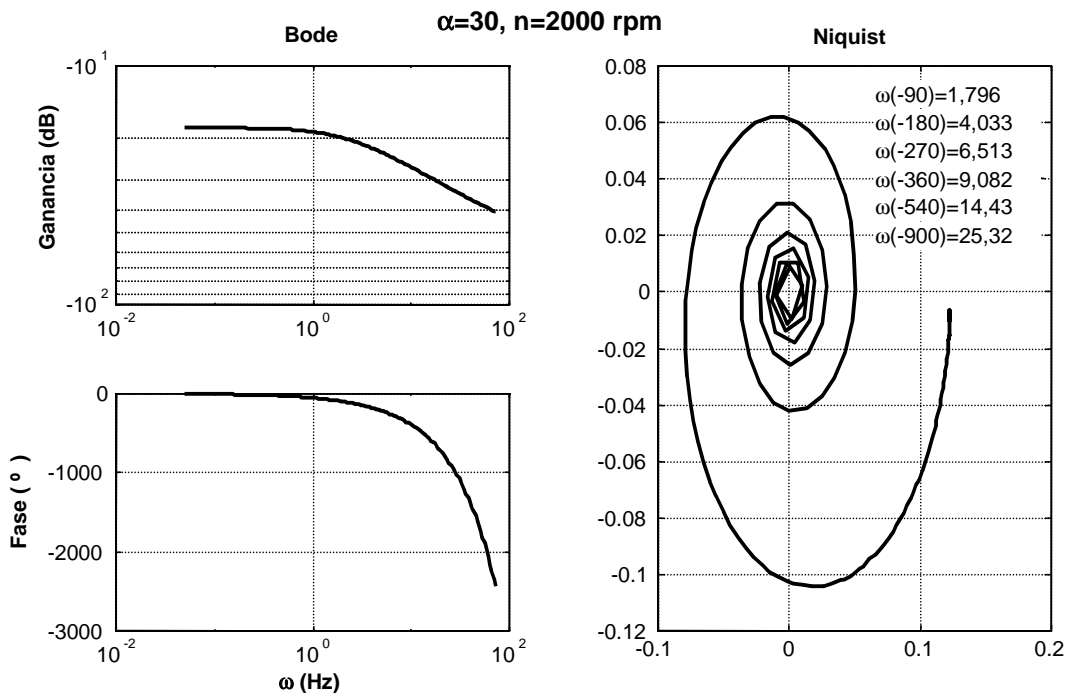


Fig. 5.5: Diagrama de Bode  $t_i$ /UEGO, en el punto  $\alpha=30, n=2000$

### 5.3.2. Generación del patrón de entrada-salida

La secuencia utilizada para la identificación debe abarcar el máximo número de combinaciones de todas las entradas como sea posible, tanto en valor como en frecuencia, respetando las limitaciones de la planta como sistema real. Esto implica que aparecen unas restricciones en lo referente al tipo de señales de entrada a las que esta puede verse sometida. En el caso del motor, estas son las siguientes:

- Se puede actuar sobre el acelerador con cualquier secuencia, pero siempre con valores limitados al intervalo comprendido entre 0 y 90°. Además, se admite que el pie puede efectuar como máximo 5 “pisotones” en un segundo, lo cual limita la banda de frecuencias a 5 Hz.
- El tiempo de inyección se relaciona con  $\alpha$  y  $n$ , a través de un control *feedforward*, de modo que la mezcla ( $\lambda$ ) se mantenga dentro de los límites de inflamabilidad para un motor de estas características; esto limita el rango de  $\lambda$  al intervalo  $[0,5 \div 2]$ . La centralita puede generar una señal adicional con objeto de efectuar alguna sintonía, siempre y cuando se tenga en cuenta la restricción anterior.
- El valor del régimen de giro ( $n$ ) proviene de la dinámica del coche. Su variación es mucho más lenta que la de las otras dos entradas ( $\alpha$  y  $ti$ ) debido a la inercia mecánica, incluso con marchas cortas o en punto muerto. Por eso, es una buena aproximación considerarla constante mientras las otras dos entradas varían bruscamente, y así, fijar distintos puntos de funcionamiento.

Para la determinación de las señales óptimas de entrada, deben considerarse dos situaciones muy diferentes.

1. **Conducción normal.** De las tres entradas del motor, el ángulo de mariposa ( $\alpha$ ), el tiempo de inyección ( $ti$ ), y el régimen de giro del cigüeñal ( $n$ ), el conductor sólo puede actuar libremente sobre  $\alpha$  pisando el acelerador como quiera, cuando se trata de un funcionamiento normal del coche sobre una pista. El tiempo de inyección queda fijado por el controlador y no se puede actuar sobre él directamente, mientras que  $n$  dependerá de la dinámica del coche (su inercia, la marcha insertada, la pendiente de la carretera, la velocidad del viento, la carga, etc.) y tampoco puede actuarse sobre ella.
2. **Calibración o sintonía.** Equivale a un funcionamiento especial del vehículo sobre un rodillo, conectado a un freno, o bien cuando se le engancha un remolque dinamométrico. Esta situación permite independizar la variable  $n$  de la dinámica del vehículo, para acelerar el proceso de identificación.

Al tomar muestras de entrada y salida se está identificando un sistema discreto, que debe corresponderse a un modelo continuo. Se supone asimismo que los sensores tienen dinámica despreciable. Por otro lado, no puede incorporarse un mantenedor de orden cero al motor, como sería lo correcto desde el punto de vista teórico, puesto que tanto  $\alpha$  como  $n$  son magnitudes físicas, que no se pueden discretizar. El resultado es correcto si la señal de entrada tiene concentrada su energía espectral en una banda limitada, de entre 0,1 y 10 veces la constante de tiempo aparente del sistema [Escob97Apo]. En cuanto al tipo de señal óptimo, las propuestas son bien



diferentes según la bibliografía consultada:

- Variar aleatoriamente todas las variables dentro de sus márgenes y banda de frecuencias de funcionamiento. [Móscí95Adv].
- Generar una **señal pseudoaleatoria binaria** (PRBS), en forma de pulsos de anchura aleatoria [Pham97Neur], [Escob97Apo]. Son equivalentes a la señal anterior, pero binarizada.

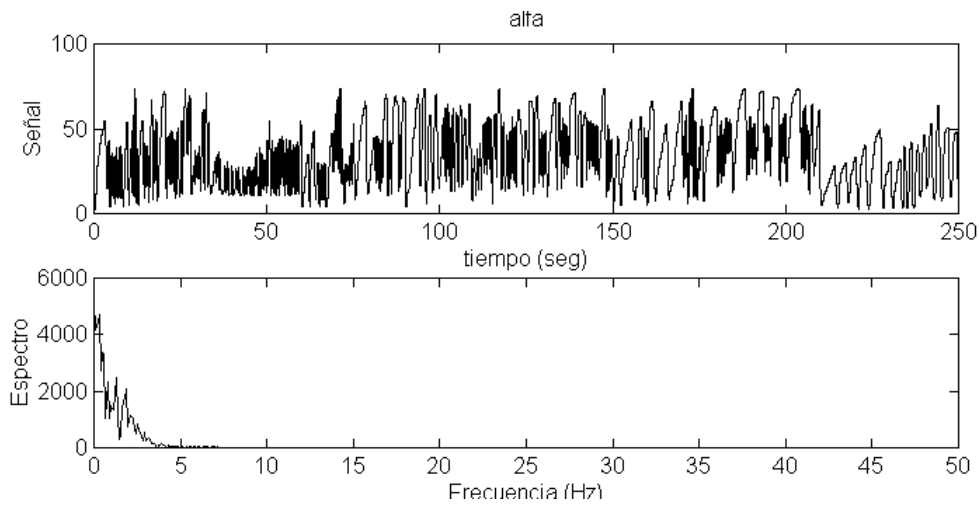
Obviamente, no se puede forzar pulsos de  $n$  porque la dinámica de esta es bastante lenta. El caso extremo es en vacío o punto muerto, donde las variaciones de la velocidad de giro son más rápidas, aunque sin llegar a ser pulsos.

Al margen del tipo de señal utilizada, es aconsejable trabajar con valores de entradas y salidas escaladas a un intervalo  $[-1,1]$ . De este modo, las entradas y salidas toman valores del mismo orden de magnitud. En el caso de RN con tangentes hiperbólicas como funciones de activación en la capa oculta, se mantiene la consistencia entre entradas, capa oculta y salidas, dado que esta función limita sus salidas al mismo intervalo.

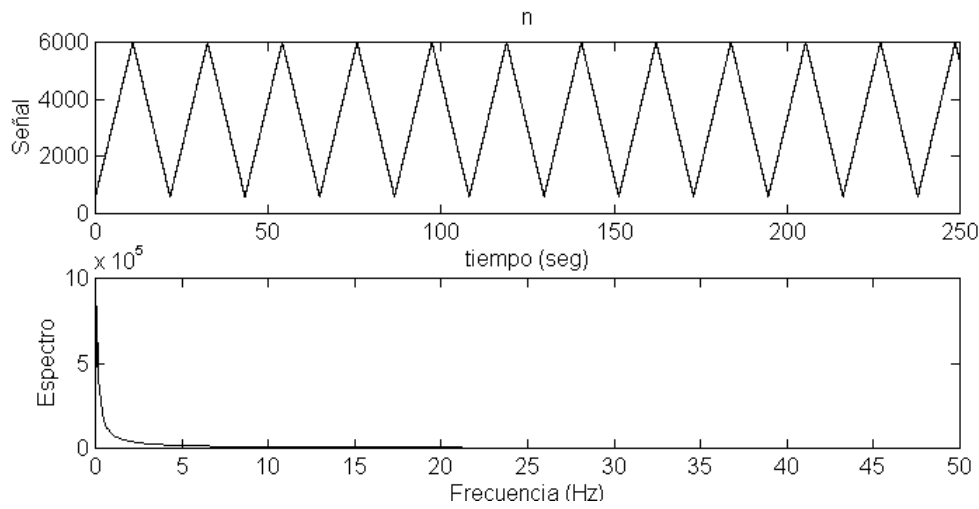
El periodo de muestreo viene determinado por varios aspectos. Suponiendo que el límite de funcionamiento del motor es de 6000 rpm, y puesto que se inyecta combustible cada 2 vueltas, esto implica que, como máximo, se actúa sobre el inyector ( $ti$ ) cada 20 mseg. La constante de tiempo más pequeña es la correspondiente a la sonda UEGO, igual a 40 ms. Siguiendo la recomendación de muestrear mínimo 10 veces respecto a la constante de tiempo más pequeña [Móscí95Adv], con un tiempo de 2 ms se puede identificar correctamente la dinámica de la planta.

La secuencia que finalmente se toma como base de entrenamiento es la representada a continuación, junto con su espectro analizado mediante DFT. La señal resultante, de 250 s y con una frecuencia de muestreo de 2 ms, se introduce en el motor en lazo abierto, y se muestrea la salida UEGO con la misma frecuencia. El patrón de valores entrada-salida correspondiente a los primeros 210 segundos se utiliza para la identificación *off-line*; la capacidad de generalización se comprueba aplicando las entradas correspondiente a los últimos 40 s de la señal, en todos los casos.

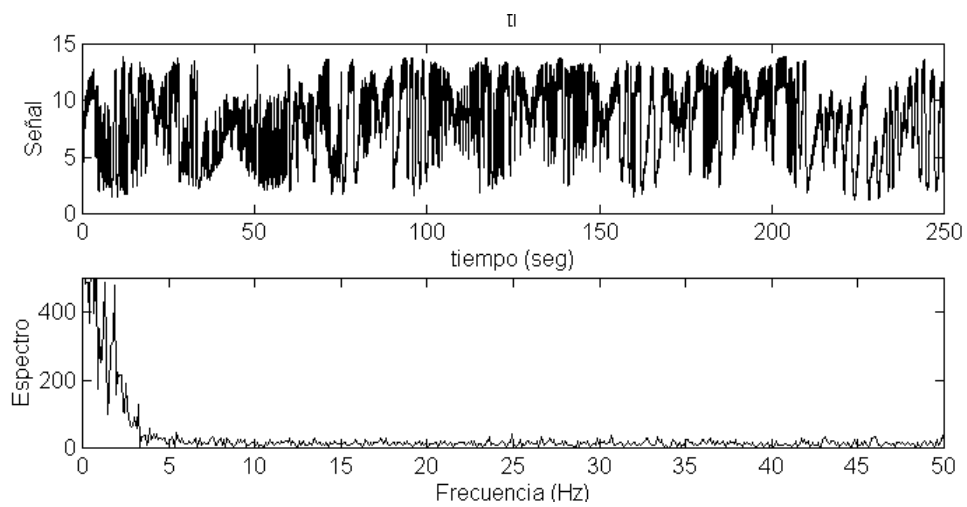
- **Angulo de mariposa** ( $\alpha$ ): se obtiene de unir una tras otra las mediciones Iden3CL1, Iden3CL2, Iden4CL1, Iden4CL2 y Iden5CL2, vistas en el capítulo 2.
- **Régimen de giro** ( $n$ ): se generan rampas ascendentes y descendentes entre los límites de funcionamiento, con un período de 10 s.
- **Tiempo de inyección** ( $ti$ ): es el resultante de aplicar el control *feedforward* a las señales  $\alpha$  y  $n$  anteriores, a cuyo resultado se le suma una componente aleatoria de como máximo el 10%, tanto en sentido positivo como negativo.



**Fig. 5.6: Patrón de  $\alpha$  para la identificación**



**Fig. 5.7: Patrón de  $n$  para la identificación**



**Fig. 5.8: Patrón de  $t_i$  para la identificación**

## 5.4. Predimensionamiento de la red neuronal

### 5.4.1. Introducción

El objetivo es utilizar un modelo dinámico lineal, que identifique los patrones de entrada-salida, con objeto de efectuar un predimensionamiento de la red neuronal. Si se parte de la ecuación 5.1, y se supone que el sistema es lineal,  $f$  será una función lineal y esta ecuación se podrá reescribir como:

$$y_p(k) = a_1 y_p(k-1) + \dots + a_{NY} y_p(k-NY) + b_1 u(k-d-1) + \dots + b_{NU} u(k-d-NU) \quad (5.6)$$

donde  $a_i$  y  $b_j$  son constantes reales, con  $i=1,2,\dots,NY$  y  $j=1,2,\dots,NU$ . Si se designa como  $q$  al operador retardo, y se reordena la ecuación anterior, esta resulta:

$$A(q) y(t) = B(q) u(t-d) + e(t) \quad (5.7)$$

siendo

$$q^{-1} y(k) = y(k-1) \quad (5.8)$$

y  $A(q)$ ,  $B(q)$  dos polinomios en  $q$ , de grado  $NY$  y  $NU$  respectivamente

$e(t)$  incluye los residuos resultantes de la identificación, y de la naturaleza de estos se denominará de una forma u otra el modelo utilizado. Si los residuos se ven afectados por el polinomio  $A(q)$ , se obtiene un modelo autorregresivo de variables exógenas (ARX). La *toolbox* de identificación de MatLab® dispone de las herramientas necesarias para la identificación mediante modelos ARX, aplicando el algoritmo de mínimos cuadrados ordinarios. Este, descrito en su tesis por Escobet [Escob97Apo], permite hallar los coeficientes sin necesidad de iterar, mediante la siguiente ecuación:

$$\hat{\theta} = \left[ \sum_{k=1}^N \varphi(k) \varphi(k)^T \right]^{-1} \left[ \sum_{k=1}^N \varphi(k) y(k)^T \right] \quad (5.9)$$

donde

$$\begin{aligned} \varphi(k) &= [-y(k-1) \dots -y(k-NY) | u(k-d-1) \dots u(k-d-NU)] \\ \theta &= [a_1 \dots a_{NY} | b_1 \dots b_{NU}] \end{aligned} \quad (5.10)$$

### 5.4.2. Sistema con 1 entrada

El motor se identifica manteniendo  $\alpha$  y  $n$  constantes, variando únicamente  $ti$  de forma aleatoria. Los primeros 210 segundos se utilizan para identificar, mientras que para la validación se usan los 40 segundos finales. Las señales consideradas son de

dos tipos: continua y binaria. Las tablas siguientes muestran el error de identificación y de validación para los dos tipos de señales, variando los parámetros  $NU$ ,  $NY$  y  $d$ .

Error RMS (%) de entrenamiento, señal continua													
		$d=40$				$d=45$				$d=50$			
$NU$		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
$NY$	1	12,0	8,3	6,9	7,2	8,5	7,2	7,5	7,9	7,2	7,3	7,3	7,4
	2	12,0	5,9	6,5	6,4	5,9	6,8	6,5	6,6	7,3	9,4	9,3	9,3
	3	12,0	7,2	6,8	6,6	7,4	7,1	6,8	6,8	7,4	9,4	9,2	9,2
	4	12,0	6,0	6,5	6,3	6,1	6,7	6,4	6,5	7,5	9,4	9,2	9,2

Tabla 5.2: Error de entrenamiento con modelo lineal y señal continua

Error RMS (%) de validación, señal continua													
		$d=40$				$d=45$				$d=50$			
$NU$		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
$NY$	1	12,3	8,4	7,0	7,2	8,5	7,2	7,5	8,0	7,4	7,5	7,6	7,7
	2	12,3	6,1	6,6	6,5	6,1	6,9	6,6	6,7	7,5	9,7	9,6	9,6
	3	12,4	7,3	6,9	6,7	7,5	7,2	6,9	6,9	7,6	9,7	9,4	9,4
	4	12,3	6,2	6,6	6,4	6,3	6,8	6,6	6,6	7,8	9,7	9,4	9,5

Tabla 5.3: Error de validación con modelo lineal y señal continua

Error RMS (%) de entrenamiento, señal binaria													
		$d=40$				$d=45$				$d=50$			
$NU$		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
$NY$	1	15,0	8,2	6,3	6,4	8,2	6,3	6,4	6,5	9,3	9,6	9,9	10,2
	2	15,1	6,6	6,4	6,3	6,6	6,4	6,3	6,3	9,3	34,9	35,0	34,9
	3	15,0	6,8	6,4	6,3	6,8	6,4	6,3	6,3	9,5	35,1	34,9	34,9
	4	15,0	6,3	6,4	6,3	6,3	6,4	6,3	6,3	9,5	35,6	35,4	37,1

Tabla 5.4: Error de entrenamiento con modelo lineal y señal binaria

Error RMS (%) de validación, señal binaria													
		$d=40$				$d=45$				$d=50$			
$NU$		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
$NY$	1	15,6	8,2	6,2	6,3	8,2	6,2	6,3	6,4	9,5	9,8	10,1	10,4
	2	15,6	6,6	6,2	6,1	6,5	6,2	6,1	6,2	9,5	35,8	36,0	35,9
	3	15,6	6,7	6,3	6,2	6,7	6,3	6,2	6,2	9,7	36,1	35,9	35,9
	4	15,6	6,2	6,3	6,1	6,2	6,3	6,1	6,1	9,7	36,5	36,4	37,6

Tabla 5.5: Error de validación con modelo lineal y señal binaria

Las conclusiones que se pueden extraer son las siguientes:

- La señal binaria produce un error algo menor que la continua, tanto en entrenamiento como en validación.
- Como parámetros óptimos pueden tomarse, dentro de un compromiso entre el

orden y el error resultante, los siguientes valores:  $NU = 3$ ;  $NY = 2$ ;  $d = 45$ .

- El valor de  $d$  óptimo coincide con el retardo aparente medido experimentalmente:  
 $Td = 90 \text{ ms} \Rightarrow d = Td/Ts = 0,09 / 0,002 = 45$

Los resultados de la señal resultante de la validación, correspondientes a las señales de excitación continua y binaria, y con los parámetros óptimos, se representan en las siguientes figuras, junto con sus residuos.

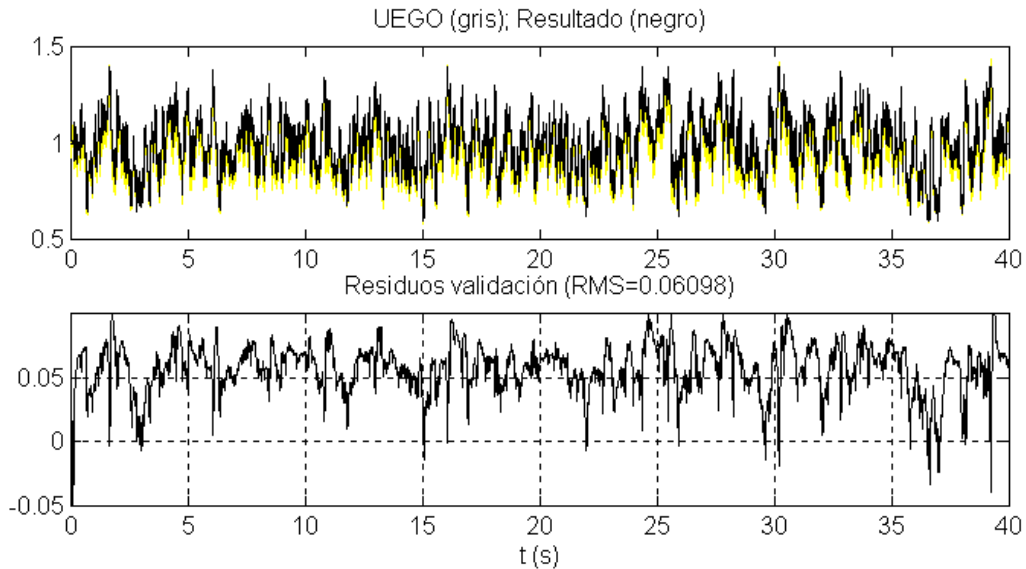


Fig. 5.9: Generalización con modelo ARX de una entrada,  $NU=3$ ,  $NY=2$ ,  $d=45$

### 5.4.3. Sistema con 2 entradas

El sistema considerado en este caso tiene dos entradas ( $t_i, \alpha$ ) y una salida (UEGO). El valor de UEGO se retarda en cada período de muestreo un valor igual al retardo aparente, puesto que en la identificación con una variable se ha visto que este es el valor óptimo. El valor de  $n$  se fija constante a 2000 rpm. Para la identificación se utilizan los primeros 210 s del patrón, mientras que para validar se usan los últimos 40 segundos. Los errores, tanto de identificación como de validación, aparecen en las tablas a continuación.

		Error RMS (%) de entrenamiento															
		$NY=1$				$NY=2$				$NY=3$				$NY=4$			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
$NU(t_i)$	1	23,8	19,1	18,0	17,8	18,0	16,1	15,6	15,3	20,9	18,8	17,9	17,6	17,9	16,8	16,3	16,1
	2	24,0	19,5	18,5	18,2	16,3	15,1	14,6	14,4	19,7	17,8	16,9	16,6	14,4	13,9	13,7	13,5
	3	30,7	22,2	21,0	20,7	7,6	7,6	7,6	7,5	7,6	7,7	7,7	7,6	7,6	7,6	7,6	7,5
	4	42,4	23,3	22,4	22,0	7,5	7,5	7,5	7,5	7,6	7,6	7,6	7,6	7,5	7,5	7,4	7,4

Tabla 5.6: Error de entrenamiento con modelo lineal de dos entradas

		Error RMS (%) de validación															
		NY=1				NY=2				NY=3				NY=4			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
NU (ti)	1	25,9	21,1	20,3	20,0	20,4	18,6	18,2	18,0	22,9	20,6	20,0	19,7	20,2	19,0	18,7	18,4
	2	25,9	21,3	20,6	20,3	19,3	17,9	17,7	17,4	22,3	20,0	19,4	19,1	17,9	17,1	17,0	16,8
	3	30,2	23,3	22,5	22,2	13,0	13,0	12,9	12,8	13,0	13,0	12,9	12,8	13,0	13,1	13,0	12,9
	4	39,1	24,2	23,6	23,4	12,9	12,9	12,8	12,7	13,0	12,9	12,8	12,8	12,9	13,0	12,8	12,8

Tabla 5.7: Error de validación con modelo lineal de dos entradas

A la vista de los resultados, se puede concluir que los valores óptimos corresponden a un orden de  $NY = 2$ ,  $NU (ti) = 3$ ,  $NU (\alpha) = 3$ . La siguiente figura muestra las señales y residuos de la validación con los parámetros óptimos.

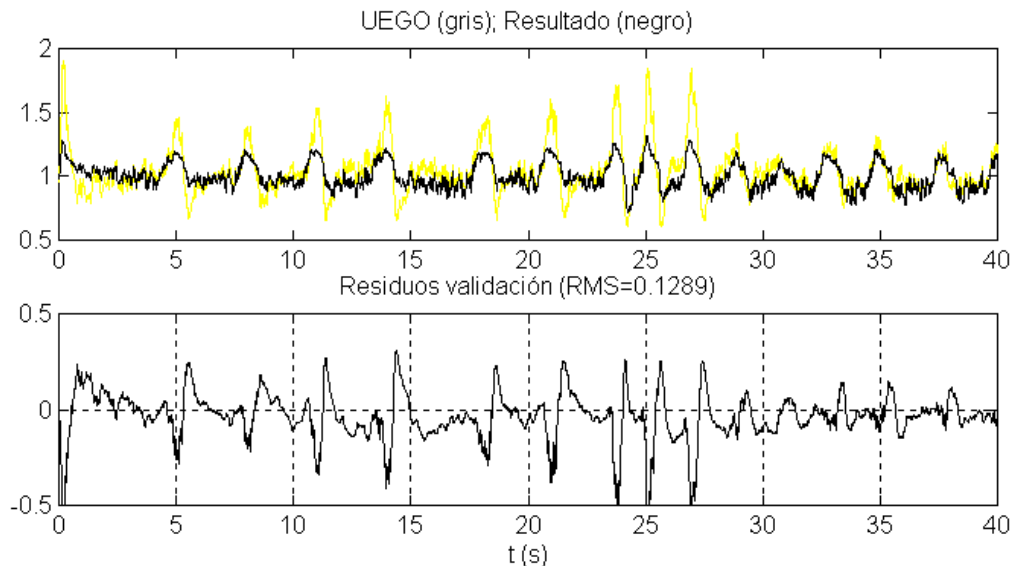


Fig. 5.10: Generalización con modelo ARX de dos entradas,  $NU=[3 \ 3]$ ,  $NY=2$

#### 5.4.4. Sistema con 3 entradas

Este caso trata el motor completo, con tres entradas ( $ti$ ,  $\alpha$ ,  $n$ ) y una salida (UEGO). Los valores de UEGO se retardan previamente, según corresponda al retardo aparente en cada período de muestreo. Para la identificación se utilizan los primeros 210 s del patrón, y para la validación los últimos 40 segundos. Los errores, tanto de identificación como de validación, se muestran en las siguientes tablas:

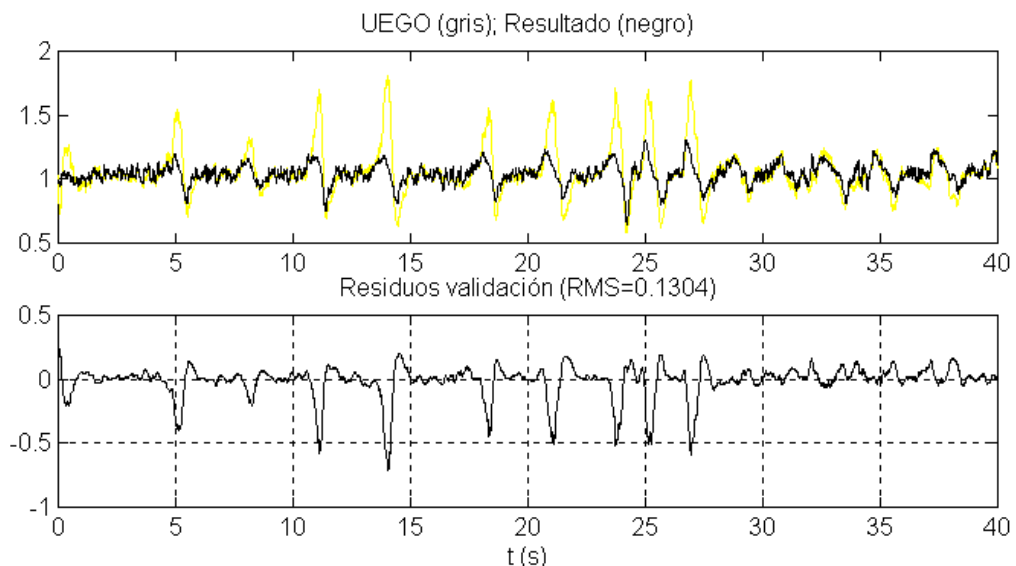
		Error RMS (%) de entrenamiento																
		$NU(n)=1$				$NU(n)=2$				$NU(n)=3$				$NU(n)=4$				
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	
$NU(ti)$	$NU(\alpha)$	1	26,1	18,3	21,0	21,5	25,8	18,2	20,7	21,3	25,9	18,2	20,8	21,3	25,9	18,2	20,8	21,3
	2	16,2	14,0	15,2	15,5	16,1	13,9	15,1	15,3	16,2	13,9	15,1	15,3	16,2	13,9	15,1	15,3	
	3	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	
	4	9,8	9,8	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	9,7	

Tabla 5.8: Error de entrenamiento con modelo lineal de tres entradas

		Error RMS (%) de validación																
		$NU(n)=1$				$NU(n)=2$				$NU(n)=3$				$NU(n)=4$				
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	
$NU(ti)$	$NU(\alpha)$	1	38,2	26,3	30,1	31,2	37,6	25,8	29,4	30,5	37,7	25,9	29,5	30,6	37,8	25,9	29,5	30,6
	2	22,9	20,2	21,5	21,9	22,7	19,9	21,1	21,5	22,7	19,9	21,1	21,5	22,7	19,9	21,1	21,5	
	3	14,1	14,4	13,0	13,1	14,1	14,5	13,1	13,1	14,2	14,5	13,2	13,2	14,3	14,5	13,2	13,2	
	4	14,2	14,4	13,0	13,1	14,2	14,5	13,1	13,1	14,2	14,5	13,2	13,2	14,3	14,5	13,2	13,2	

Tabla 5.9: Error de validación con modelo lineal de tres entradas

Los resultados óptimos, compatibles con los obtenidos en la identificación con una y dos variables, corresponden a un orden  $NY=2$ ;  $NU(ti)=3$ ;  $NU(\alpha)=3$ ;  $NU(n)=2$ . Puesto que en el caso de  $n$ , no hay incremento del error al aumentar  $NU$ , es preferible tomar un valor único para todas las entradas, de modo que  $NU=3$ . La validación aplicando estos parámetros se muestra en la gráfica a continuación.

Fig. 5.11: Generalización con modelo ARX de tres entradas,  $NU=[3\ 3\ 3]$ ,  $NY=2$

## 5.5. Identificación mediante una red *feedforward*

### 5.5.1. Introducción

La base de las RN *feedforward* es el modelo genérico de entrada-salida, descrito por la ecuación 5.1. Se denominan *feedforward* debido a que no hay conexiones entre una capa y la inmediatamente anterior, sino que la señal se propaga directamente de las entradas a las salidas, siempre hacia delante. No tienen memoria dinámica, pero son capaces de aproximar funciones estáticas arbitrariamente; la identificación de sistemas dinámicos se realiza presentando a la red un conjunto de  $NU$  entradas y  $NY$  salidas anteriores, en base a los resultados del apartado 5.4, utilizando una línea de retardos. Hay que tener en cuenta que el proceso de predicción, es decir, la obtención de las salidas  $k+1$  a partir de las entradas  $k$ , implica un retardo unitario. Fijando convenientemente los valores de  $NU$ ,  $NY$ , y el retardo aparente  $d$ , la red será capaz de identificar la función  $f$  de la planta.

### 5.5.2. Aprendizaje mediante el algoritmo de retropropagación y HSA

El algoritmo de retropropagación (*back-propagation*, BP) describe una metodología para modificar los pesos  $w_{ij}$  en cualquier RN *feedforward* con objeto de que esta pueda aprender un conjunto de pares entrada-salida de entrenamiento  $\{P_k^\mu, T_i^\mu\}$ . Fue creado simultáneamente por varios autores (Stewart, Werbos, Parker, Rumelhart), y viene descrito por Hertz [Hertz94Int]. Su base es el descenso por gradiente negativo del error, bien sea la red lineal o no.

#### 5.5.2.1. Algoritmo básico

Se considera una RN *feedforward* con la siguiente convención de nomenclatura:

- $\mu=1, 2, NP$ : muestras de patrones de entrada-salida  $\{P_k^\mu, T_o^\mu\}$  deseados.
- $P^\mu$ : patrón de entrada  $[y(k-1)...y(k-NY) | u(k-d-1)...u(k-d-NU)]$ .
- $T^\mu$ : patrón de salida  $[y^*(k)...y^*(k)]$ .
- $\xi_j^\mu$ : entrada de la neurona  $i$ .
- $V_i^\mu$ : salida de la neurona  $i$ .
- $w_{ij}$ : peso para la conexión entre las neuronas  $j$  e  $i$ .

El algoritmo de entrenamiento viene descrito por los siguientes pasos:

- 1) Inicializar los pesos a un valor aleatorio, en el intervalo  $[-0,1;0,1]$ , para evitar que el sistema se sature y se establezca en un mínimo local cerca del punto de inicio.
- 2) Tomar un patrón  $P_k^\mu$  y aplicarlo a la entrada de la red.

$$V_k^\mu = P_k^\mu \quad (5.11)$$



donde  $k=1, \dots, N \cdot NY + M \cdot NU$  es el número de entradas de la red.

- 3) Propagar la señal hacia delante, a través de las capas ocultas.

Cada neurona  $j$  de la capa primera oculta recibe una suma ponderada de las  $k$  entradas:

$$\xi_j^\mu = \sum_k w_{jk} P_k^\mu \quad (5.12)$$

y genera a su vez una salida:

$$V_j^\mu = g(\xi_j^\mu) = g\left(\sum_k w_{jk} P_k^\mu\right) \quad (5.13)$$

siendo  $g$ , la función de activación de la neurona, según descrito en la tabla 5.1.

Igualmente, cada neurona  $i$  de la segunda capa oculta recibe una entrada de las neuronas  $j$  situadas en la capa anterior:

$$\xi_i^\mu = \sum_j w_{ij} V_j^\mu = \sum_j w_{ij} g\left(\sum_k w_{jk} P_k^\mu\right) \quad (5.14)$$

y producen una salida:

$$V_i^\mu = g(\xi_i^\mu) = g\left(\sum_j w_{ij} V_j^\mu\right) = g\left(\sum_j w_{ij} g\left(\sum_k w_{jk} P_k^\mu\right)\right) \quad (5.15)$$

hasta llegar a las neuronas de salida  $V_o^\mu$ ,  $o=1, \dots, NY$ , de modo que, en el supuesto caso de una red con dos capas ocultas:

$$V_o^\mu = g(\xi_o^\mu) = g\left(\sum_i w_{oi} g\left(\sum_j w_{ij} g\left(\sum_k w_{jk} P_k^\mu\right)\right)\right) \quad (5.16)$$

- 4) Calcular la función de coste del error.

La medida del error en las salidas de la RN respecto a los valores deseados se cuantifica con una función de coste, que depende de los valores de los pesos. Suele tomarse una función cuadrática del error, pero podría ser cualquier otra, como las propuestas por algunos autores (Burrascano, Cichoki y Unbenhaven, Karayiannis y Venetranopoulos, etc.). Por tanto, en el caso de una red con una sola capa oculta:

$$\begin{aligned}
 E(w) &= \frac{1}{2} \sum_o [T_o^\mu - V_o^\mu]^2 = \dots \\
 &\dots = \frac{1}{2} \sum_o \left[ T_o^\mu - g \left( \sum_i w_{oi} g \left( \sum_j w_{ij} g \left( \sum_k w_{jk} P_k^\mu \right) \right) \right) \right]^2
 \end{aligned} \tag{5.17}$$

5) Calcular  $\delta$  para la capa de salida.

Se supone que el mínimo absoluto de la función de coste se hallará en la dirección de la derivada de esta función respecto a los pesos, en sentido decreciente. Por tanto, el incremento que se debe aplicar a cada peso viene definido como:

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E}{\partial w} \tag{5.18}$$

Si la función de coste es continua y diferenciable respecto a cada peso, puede hallarse un algoritmo directo que calcule la variación de los pesos para la siguiente iteración. El factor  $\eta$  es el denominado **factor de aprendizaje** (*learning rate*), y determina la velocidad de convergencia hacia el mínimo local. Se define entonces, para cada neurona  $o$  de la capa de salida, el parámetro  $\delta$  como:

$$\begin{aligned}
 -\frac{\partial E}{\partial w_{io}} &= \sum [T_o^\mu - V_o^\mu] g'(\xi_o^\mu) V_i^\mu = \sum \delta_o^\mu V_i^\mu \\
 \delta_o^\mu &= g'(\xi_o^\mu) [T_o^\mu - V_o^\mu]
 \end{aligned} \tag{5.19}$$

correspondiendo el subíndice  $i$  a las neuronas de la última capa oculta.

Si  $g(\beta u) = \frac{1}{1 + e^{-2\beta u}}$ , entonces:

$$g'(u) = 2\beta g(1 - g) \tag{5.20}$$

De aquí en adelante, si no se afirma lo contrario, se trabajará con esta función de activación.

Dado que si  $|\xi| \gg 0$ ,  $g'(\xi) \approx 0$ , algunos autores [Hertz94Int] proponen que es mejor considerar:

$$\delta_o^\mu = [T_o^\mu - V_o^\mu] \tag{5.21}$$

y simplemente comparar la salida obtenida  $V_o^\mu$  con la deseada  $T_o^\mu$ , para la muestra  $\mu$  considerada, lo cual acelera la convergencia en las zonas donde la superficie de error es muy plana, y evita oscilaciones en la zona de  $\xi \approx 0$ .

6) Calcular  $\delta$  para el resto de las capas, propagando el error hacia atrás.

Si se aplica sobre la capa  $i$  el mismo procedimiento que para la de salida, pero utilizando la regla de la cadena, se obtiene:

$$\begin{aligned}
-\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} &= -\sum \frac{\partial E}{\partial V_i^\mu} \frac{\partial V_i^\mu}{\partial w_{ij}} = \dots \\
&= \sum g'(\xi_o^\mu) [T_o^\mu - V_o^\mu] w_{oi} g'(\xi_i^\mu) \xi_j^\mu = \dots \\
&= \sum \delta_o^\mu w_{oi} g'(\xi_i^\mu) \xi_j^\mu = \sum \delta_i^\mu \xi_j^\mu
\end{aligned} \tag{5.22}$$

Por lo tanto:

$$\delta_i^\mu = g'(\xi_i^\mu) \sum w_{oi}^\mu \delta_o^\mu \tag{5.23}$$

Del mismo modo, para la capa  $j$  se obtiene:

$$\delta_j^\mu = g'(\xi_j^\mu) \sum w_{ij}^\mu \delta_i^\mu \tag{5.24}$$

7) Modificar los pesos:

$$\begin{aligned}
\Delta w_{ij}^\mu &= \eta \delta_i^\mu V_j^\mu \\
w_{ij}^{nuevo} &= w_{ij}^{viejo} + \Delta w_{ij}
\end{aligned} \tag{5.25}$$

8) Repetir desde el paso 2, con una nueva muestra  $\mu$ .

### 5.5.2.2. Término de momento

El descenso por gradiente puede resultar muy lento para valores de  $\eta$  pequeños y oscilar entorno a la ruta idónea si  $\eta$  es demasiado grande. Para solucionarlo, se añade un término de **momento** ( $\phi$ ) al proceso de aprendizaje, con  $\phi \approx 1$ . El objetivo es dar a cada conexión  $w_{pq}$  algo de inercia o momento, de manera que los cambios tiendan a seguir el valor medio de los cambios anteriores en vez de oscilar con cada pequeño cambio. Esto permite utilizar un valor de  $\eta$  mayor sin que se produzcan oscilaciones. La nueva ecuación de actualización es:

$$\Delta w_{ij}(k+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \phi \Delta w_{ij}(k) \tag{5.26}$$

Al evolucionar por una región plana de la superficie de error, la variación del error con cada peso será muy parecido entre dos instantes, por lo que la ecuación anterior pasa a ser:

$$\Delta w_{ij} \approx -\frac{\eta}{1-\phi} \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \tag{5.27}$$

donde el valor efectivo de  $\eta$  aumenta:

$$\eta_{ef} = \frac{\eta}{1 - \phi} \quad (5.28)$$

En cambio, en una situación oscilatoria,  $\Delta w_{ij}$  sólo responde con  $\eta$  a variaciones instantáneas de  $\delta E/\delta w_{ij}$ .

### 5.5.2.3. Adaptación de secuencia temporal (HSA)

El proceso de aprendizaje presentado hasta el momento es el denominado **incremental** o de identificación por muestra única (*Single Pattern Presentation, SPP*). Con cada nuevo par de entrada-salida que se presenta a la RN, se actualizan los pesos mediante el algoritmo de BP. La variación de los pesos es en la dirección que minimiza el error para esa muestra y de valor proporcional al valor del  $\eta$ . Sin embargo, la RN no puede asimilar la información contenida en una única muestra con una sola actualización. En consecuencia, cada muestra es aprendida parcialmente. Con el algoritmo de HSA (*History-Stack Adaptation*), se acelera la convergencia del modelo porque se entrena la red con un conjunto de muestras (una *secuencia temporal* o *History-Stack*), que se propaga adelante y atrás varias veces [Mills95Neu].

La secuencia temporal está formada por una cola de tipo FIFO (*First-In-First-Out*), que contiene  $NP$  muestras o pares de entrada-salida. En cada período de muestreo, la cola admite una nueva muestra  $\mu(k)$  y descarta la más antigua  $\mu(k-NP)$ . Los pares  $\mu(k), \mu(k-1), \dots, \mu(k-NP+1)$  son presentados  $NC$  veces o **épocas** para actualizar los pesos, aplicando el algoritmo de BP globalmente sobre todas las muestras de la cola. De esta forma, durante las  $NC$  épocas, la RN converge para identificar la función representada por la cola. Puesto que al inicio no existe información sobre las  $NP$  muestras anteriores del proceso, no se comienza la identificación hasta tener la cola llena. La figura 5.12 representa la integración del algoritmo de HSA en el esquema de identificación en paralelo, para una planta genérica.

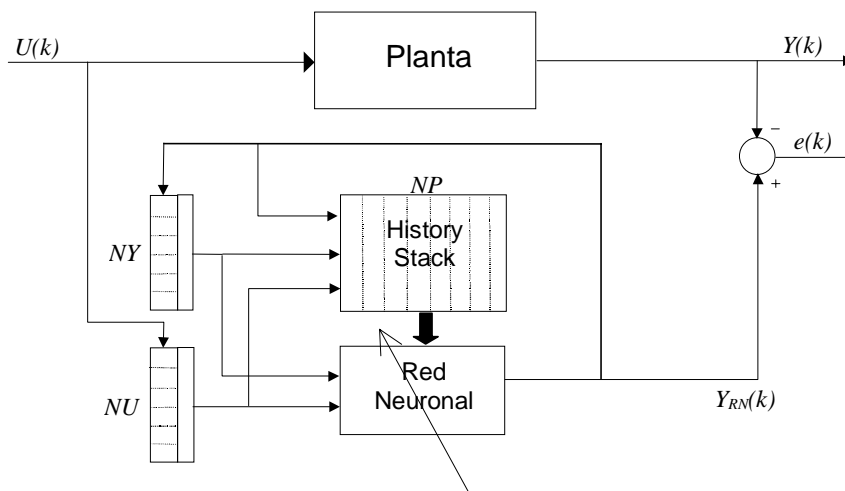


Fig. 5.12: Diagrama de bloques de la adaptación con HSA, con una planta genérica

La utilización del HSA produce un efecto dinámico equivalente al aprendizaje

mediante media móvil de las últimas  $NP$  muestras, y aplicando estas muestras durante  $NC$  épocas. Cuanto mayor sea  $NC$ , más se ajustará la RN a la secuencia de  $NP$  muestras considerada. Deberá buscarse un compromiso entre  $NC$  y  $NP$  para fijar las características del proceso de identificación. El parámetro  $NP$  determina la longitud de la cola utilizada para identificar, y de este valor dependerá la velocidad de adaptación y la exactitud en la convergencia. El valor de  $NC$  dependerá de cuánto se quiera ajustar la identificación a una secuencia determinada. Un valor de  $NC$  pequeño no consigue un entrenamiento suficiente, mientras que un valor muy grande provoca un exceso de entrenamiento: si bien la secuencia de entrenamiento se aprende bien, la red pierde capacidad de generalización. Si se expresan  $NP$  y  $NC$  como otros dos parámetros alternativos,  $\chi$  **periodo de adaptación** y  $\vartheta$  **factor de carga computacional**, se obtienen las siguientes relaciones:

$$\begin{aligned}\chi_{HSA} &= NP \cdot T \\ \vartheta_{HSA} &= \frac{\kappa \cdot NC \cdot NP}{T}\end{aligned}\quad (5.29)$$

donde  $\chi_{HSA}$  se mide en unidades de tiempo, siendo  $T$  el periodo de muestreo, y  $\vartheta_{HSA}$  tiene unidades de segundos de computación por segundos de tiempo real. La constante  $\kappa$  es el tiempo de proceso de una muestra en un ciclo para una estructura de RN concreta.

Según el tipo de identificación que se desee y de los medios de que se disponga, a partir de  $\chi_{HSA}$  y  $\vartheta_{HSA}$  se podrá elegir  $NP$  y  $NC$ . Como guía se pueden considerar los siguientes valores orientativos [Mills95Neu]:

<b>Tipo de identificación</b>	<b><math>NP</math></b>	<b><math>NC</math></b>
Caso base	50	10
Adaptación rápida	25	20
Computación lenta	25	5
Función complicada	100	10
Muestras ruidosas	100	10

**Tabla 5.10: Guía para la elección de los parámetros  $NP$  y  $NC$**

En definitiva, el algoritmo de HSA ejecuta los siguientes pasos en cada período de muestreo:

- 1) Muestrear las entradas y salidas del sistema.
- 2) Actualizar las ventanas temporales.
- 3) Construir una muestra de entrenamiento del tipo:  
 $[Y(n) | Y(n-1), \dots, Y(n-NY), U(n-1), \dots, U(n-NU)]$
- 4) Insertar la nueva muestra en la cola y descartar la más antigua.
- 5) Entrenar la RN durante  $NC$  épocas con las  $NP$  muestras de la cola.

#### 5.5.2.4. Adaptación de $\eta$

Durante las  $NC$  épocas en que la RN aprende una determinada secuencia, se pueden establecer variaciones automáticas de  $\eta$ . Diversos autores (Vogl, Mangis, Ringler, Zink, Jacobs, Allcon) han propuesto algoritmos diferentes. Así, si la función de coste se incrementa entre dos épocas consecutivas, no se actualizan los pesos y se decrementa  $\eta$ ; por el contrario, si esta disminuye entre las dos épocas, puede aumentarse  $\eta$ .

$$\eta(e) = \begin{cases} a \eta(e-1) & \text{si } E(e) < E(e-1) \\ b \eta(e-1) & \text{si } E(e) \geq K E(e-1) \\ \eta(e-1) & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (5.30)$$

$$e = 1 \dots NC$$

siendo  $a > 1$ ,  $b < 1$  y  $K > 1$  constantes adecuadas.

#### 5.5.3. Algoritmo de entrenamiento aplicado

Los valores de adaptación se almacenan en forma matricial, de manera que en las columnas se guardan las  $NP$  muestras que forman la secuencia. La matriz  $P$  (patrones) contiene las ventanas temporales que constituyen las entradas de la red, formadas por las salidas del observador  $y_{RN}$  y las entradas del motor ( $ti, \alpha, n$ ) contando desde el instante  $k-1$ , dado que la predicción requiere un ciclo. En la matriz  $T$  (objetivos) se guardan las salidas deseadas, formadas en este caso por las salidas del motor (UEGO). Dado que lo quiere realmente es que la RN aprenda la secuencia sin retardos puros, es necesario adelantar los valores de  $T$  un número de valores igual al retardo aparente en períodos de muestreo, función a su vez de las entradas; puesto que esto no es posible, se retardan las entradas  $P$ . La matriz  $O$  contiene las salidas de la RN correspondientes a las entradas  $P$ . El proceso seguido al tomar la muestra  $k$  consta de los siguientes pasos:

*/\* Descartar la última muestra de la matriz  $T$ , y añadir en primer lugar el nuevo valor  $y_M(k)$  escalado \*/*

$$T = [y_M(k) \dots y_M(k-p)] \quad (5.31)$$

*/\* Recuperar la matriz  $P$  con el valor las entradas de la iteración anterior debidamente retardadas \*/*

$$P = \begin{bmatrix} \tilde{y}_{RN}(k-1) & \dots & \tilde{y}_{RN}(k-p-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ \tilde{y}_{RN}(k-NY-1) & \dots & \tilde{y}_{RN}(k-NY-p-1) \\ \tilde{u}(k-1) & \dots & \tilde{u}(k-p-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ \tilde{u}(k-NU-1) & \dots & \tilde{u}(k-NU-p-1) \end{bmatrix} \quad (5.32)$$

siendo:

$$\begin{aligned}\bar{u}(k) &= u(k - d(u)) \\ \bar{y}_{RN}(k) &= y(k - d(u))\end{aligned}\quad (5.33)$$

*/\* Propagar la red hacia delante \*/*

$$\begin{aligned}h_1 &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{01} \cdot P + b_1]}} - 1 \\ h_2 &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{12} \cdot h_1 + b_2]}} - 1 \\ O &= w_{23} \cdot h_2 + b_3\end{aligned}\quad (5.34)$$

*/\* Calcular el error y la función de coste \*/*

$$\begin{aligned}\varepsilon &= T - O \\ E &= \|\varepsilon\| = \varepsilon \cdot \varepsilon^T\end{aligned}\quad (5.35)$$

*/\* Propagar el error hacia detrás \*/*

$$\begin{aligned}\delta_3 &= \varepsilon \\ \delta_2 &= \beta(I - h_2 \cdot h_2)(w_{23}^T \cdot \delta_3) \\ \delta_1 &= \beta(I - h_1 \cdot h_1)(w_{12}^T \cdot \delta_2)\end{aligned}\quad (5.36)$$

$$\Delta w_{01} = \Delta b_1 = \Delta w_{12} = \Delta b_2 = \Delta w_{23} = \Delta b_3 = \varphi^* = 0 \quad (5.37)$$

**para e=1 hasta NC**

*/\* Aplicar el algoritmo de HSA con momento \*/*

$$\begin{aligned}\Delta w_{01} &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_1 \cdot [CP]^T + \varphi^* \Delta w_{01}; & \Delta b_1 &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_1 \cdot I + \varphi^* \Delta b_1 \\ \Delta w_{12} &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_2 \cdot h_1^T + \varphi^* \Delta w_{12}; & \Delta b_2 &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_2 \cdot I + \varphi^* \Delta b_2 \\ \Delta w_{23} &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_3 \cdot h_2^T + \varphi^* \Delta w_{23}; & \Delta b_3 &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_3 \cdot I + \varphi^* \Delta b_3\end{aligned}\quad (5.38)$$

*/\* Calcular los nuevos pesos y polarizaciones \*/*

$$\begin{aligned}w_{01}^* &= w_{01} + \Delta w_{01}; & b_1^* &= b_1 + \Delta b_1 \\ w_{12}^* &= w_{12} + \Delta w_{12}; & b_2^* &= b_2 + \Delta b_2 \\ w_{23}^* &= w_{23} + \Delta w_{23}; & b_3^* &= b_3 + \Delta b_3 \\ \varphi^* &= \varphi\end{aligned}\quad (5.39)$$

*/\* Propagar la red hacia delante con las mismas entradas, pero aplicando los nuevos pesos \*/*

$$\begin{aligned}h_1^* &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{01}^* \cdot P^* + b_1^*]}} - 1 \\ h_2^* &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{12}^* \cdot h_1^* + b_2^*]}} - 1 \\ O^* &= w_{23}^* \cdot h_2^* + b_3^*\end{aligned}\quad (5.40)$$

*/\* Calcular de nuevo el error y la función de coste \*/*

$$\begin{aligned}\varepsilon^* &= T - O^* \\ E^* &= \|\varepsilon^*\| = \varepsilon^* \bullet \varepsilon^{*T}\end{aligned}\quad (5.41)$$

*/\* Actualizar el valor de  $\eta$ , los pesos y las neuronas, si conviene\*/*

**si  $E^* > E \cdot K$**

$$\begin{aligned}\eta &= b\eta \\ \varphi^* &= 0\end{aligned}\quad (5.42)$$

**si no**

**si  $E^* < E$**

$$\eta = a\eta \quad (5.43)$$

$$h_1 = h_1^*; \quad h_2 = h_2^*; \quad O = O^* \quad (5.44)$$

$$\begin{aligned}w_{01} &= w_{01}^*; \quad b_1 = b_1^* \\ w_{12} &= w_{12}^*; \quad b_2 = b_2^* \\ w_{23} &= w_{23}^*; \quad b_3 = b_3^*\end{aligned}\quad (5.45)$$

*/\* Se desplaza el error hacia detrás con los nuevos valores \*/*

$$\varepsilon = \varepsilon^* \quad (5.46)$$

$$\begin{aligned}\delta_3 &= \varepsilon \\ \delta_2 &= \beta(I - h_2 \cdot h_2)(w_{23}^T \bullet \delta_3)\end{aligned}\quad (5.47)$$

$$\begin{aligned}\delta_1 &= \beta(I - h_1 \cdot h_1)(w_{12}^T \bullet \delta_2) \\ E &= E^*\end{aligned}\quad (5.48)$$

**fin si**

**fin si**

**fin para**

*/\* Descartar la última muestra de la matriz  $P$ , y añadir en primer lugar el nuevo valor retardado y escalado \*/*

$$P = \begin{bmatrix} \tilde{y}_{RN}(k) & \dots & \tilde{y}_{RN}(k-p) \\ \dots & \dots & \dots \\ \tilde{y}_{RN}(k-NY) & \dots & \tilde{y}_{RN}(k-NY-p) \\ \tilde{u}(k) & \dots & \tilde{u}(k-p) \\ \dots & \dots & \dots \\ \tilde{u}(k-NU) & \dots & \tilde{u}(k-NU-p) \end{bmatrix} \quad (5.49)$$



### 5.5.4. Ajuste fino de la estructura de la red

En esta primera fase del diseño, a través de un proceso de identificación *off-line*, se persigue determinar la estructura de la RN, partiendo de los parámetros calculados mediante los procedimientos clásicos, y aplicando el algoritmo de BP con HSA a todas las muestras simultáneamente.

#### 5.5.4.1. Número de capas ocultas y número de neuronas

Según las teorías de Cybenko y Kolgomorov, debería ser suficiente con una única capa oculta, usando el mínimo número de neuronas que permitan identificar eficazmente, para identificar cualquier función continua. No obstante, Hertz [Hertz94Int] recomienda la utilización como mínimo de dos capas ocultas, para alcanzar un nivel de precisión determinado. Por otro lado, Lapedes y Farber formulan que dos capas son suficientes para aproximar cualquier función arbitraria. Así, se utilizará una red con dos capas ocultas, cuyo tamaño hay que determinar.

Un sobredimensionado de estas favorece el proceso de aprendizaje de la red, pero en cambio queda mermada su capacidad de generalización, es decir, que la red responda correctamente a otras entradas distintas de las utilizadas para el entrenamiento. Por otro lado, se corre el peligro de que, al aplicar el algoritmo de BP, la red se estabilice en un mínimo local; así, es necesario utilizar valores de  $\eta$  menores, con lo que se ralentiza el aprendizaje.

La configuración inicial es  $NU=3$  y  $NY=2$ , de acuerdo con los valores obtenidos en el preestudio del apartado 5.4, y tangentes hiperbólicas como funciones de activación en ambas capas ocultas. El error de aprendizaje en función del número de épocas de entrenamiento, según el número de capas ocultas, es:

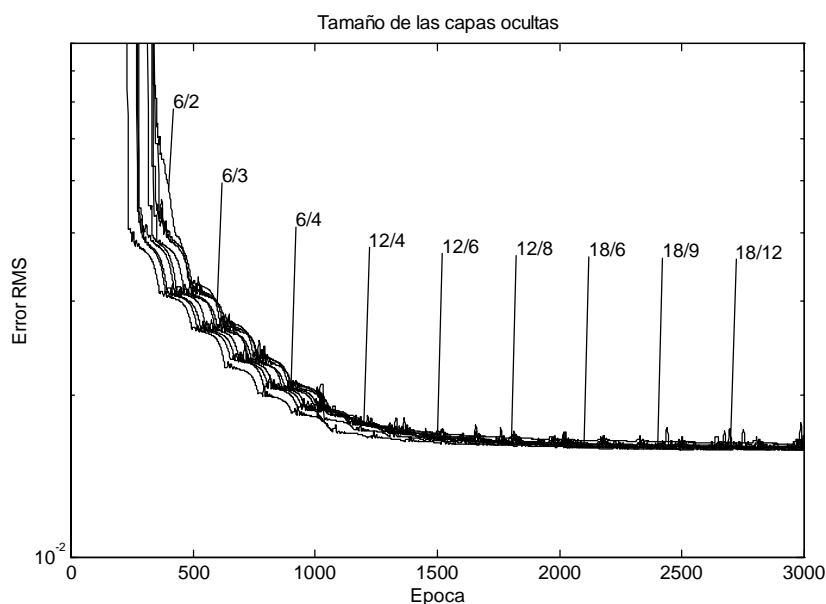


Fig. 5.13: Error de entrenamiento según el número de neuronas en la 1ª y 2ª capa oculta

Se aprecia cómo este no es un parámetro fundamental, ya que, a partir de un mínimo de épocas de entrenamiento, la planta queda perfectamente identificada. La capacidad de generalización en función del número de neuronas en las capas ocultas puede verse en la tabla a continuación:

Neuronas		Error RMS	
NH1	NH2	Entrenamiento	Validación
6	2	$1,29 \cdot 10^{-2}$	$1,49 \cdot 10^{-2}$
6	3	$1,24 \cdot 10^{-2}$	$1,41 \cdot 10^{-2}$
6	4	$1,23 \cdot 10^{-2}$	$1,40 \cdot 10^{-2}$
12	4	$1,22 \cdot 10^{-2}$	$1,38 \cdot 10^{-2}$
12	6	$1,26 \cdot 10^{-2}$	$1,43 \cdot 10^{-2}$
12	8	$1,21 \cdot 10^{-2}$	$1,36 \cdot 10^{-2}$
18	6	$1,22 \cdot 10^{-2}$	$1,36 \cdot 10^{-2}$
18	9	$1,21 \cdot 10^{-2}$	$1,36 \cdot 10^{-2}$
18	12	$1,21 \cdot 10^{-2}$	$1,34 \cdot 10^{-2}$

Tabla 5.11: Error de entrenamiento y validación en función del número de neuronas

#### 5.5.4.2. Funciones de activación

El objetivo es averiguar qué función de activación se adapta mejor al problema. Las funciones consideradas son la lineal, y la tangente hiperbólica. En esta última, debe determinarse la influencia del parámetro  $\beta$ . Para ello se partirá de una red de dos capas ocultas de 12 y 6 neuronas respectivamente, y  $NU=NY=3$ . En la capa de salida siempre se utilizan funciones de activación lineales. Las tangentes hiperbólicas se formulan en el dominio  $\Re [-\infty; \infty] \rightarrow \Re [-1; 1]$  como:

$$y = \tanh(\beta x) = \frac{2}{1 + e^{-\beta x}} - 1 \quad (5.50)$$

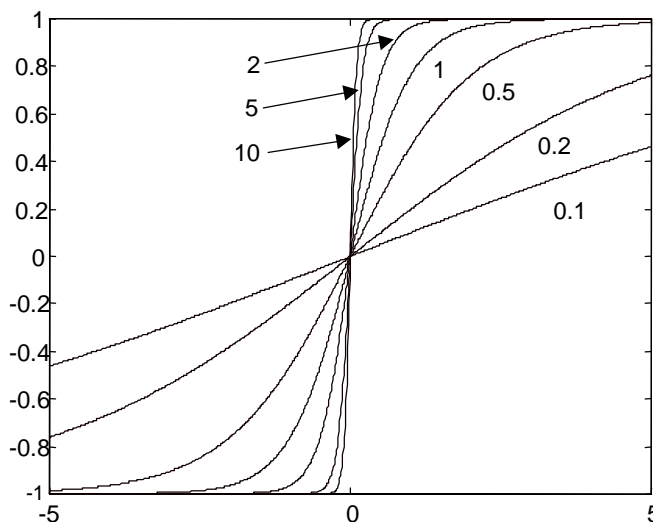


Fig. 5.14: Factor de linealidad de la tangente hiperbólica

El parámetro  $\beta$  (o **factor de linealidad**) define los dos extremos de la función. El caso  $\beta=0$  corresponde a la función lineal, mientras que  $\beta=\infty$  es el caso particular de límite duro. Según se desprende de la figura 5.15, la influencia es en la velocidad de convergencia, pero el error resultante es muy similar.

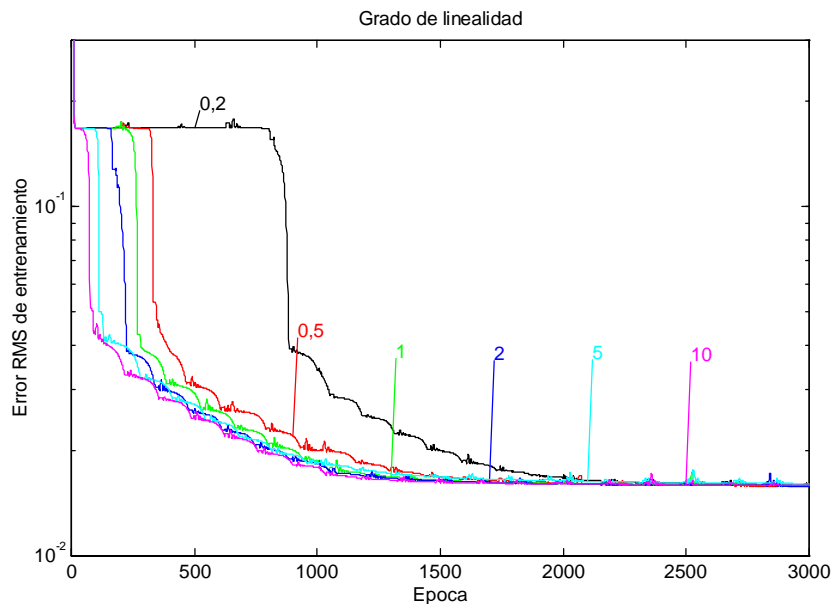


Fig. 5.15: Error de entrenamiento en función del factor de linealidad

La tabla a continuación muestra como, efectivamente, el error final es prácticamente igual e independiente del parámetro  $\beta$ , para  $\beta > 0,5$ .

$\beta$	Error RMS	
	Entrenamiento	Validación
0,2	$1,24 \cdot 10^{-2}$	$1,36 \cdot 10^{-2}$
0,5	$1,21 \cdot 10^{-2}$	$1,34 \cdot 10^{-2}$
1	$1,22 \cdot 10^{-2}$	$1,36 \cdot 10^{-2}$
2	$1,22 \cdot 10^{-2}$	$1,36 \cdot 10^{-2}$
5	$1,23 \cdot 10^{-2}$	$1,41 \cdot 10^{-2}$
10	$1,22 \cdot 10^{-2}$	$1,36 \cdot 10^{-2}$

Tabla 5.12: Error de entrenamiento y validación en función del factor de linealidad

En la siguiente tabla se observa la capacidad de generalización, según la función de activación sea lineal o no lineal, tomando  $\beta=1$  para las funciones no lineales. Se observa cómo la utilización de tangentes hiperbólicas mejora los resultados, tanto en identificación como en validación.

Función de activación		Error RMS	
H1	H2	Entrenamiento	Validación
tgh	tgh	$1,22 \cdot 10^{-2}$	$1,36 \cdot 10^{-2}$
tgh	lin	$1,34 \cdot 10^{-2}$	$1,71 \cdot 10^{-2}$
lin	lin	$1,34 \cdot 10^{-2}$	$1,76 \cdot 10^{-2}$

Tabla 5.13: Error de entrenamiento y validación según el tipo de función de activación

### 5.5.4.3. Longitud de las ventanas

Consiste en determinar los valores de  $NY$  y  $NU$ , es decir, el número de entradas y salidas anteriores que necesita conocer la RN. Para sistemas lineales, la longitud de las ventanas se corresponde con el orden del sistema, mientras que en los no lineales el número de entradas y salidas pasadas ha de ser mayor [Móscí95Adv]. Si se desconoce el orden del sistema, o bien las no linealidades son importantes, es conveniente sobredimensionar las ventanas. Sin embargo, la carga computacional será bastante elevada, proporcional a la longitud de las ventanas ( $NU$  y  $NY$ ), al número de neuronas de las capas ocultas, y al número de entradas y salidas del sistema ( $M$  y  $N$ ).

Para esta simulación se ha tomado una red *feedforward* con dos capas ocultas y tangentes hiperbólicas como funciones de activación. La primera consta de 12 neuronas y la segunda de 6. La evolución del error de identificación para un entrenamiento de 3000 épocas es:

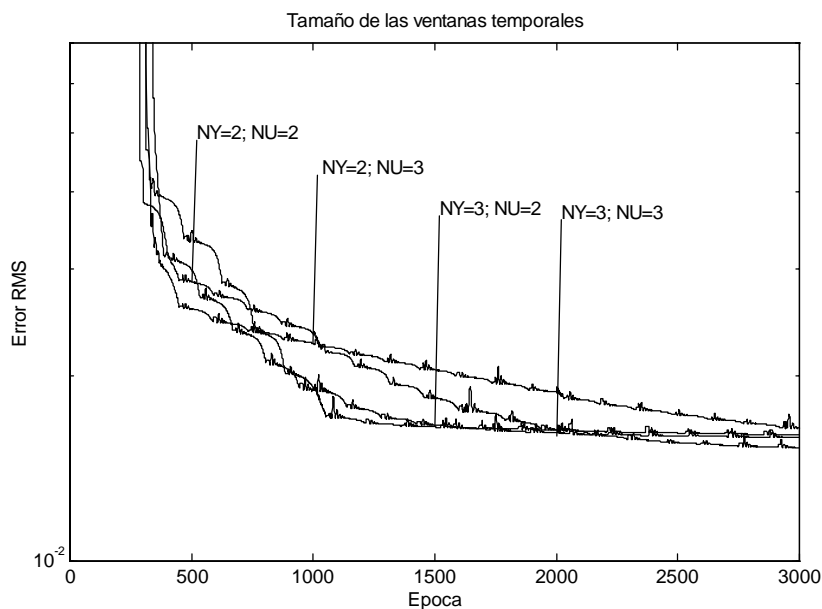


Fig. 5.16: Error de entrenamiento según la longitud de las ventanas temporales

La capacidad de generalización con distintas secuencias, según los valores de  $NY$  y  $NU$ , se aprecia en la siguiente tabla, donde se observa que la secuencia que consigue alcanzar un error de entrenamiento menor al cabo de 3000 épocas, es también la que alcanza un error menor con las secuencias de validación, correspon-

diendo a  $NY=NU=2$ .

Orden		Error RMS	
$NY$	$NU$	Entrenamiento	Validación
2	2	$1,17 \cdot 10^{-2}$	$1,29 \cdot 10^{-2}$
2	3	$1,26 \cdot 10^{-2}$	$1,36 \cdot 10^{-2}$
3	2	$1,23 \cdot 10^{-2}$	$1,37 \cdot 10^{-2}$
3	3	$1,22 \cdot 10^{-2}$	$1,36 \cdot 10^{-2}$

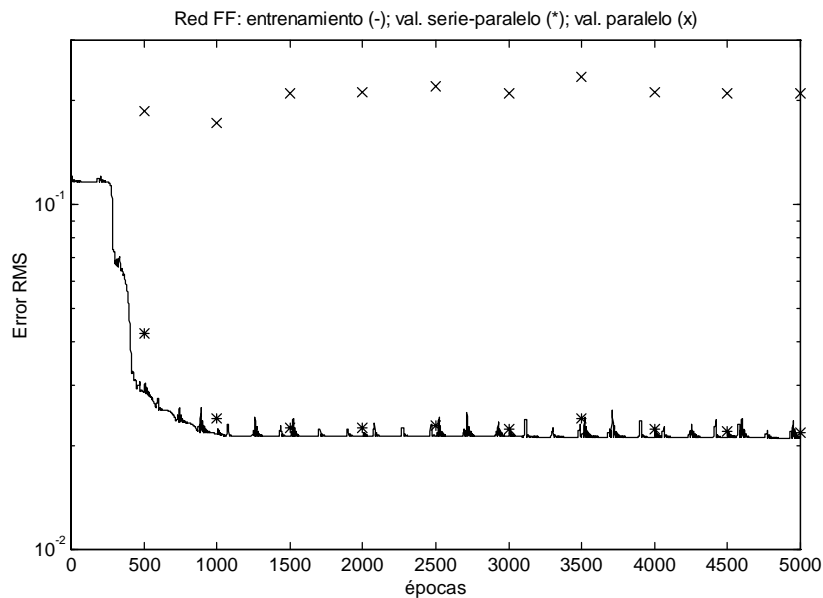
Tabla 5.14: Error en función de los parámetros  $NY$  y  $NU$

#### 5.5.4.4. Parámetros del aprendizaje

Los parámetros que caracterizan el aprendizaje son: el HSA y la variación de  $\eta$ . En lo que se refiere al HSA, hay que fijar dos parámetros: el número de muestras ( $NP$ ) y el número de épocas ( $NC$ ) en cada presentación. Siempre interesará trabajar con valores de  $NP$  tan grandes como sea posible, pero considerando la dinámica de la planta. Por otro lado, el valor de  $NC$  simplemente acelera más o menos la identificación, pero está limitado por el coste computacional. Para  $\eta$  se ha elegido un valor inicial pequeño (0,01), el cual se modifica a lo largo de las  $NC$  épocas de la manera comentada en el apartado 5.5.2.4, y con un término de momento  $\phi=0,95$ . De este modo se sacrifica velocidad, pero queda garantizada la convergencia.

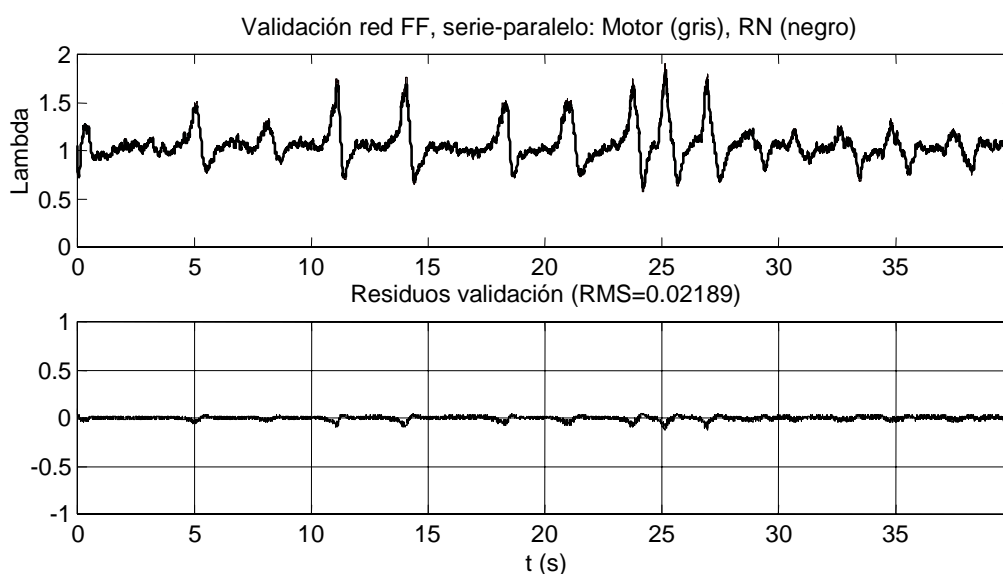
#### 5.5.5. Resultados

En la descripción del observador realizada en el apartado 5.2. se ha visto que para poder utilizar un esquema en serie-paralelo, es necesario que las salidas de la planta predichas por la red neuronal sean conocidas. Como se explicará al tratar la identificación *on-line*, esta puede hacerse tanto con el esquema serie-paralelo como paralelo, pero no la predicción, dado que debe realizarse con las mismas entradas que el motor, y no se conoce el valor de  $\lambda$  hasta un instante después. Por tanto, es necesario comprobar el comportamiento de la red neuronal según un esquema de predicción en paralelo. La evolución con el número de épocas de entrenamiento del error RMS de identificación, y de validación *off-line* en serie-paralelo y paralelo, se representa en la figura 5.17. La identificación siempre se realiza en serie-paralelo.



**Fig. 5.17: Error de entrenamiento, validación en serie-paralelo y en paralelo, para la red neuronal *feedforward***

Se aprecia que el error cometido al aplicar la secuencia de validación a la red con el esquema serie-paralelo es ligeramente mayor que el error de identificación. En cambio, el obtenido al predecir mediante el esquema serie-paralelo es muy superior, del orden de 10 veces. Las dos gráficas siguientes muestran el resultado de la validación con los dos esquemas. Puede verse cómo los residuos son importantes en el caso de red en paralelo.



**Fig. 5.18: Generalización de la red *feedforward* con el esquema serie-paralelo**

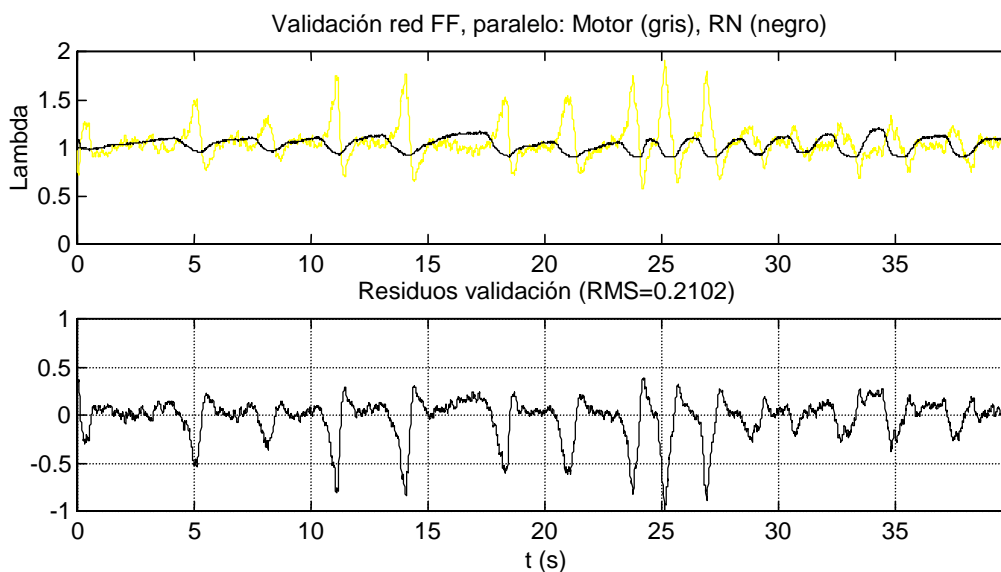


Fig. 5.19: Generalización de la red *feedforward* con el esquema paralelo

## 5.6. Identificación mediante una red neuronal recurrente

### 5.6.1. Introducción

Hasta este punto se ha podido comprobar el perfecto funcionamiento de las redes *feedforward* para la identificación *off-line* del motor, pero no *on-line*, ya que la estructura en paralelo produce una identificación muy pobre. Como única solución factible, se propone la utilización de redes recurrentes, ya que estas, al ser auténticos sistemas dinámicos, sólo necesitan las mismas entradas que la planta. La información proveniente de la sonda UEGO, comparándola con la salida de la red tras aplicarle el retardo puro aparente, permite efectuar el aprendizaje.

Además de la diferencia en la estructura entre las redes *feedforward* y las redes recurrentes, existen otras diferencias en cuanto a la manera como aprenden la dinámica del motor. Así, mientras las redes *feedforward* únicamente mapean unos estados anteriores a un estado futuro, las redes recurrentes son capaces de aprender una secuencia de estados. Sin embargo, la identificación con redes recurrentes es más lenta y difícil.

Hay que destacar que la bibliografía encontrada referente a las redes recurrentes es muy escasa y, además, está limitada a sistemas lineales muy simples. Esto ha obligado a realizar un estudio muy extenso, y la conclusión en bastantes casos es que lo aplicado a plantas sencillas no siempre puede generalizarse al caso de plantas más complejas.

### 5.6.2. Características de las redes neuronales recurrentes

En su aspecto más general, se entiende como RN recurrente aquella en la que existen conexiones no sólo hacia delante, sino también hacia atrás. Se dividen en **completamente** o **parcialmente recurrentes**. Las redes completamente recurrentes pueden tener conexiones *feedforward* y *feedback* arbitrariamente, y todas ellas pueden entrenarse. Por el contrario, en las redes parcialmente recurrentes, la principal estructura es *feedforward* pero, además, existen conexiones *feedback* a través del conjunto de **neuronas de contexto**, y que a diferencia de las otras conexiones, no se pueden entrenar. Las neuronas de contexto memorizan los estados pasados de las neuronas de alguna capa, y en consecuencia, las salidas de la red dependen tanto de las entradas actuales como de los estados previos del sistema. Gracias a esta propiedad, las *redes* parcialmente recurrentes poseen características de **memoria dinámica**, con la ventaja de que pueden ser entrenadas utilizando el algoritmo de BP clásico.

Entre las RN parcialmente recurrentes, destaca la **red de Elman** [Elman90Fin] por su simplicidad. Además de las entradas y de las neuronas de las capas oculta y de salida, se definen las neuronas de contexto. Si bien las entradas y las neuronas de salida interactúan con el exterior, las neuronas de la capa oculta y las de contexto no lo hacen. Las neuronas de contexto memorizan el valor de las neuronas de la capa oculta en instantes anteriores. En la figura 5.20 se observa su esquema básico. Se clasifica como parcialmente recurrente ya que sólo las conexiones *feedforward* (líneas discontinuas) son modificables, mientras que los pesos de las conexiones recurrentes (líneas continuas) son fijos.

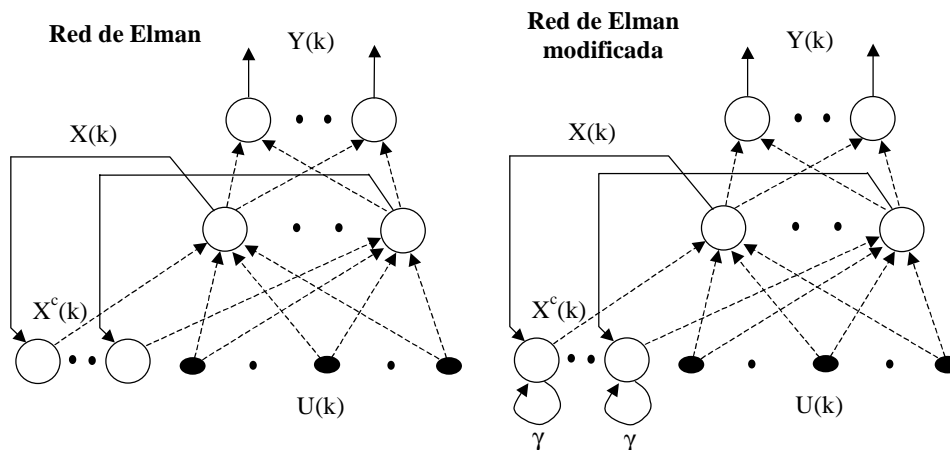


Fig. 5.20: Red de Elman original y modificada

En un instante  $k$ , las activaciones previas de la capa oculta (instante  $k-1$ ) y las entradas actuales se usan como entradas a la red. En esta fase, la red es del tipo *feedforward*, ya que esta información se propaga para producir las salidas. Después del entrenamiento, las activaciones de la capa oculta se guardan para la próxima propagación hacia delante con la muestra  $k+1$ .

En la práctica, se ha comprobado que la RN de Elman es eficiente para identificar sistemas dinámicos de primer orden, pero no de orden superior, puesto que sólo



memorizan el estado en un instante anterior. Una posible modificación que mejora el comportamiento de la RN es la denominada **red de Elman modificada** o de **Jordan** [Pham97Neur], [Jorda86Att]. De esta manera, se introducen conexiones de realimentación en las neuronas de contexto, con objeto de conferirles una cierta inercia, y así mejorar la capacidad de memorización dinámica de la red. La salida de cada una de las neuronas de contexto en un instante  $k+1$  será:

$$\begin{aligned} x^c(k+1) &= x(k) + \gamma x^c(k) = x(k) + \gamma x(k-1) + \dots + \gamma^i x(k-i) + \dots \\ &= \sum_{i=0}^k \gamma^{k-i} x(i) \end{aligned} \quad (5.51)$$

En la ecuación anterior se aprecia cómo la salida de las neuronas de contexto es la suma de las salidas de las neuronas de la capa oculta a las que están conectadas, más una serie geométrica de valores anteriores. El valor de  $\gamma$  es constante durante el entrenamiento y está comprendido entre 0 y 1, de modo que se confiere una ponderación exponencial a la información del pasado. En general, se eligen los valores de  $\gamma$  de forma que estos se ajusten a las constantes de tiempo del sistema. Puesto que el orden de un sistema dinámico está relacionado con el número de salidas pasadas de las que depende la salida actual, la introducción de realimentación en las neuronas de contexto aumenta la capacidad de la red de Elman para identificar sistemas de orden superior.

### 5.6.3. Modificaciones de la red de Elman: red recurrente de tipo 1 y 2

El caso del motor es el de una planta de orden superior a 1, por lo cual una red de Elman ordinaria no lo puede identificar. Dadas las características del problema, y partiendo de los datos obtenidos con las RN *feedforward*, se propondrán distintos algoritmos de entrenamiento y diferentes estructuras, tomando como referencia la red de Elman modificada.

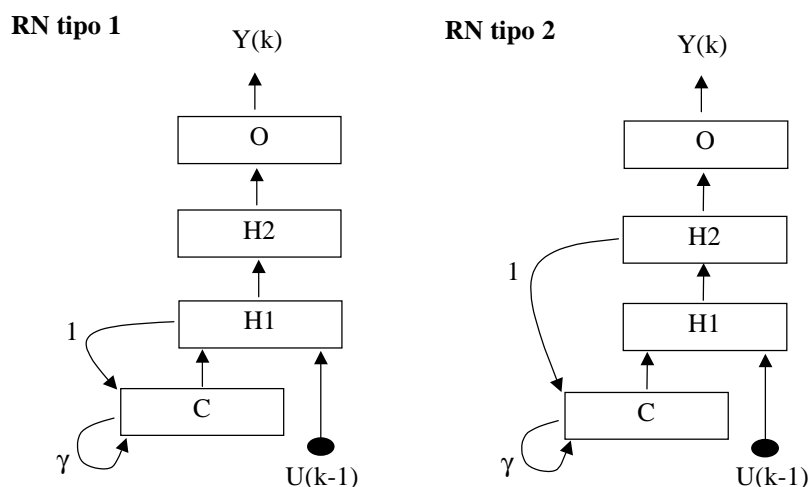


Fig. 5.21: Estructura de las redes recurrentes de tipo 1 y 2

Puesto que, aplicando el mismo razonamiento que a las RN *feedforward*, se va a trabajar con RN de dos capas ocultas, existen dos posibilidades, que muestran la figura 5.21. En la **red del tipo 1**, las neuronas de contexto almacenan información de los estados previos de la primera capa oculta. La **red del tipo 2**, funciona igual pero almacenando información proveniente de la segunda capa oculta.

#### 5.6.4. Algoritmo de entrenamiento aplicado

Al igual que sucedía con las RN *feedforward*, el aprendizaje de una RN recurrente debe realizarse independientemente del proceso de predicción, ya que como se ha visto en el capítulo 5.2, la salida del observador ha de ser tratada de forma que esta sea comparable con la salida real del motor, y así determinar el error de identificación. Esto se consigue retardando las entradas de la RN para el entrenamiento un valor igual al retardo aparente, respecto a las entradas utilizadas para la predicción.

A continuación se describe el algoritmo de aprendizaje para cada una de las redes anteriores, con  $NG$  valores de  $\gamma$  distintos:  $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{NG}$ , correspondientes a  $NG$  conjuntos de contexto que se realimentan desde la primera o la segunda capa oculta hasta la entrada de la red. La diferencia más importante respecto a las RN *feedforward* está en la matriz  $P$ ; ya que no hay que considerar ventanas temporales ni salidas anteriores de la red, sino las entradas reales del motor, más el contenido de las neuronas de contexto, también retardadas. Esto es equivalente a decir que  $NY=0$  y  $NU=1$ . Además, la propagación hacia delante de las muestras no puede hacerse en bloque ni en orden aleatorio, sino de forma secuencial, ya que las neuronas de contexto van actualizándose con cada una de las  $NP$  muestras propagadas. El proceso a seguir cuando se toma la muestra  $k$  consta de los siguientes pasos:

*/\* Descartar la última muestra de la matriz T, y añadir en primer lugar el nuevo valor  $y_M(k)$  escalado \*/*

$$T = [y_M(k) \dots y_M(k-p)] \quad (5.52)$$

*/\* Recuperar la matriz P con el valor las entradas de la iteración anterior, y de las neuronas de contexto de la primera muestra, debidamente retardadas \*/*

$$\begin{aligned} P &= [\tilde{u}(k-1) \dots \tilde{u}(k-p-1)] \\ C &= \tilde{C}(k-1) \end{aligned} \quad (5.53)$$

**Para  $\mu=1$  hasta  $NP$**

$$[CP] = [C \mid P(\mu)] \quad (5.54)$$

*/\* Propagar la red hacia delante \*/*

$$\begin{aligned} h_1(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{01} \cdot [CP](\mu) + b_1]}} - 1 \\ h_2(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{12} \cdot h_1(\mu) + b_2]}} - 1 \\ O(\mu) &= w_{23} \cdot h_2(\mu) + b_3 \end{aligned} \quad (5.55)$$

*/\* Calcular las nuevas neuronas de contexto \*/*

$$\begin{cases} C = h_1(\mu) + \gamma \cdot C, & \text{red tipo 1} \\ C = h_2(\mu) + \gamma \cdot C, & \text{red tipo 2} \end{cases} \quad (5.56)$$

**fin para**

*/\* Calcular el error y la función de coste \*/*

$$\begin{aligned} \varepsilon &= T - O \\ E &= \|\varepsilon\| = \varepsilon \cdot \varepsilon^T \end{aligned} \quad (5.57)$$

*/\* Propagar el error hacia detrás \*/*

$$\begin{aligned} \delta_3 &= \varepsilon \\ \delta_2 &= \beta(I - h_2 \cdot h_2)(w_{23}^T \cdot \delta_3) \\ \delta_1 &= \beta(I - h_1 \cdot h_1)(w_{12}^T \cdot \delta_2) \end{aligned} \quad (5.58)$$

$$\Delta w_{01} = \Delta b_1 = \Delta w_{12} = \Delta b_2 = \Delta w_{23} = \Delta b_3 = \varphi^* = 0 \quad (5.59)$$

**para e=1 hasta NC**

*/\* Aplicar el algoritmo de HSA con momento \*/*

$$\begin{aligned} \Delta w_{01} &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_1 \cdot [CP]^T + \varphi^* \Delta w_{01}; & \Delta b_1 &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_1 \cdot I + \varphi^* \Delta b_1 \\ \Delta w_{12} &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_2 \cdot h_1^T + \varphi^* \Delta w_{12}; & \Delta b_2 &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_2 \cdot I + \varphi^* \Delta b_2 \\ \Delta w_{23} &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_3 \cdot h_2^T + \varphi^* \Delta w_{23}; & \Delta b_3 &= (1 - \varphi^*)\eta \delta_3 \cdot I + \varphi^* \Delta b_3 \end{aligned} \quad (5.60)$$

*/\* Calcular los nuevos pesos y polarizaciones \*/*

$$\begin{aligned} w_{01}^* &= w_{01} + \Delta w_{01}; & b_1^* &= b_1 + \Delta b_1 \\ w_{12}^* &= w_{12} + \Delta w_{12}; & b_2^* &= b_2 + \Delta b_2 \\ w_{23}^* &= w_{23} + \Delta w_{23}; & b_3^* &= b_3 + \Delta b_3 \\ \varphi^* &= \varphi \end{aligned} \quad (5.61)$$

*/\* Propagar la red hacia delante con las mismas entradas, pero aplicando los nuevos pesos \*/*

$$C^* = \tilde{C}(k-1) \quad (5.62)$$

**Para  $\mu=1$  hasta NP**

$$[CP]^* = [C^* \mid P(\mu)] \quad (5.63)$$

$$\begin{aligned} h_1^*(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{01}^* \cdot [CP]^*(\mu) + b_1^*]}} - 1 \\ h_2^*(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{12}^* \cdot h_1^*(\mu) + b_2^*]}} - 1 \end{aligned} \quad (5.64)$$

$$O^*(\mu) = w_{23}^* \cdot h_2^*(\mu) + b_3^*$$

*/\* Calcular las nuevas neuronas de contexto \*/*

$$\begin{cases} C^* = h_1^*(\mu) + \gamma \cdot C^*, & \text{red tipo 1} \\ C^* = h_2^*(\mu) + \gamma \cdot C^*, & \text{red tipo 2} \end{cases} \quad (5.65)$$

**fin para**

*/\* Calcular de nuevo el error y la función de coste \*/*

$$\begin{aligned} \varepsilon^* &= T - O^* \\ E^* &= \|\varepsilon^*\| = \varepsilon^* \bullet \varepsilon^{*T} \end{aligned} \quad (5.66)$$

*/\* Actualizar el valor de  $\eta$ , los pesos y las neuronas, si conviene \*/*

**si  $E^* > E \cdot K$**

$$\begin{aligned} \eta &= b\eta \\ \varphi^* &= 0 \end{aligned} \quad (5.67)$$

**si no**

**si  $E^* < E$**

$$\eta = a\eta \quad (5.68)$$

$$\begin{aligned} h_1 &= h_1^*; \quad h_2 = h_2^*; \quad O = O^* \\ C &= C^*; \quad [CP] = [CP]^* \end{aligned} \quad (5.69)$$

$$\begin{aligned} w_{01} &= w_{01}^*; \quad b_1 = b_1^* \\ w_{12} &= w_{12}^*; \quad b_2 = b_2^* \\ w_{23} &= w_{23}^*; \quad b_3 = b_3^* \end{aligned} \quad (5.70)$$

*/\* Se desplaza el error hacia detrás con los nuevos valores \*/*

$$\varepsilon = \varepsilon^* \quad (5.71)$$

$$\begin{aligned} \delta_3 &= \varepsilon \\ \delta_2 &= \beta(I - h_2 \cdot h_2^T)(w_{23}^T \bullet \delta_3) \\ \delta_1 &= \beta(I - h_1 \cdot h_1^T)(w_{12}^T \bullet \delta_2) \end{aligned} \quad (5.72)$$

$$E = E^* \quad (5.73)$$

**fin si**

**fin si**

**fin para**

*/\* Descartar la última muestra de la matriz  $P$ , y añadir en primer lugar el nuevo valor retardado y escalado \*/*

$$P = [\tilde{u}(k) \quad \dots \quad \tilde{u}(k-p)] \quad (5.74)$$

### 5.6.5. Resultados

La estructura utilizada para las redes de tipo 1 y tipo 2 tiene su origen en los resultados obtenidos con las RN *feedforward*. El tamaño de las capas intermedias es de 12 y 6 neuronas, y para ambas se eligen tangentes hiperbólicas como funciones de activación. Como parámetros de entrenamiento en todas las simulaciones se toma  $\eta=0,001$  y  $\varphi=0,95$ .

El factor de memoria  $\gamma$  es el parámetro de diseño más importante en las redes recurrentes. A través suyo, las neuronas de contexto acumulan una media móvil ponderada de los valores pasados de la capa desde la que se realimentan. En función del valor de  $\gamma$ , la memoria recordará más valores pasados (si  $\gamma$  es próxima a 1) o será más sensible a estados recientes (si  $\gamma$  es próxima a 0). El valor de  $\gamma$  idóneo depende del orden del sistema y de las constantes de tiempo que intervengan. Para determinar el valor óptimo, se han fijado todos los valores de  $\gamma$  a 0,6, 0,65, 0,7 y 0,75, y se ha realizado un entrenamiento con cada uno de esos valores para las redes de tipo 1 y 2. Los resultados obtenidos con cada una de las dos estructuras se muestran por separado en las figuras siguientes.

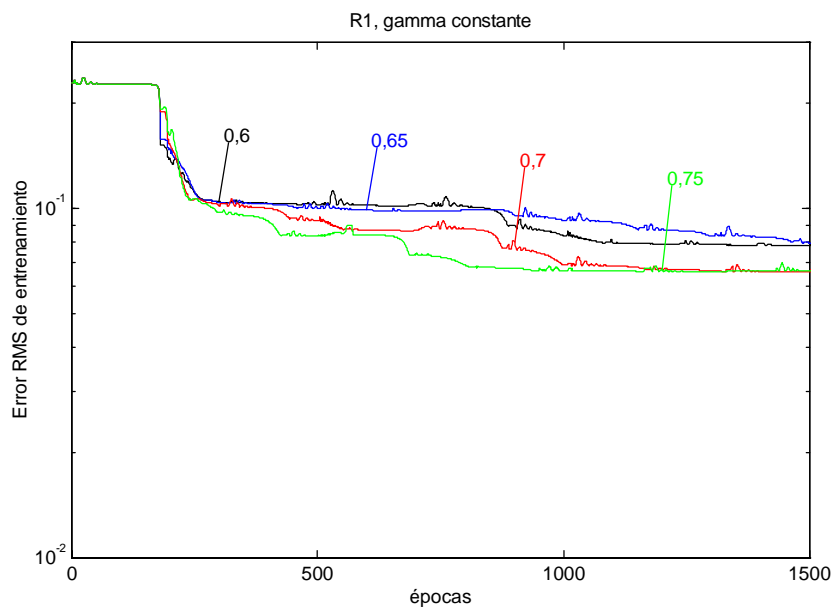
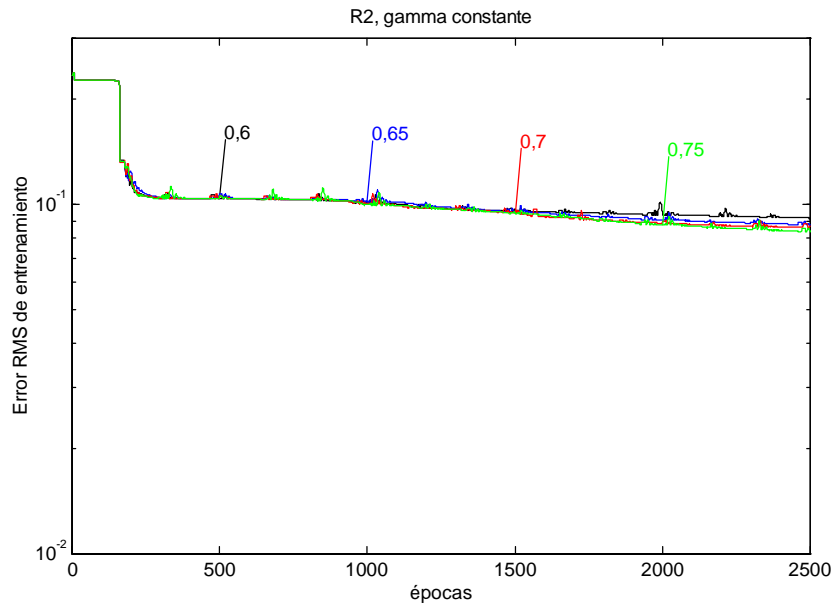
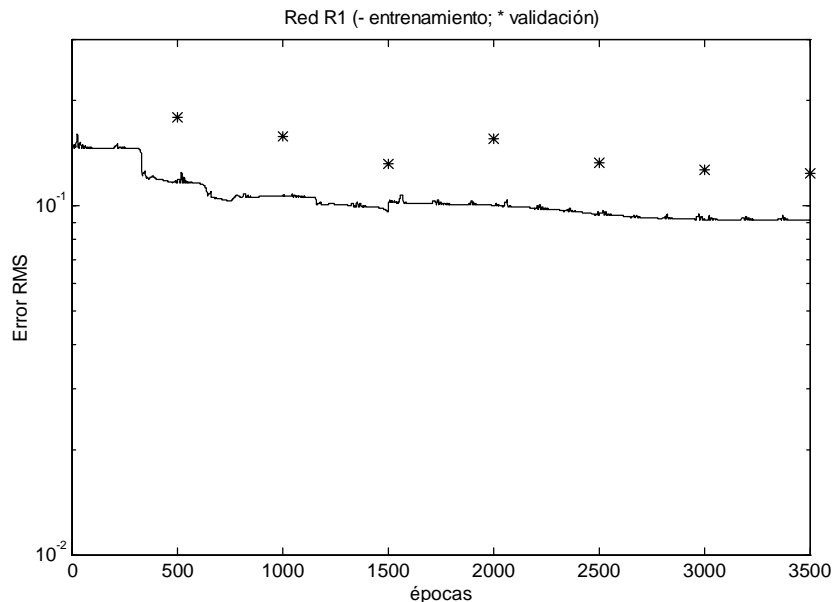


Fig. 5.22: Entrenamiento de la red de tipo 1 con distintos valores de  $\gamma$  constante

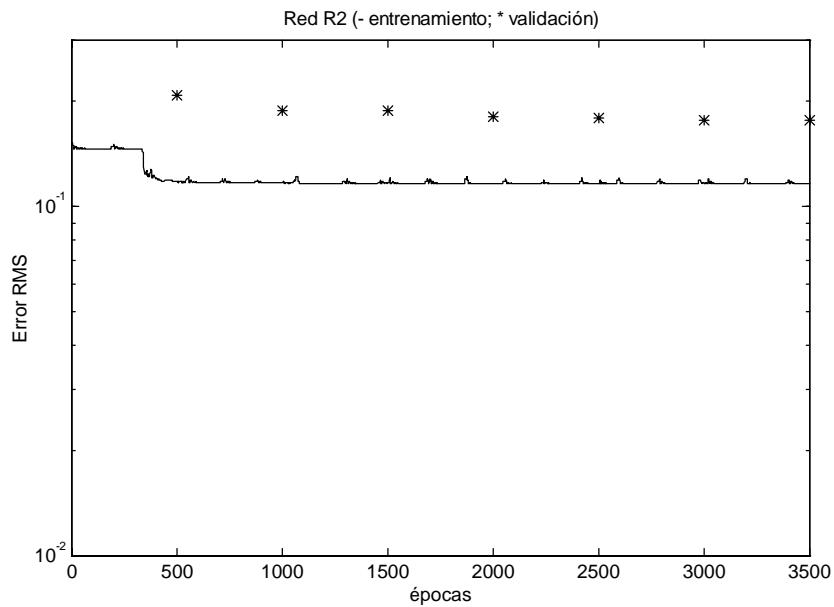


**Fig. 5.23: Entrenamiento de la red de tipo 2 con distintos valores de  $\gamma$  constante**

Se observa que, a partir de un determinado punto, el error se estabiliza en un valor del que apenas baja, por más que se entrene la red. El valor óptimo de  $\gamma$  está situado entre 0,70 y 0,75, por lo cual se elige  $\gamma=0,725$  en los dos casos. La capacidad de generalización con ambos tipos de redes, junto al error de entrenamiento, queda reflejada en la siguiente figura:

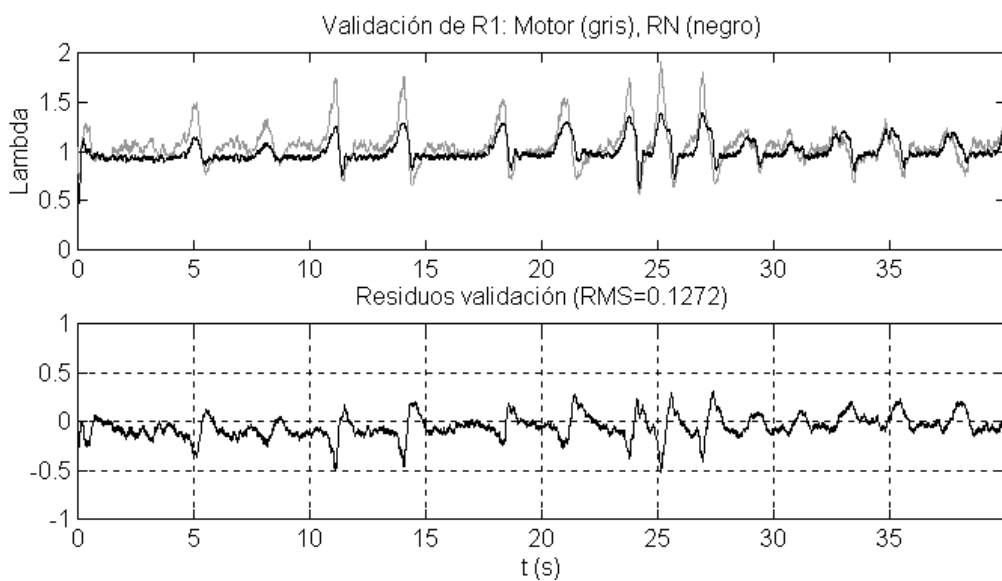


**Fig. 5.24: Error de entrenamiento y validación de la red de tipo 1 en función del número de épocas**



**Fig. 5.25: Error de entrenamiento y validación de la red de tipo 2 en función del número de épocas**

El resultado obtenido con la red de tipo 1 es ligeramente mejor que con la de tipo 2, para un entrenamiento de 3500 épocas, tanto en identificación como en validación, y bastante mejor que el obtenido con las redes *feedforward*, con esquema paralelo. La tabla y figuras siguientes muestran este resultado.



**Fig. 5.26: Generalización con la red de tipo 1**

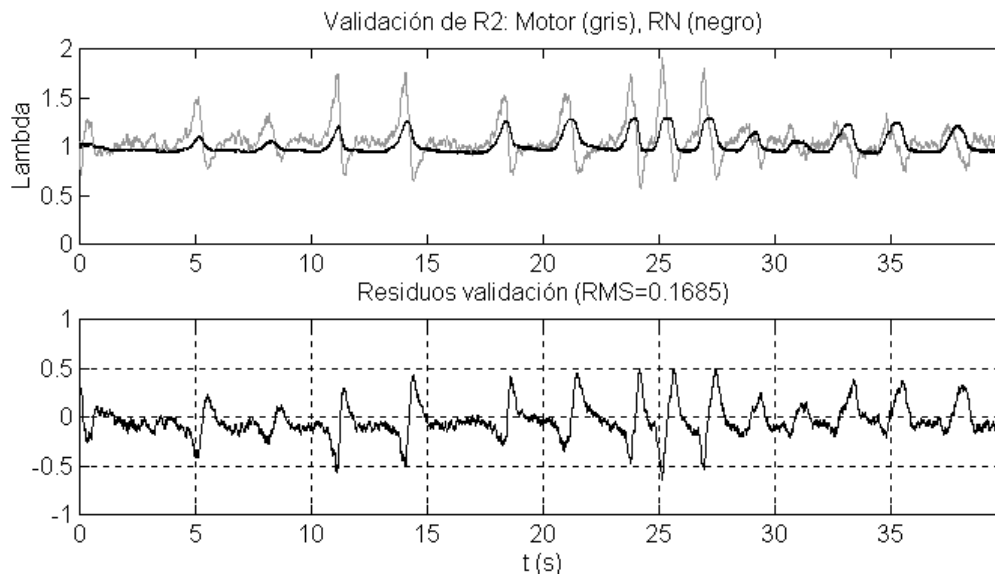


Fig. 5.27: Generalización con la red de tipo 2

Error RMS	Identificación	Validación
RN <i>feedforward</i>	0,0210	0,2102
RN tipo 1	0,1046	0,1272
RN tipo 2	0,1164	0,1685

Tabla 5.15: Error de entrenamiento con redes recurrentes de tipo 1 y 2

## 5.7. Entrenamiento de los factores de memoria para las redes recurrentes de tipo 1 y 2

### 5.7.1. Introducción

Como mejora aplicable a los tipos de red 1 y 2, se ha desarrollado un algoritmo que permite entrenar también los valores de  $\gamma$ , como si se tratase de unos pesos más. El objetivo es poder hacer que los valores de  $\gamma$  converjan por sí solos a un valor óptimo.

### 5.7.2. Algoritmo de entrenamiento aplicado

La diferencia entre el algoritmo con valores fijos y entrenables consiste en la necesidad de conocer los valores de  $\gamma$  en la iteración anterior, aparte de modificar el valor de estos aplicando la misma fórmula que si se tratase de un peso.



*/\* Descartar la última muestra de la matriz  $T$ , y añadir en primer lugar el nuevo valor  $y_M(k)$  escalado \*/*

$$T = [y_M(k) \dots y_M(k-p)] \quad (5.75)$$

*/\* Recuperar la matriz  $P$  con el valor las entradas de la iteración anterior, y de las neuronas de contexto de la primera muestra, debidamente retardadas \*/*

$$\begin{aligned} P &= [\tilde{u}(k-1) \dots \tilde{u}(k-p-1)] \\ C &= \tilde{C}(k-1) \end{aligned} \quad (5.76)$$

**Para  $\mu=1$  hasta  $NP$**

$$[CP] = [C \mid P(\mu)] \quad (5.77)$$

*/\* Propagar la red hacia delante \*/*

$$\begin{aligned} h_1(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{01} \cdot [CP](\mu) + b_1]}} - 1 \\ h_2(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{12} \cdot h_1(\mu) + b_2]}} - 1 \\ O(\mu) &= w_{23} \cdot h_2(\mu) + b_3 \end{aligned} \quad (5.78)$$

*/\* Calcular las nuevas neuronas de contexto \*/*

$$\begin{aligned} C_{ant}(\mu) &= C + \gamma \cdot C_{ant}(\mu-1) \\ \begin{cases} C = h_1(\mu) + \gamma \cdot C, & \text{red tipo 1} \\ C = h_2(\mu) + \gamma \cdot C, & \text{red tipo 2} \end{cases} \end{aligned} \quad (5.79)$$

**fin para**

*/\* Calcular el error y la función de coste \*/*

$$\begin{aligned} \varepsilon &= T - O \\ E &= \|\varepsilon\| = \varepsilon \cdot \varepsilon^T \end{aligned} \quad (5.80)$$

*/\* Propagar el error hacia detrás \*/*

$$\begin{aligned} \delta_3 &= \varepsilon \\ \delta_2 &= \beta(I - h_2 \cdot h_2)(w_{23}^T \cdot \delta_3) \\ \delta_1 &= \beta(I - h_1 \cdot h_1)(w_{12}^T \cdot \delta_2) \\ \delta_C &= (w_{C1}^T \cdot \delta_1) \end{aligned} \quad (5.81)$$

$$\Delta w_{01} = \Delta b_1 = \Delta w_{12} = \Delta b_2 = \Delta w_{23} = \Delta b_3 = \Delta \gamma = \varphi^* = 0 \quad (5.82)$$

**para  $e=1$  hasta  $NC$**

*/\* Aplicar el algoritmo de HSA con momento \*/*

$$\begin{aligned}
\Delta w_{01} &= (1 - \varphi^*) \eta \delta_1 \cdot [CP]^T + \varphi^* \Delta w_{01}; & \Delta b_1 &= (1 - \varphi^*) \eta \delta_1 \cdot I + \varphi^* \Delta b_1 \\
\Delta w_{12} &= (1 - \varphi^*) \eta \delta_2 \cdot h_1^T + \varphi^* \Delta w_{12}; & \Delta b_2 &= (1 - \varphi^*) \eta \delta_2 \cdot I + \varphi^* \Delta b_2 \\
\Delta w_{23} &= (1 - \varphi^*) \eta \delta_3 \cdot h_2^T + \varphi^* \Delta w_{23}; & \Delta b_3 &= (1 - \varphi^*) \eta \delta_3 \cdot I + \varphi^* \Delta b_3 \\
\Delta \gamma &= (1 - \varphi^*) \eta \delta_C \cdot C_{ant}^T + \varphi^* \Delta \gamma
\end{aligned} \tag{5.83}$$

*/\* Calcular los nuevos pesos y polarizaciones \*/*

$$\begin{aligned}
w_{01}^* &= w_{01} + \Delta w_{01}; & b_1^* &= b_1 + \Delta b_1 \\
w_{12}^* &= w_{12} + \Delta w_{12}; & b_2^* &= b_2 + \Delta b_2 \\
w_{23}^* &= w_{23} + \Delta w_{23}; & b_3^* &= b_3 + \Delta b_3 \\
\gamma^* &= \gamma + \Delta \gamma \\
\varphi^* &= \varphi
\end{aligned} \tag{5.84}$$

*/\* Propagar la red hacia delante con las mismas entradas, pero aplicando los nuevos pesos \*/*

$$C^* = \tilde{C}(k-1) \tag{5.85}$$

**Para  $\mu=1$  hasta NP**

$$[CP]^* = [C^* \mid P(\mu)] \tag{5.86}$$

$$\begin{aligned}
h_1^*(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{01}^* \cdot [CP]^*(\mu) + b_1^*]}} - 1 \\
h_2^*(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{[-2\beta w_{12}^* \cdot h_1^*(\mu) + b_2^*]}} - 1 \\
O^*(\mu) &= w_{23}^* \cdot h_2^*(\mu) + b_3^*
\end{aligned} \tag{5.87}$$

*/\* Calcular las nuevas neuronas de contexto \*/*

$$\begin{aligned}
C_{ant}^*(\mu) &= C^* + \gamma^* \cdot C_{ant}^*(\mu-1) \\
\begin{cases} C^* = h_1^*(\mu) + \gamma^* \cdot C^*, & \text{red tipo 1} \\ C^* = h_2^*(\mu) + \gamma^* \cdot C^*, & \text{red tipo 2} \end{cases}
\end{aligned} \tag{5.88}$$

**fin para**

*/\* Calcular de nuevo el error y la función de coste \*/*

$$\begin{aligned}
\varepsilon^* &= T - O^* \\
E^* &= \|\varepsilon^*\| = \varepsilon^* \cdot \varepsilon^{*T}
\end{aligned} \tag{5.89}$$

*/\* Actualizar el valor de  $\eta$ , los pesos, los factores de memoria y las neuronas, si conviene \*/*

**si  $E^* > E \cdot K$**

$$\begin{aligned}\eta &= b\eta \\ \varphi^* &= 0\end{aligned}\tag{5.90}$$

**si no**

**si  $E^* < E$**

$$\eta = a\eta\tag{5.91}$$

$$\begin{aligned}h_1 &= h_1^*; \quad h_2 = h_2^*; \quad O = O^* \\ C &= C^*; \quad [CP] = [CP]^*\end{aligned}\tag{5.92}$$

$$\begin{aligned}w_{01} &= w_{01}^*; \quad b_1 = b_1^* \\ w_{12} &= w_{12}^*; \quad b_2 = b_2^* \\ w_{23} &= w_{23}^*; \quad b_3 = b_3^* \\ \gamma &= \gamma^*\end{aligned}\tag{5.93}$$

*/\* Se desplaza el error hacia detrás con los nuevos valores \*/*

$$\varepsilon = \varepsilon^*\tag{5.94}$$

$$\begin{aligned}\delta_3 &= \varepsilon \\ \delta_2 &= \beta(I - h_2 \cdot h_2)(w_{23}^T \cdot \delta_3) \\ \delta_1 &= \beta(I - h_1 \cdot h_1)(w_{12}^T \cdot \delta_2) \\ \delta_C &= (w_{C1}^T \cdot \delta_1)\end{aligned}\tag{5.95}$$

$$E = E^*\tag{5.96}$$

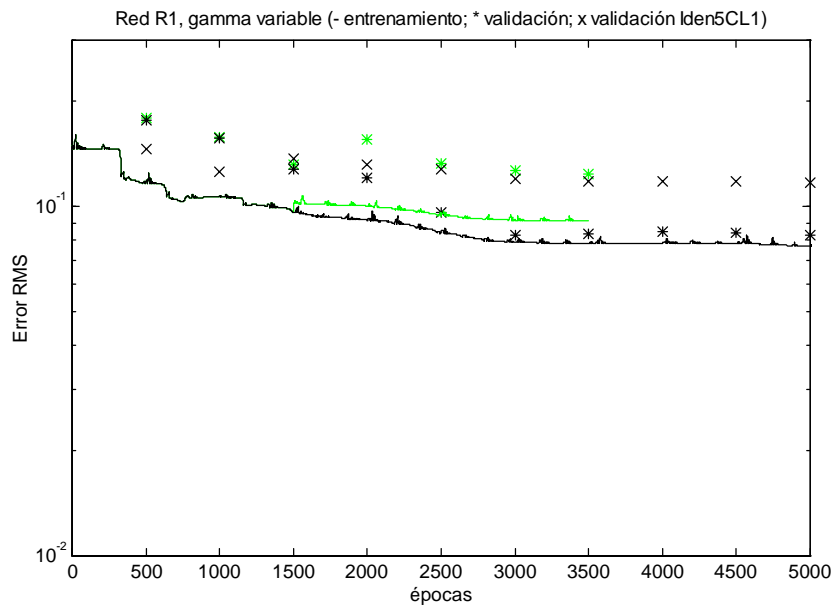
**fin si**

**fin si**

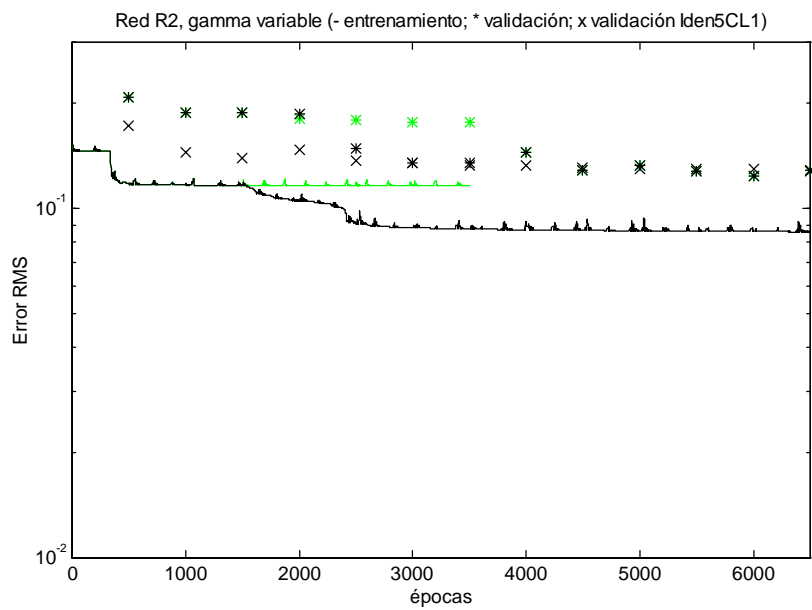
**fin para**

### 5.7.3. Resultados

Para estas nuevas simulaciones, se comienza entrenando la red hasta 1500 épocas con el algoritmo clásico, manteniendo los valores de  $\gamma$  constantes e iguales a 0,725, para pasar a entrenarlos posteriormente mediante el algoritmo descrito en el apartado anterior. El error RMS de entrenamiento de las redes de tipo 1 y tipo 2 puede verse en la figura siguiente, al igual que el error de generalización, y el resultante de aplicar la secuencia de entrada Iden5CL1 y cerrar el lazo de control con la sonda UEGO. Como referencia, se muestran también con un color más claro los resultados obtenidos al entrenar manteniendo los valores de  $\gamma$  constantes.



**Fig. 5.28:** Error de entrenamiento y validación de la red de tipo 1,  $\gamma$  variable, en función del número de épocas



**Fig. 5.29:** Error de entrenamiento y validación de la red de tipo 2,  $\gamma$  variable, en función del número de épocas

Error RMS	Identificación	Validación
RN <i>feedforward</i>	0,0210	0,2102
RN tipo 1, $\gamma$ constante	0,1046	0,1272
RN tipo 2, $\gamma$ constante	0,1164	0,1685
RN tipo 1, $\gamma$ variable	0,0768	0,0933
RN tipo 2, $\gamma$ variable	0,0859	0,1251

Tabla 5.16: Error de entrenamiento con redes recurrentes de tipo 1 y 2,  $\gamma$  variable

Se observa la clara mejora que introduce el algoritmo en ambos tipos de redes. No obstante, el error después de unas 4500 épocas es prácticamente el mismo. Alcanzado este punto, los valores de  $\gamma$  prácticamente no varían, como se puede ver en la figuras 5.30 y 5.31, y el error se estabiliza en un nuevo valor, menor que el obtenido con el algoritmo de  $\gamma$  constante. El comportamiento es ligeramente mejor con la red de tipo 1 que con la de tipo 2.

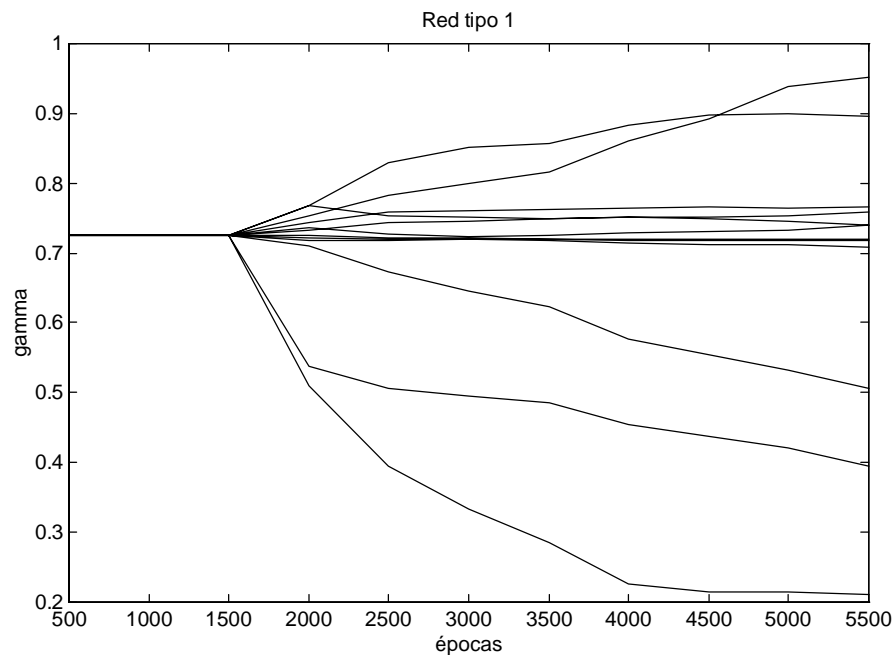
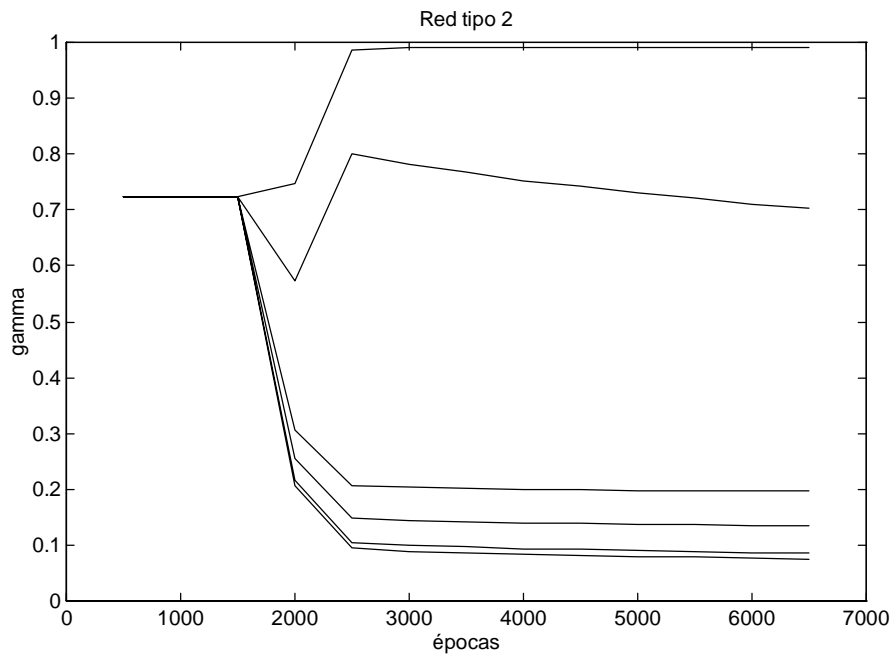
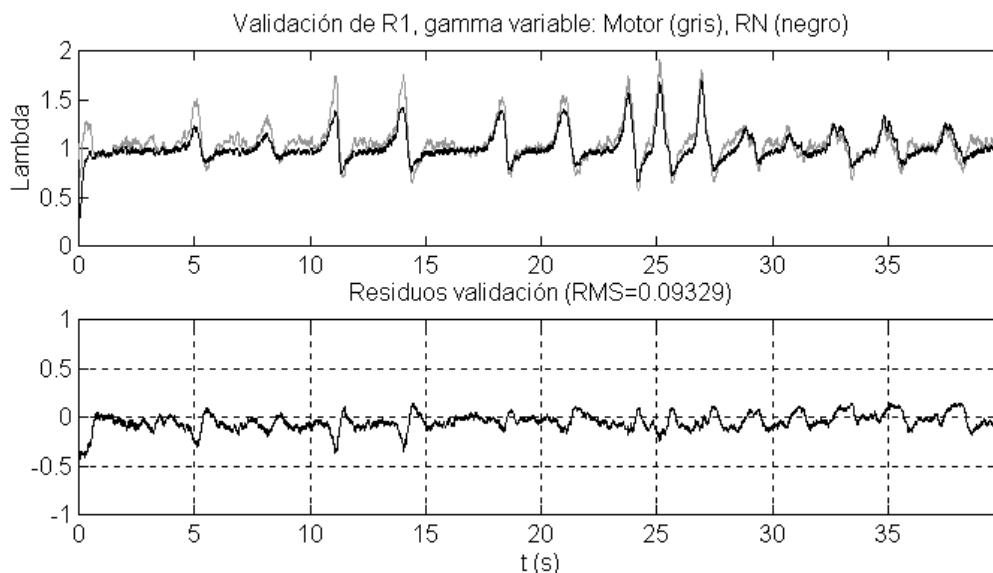


Fig. 5.30: Evolución de  $\gamma$  a lo largo del entrenamiento de la red de tipo 1

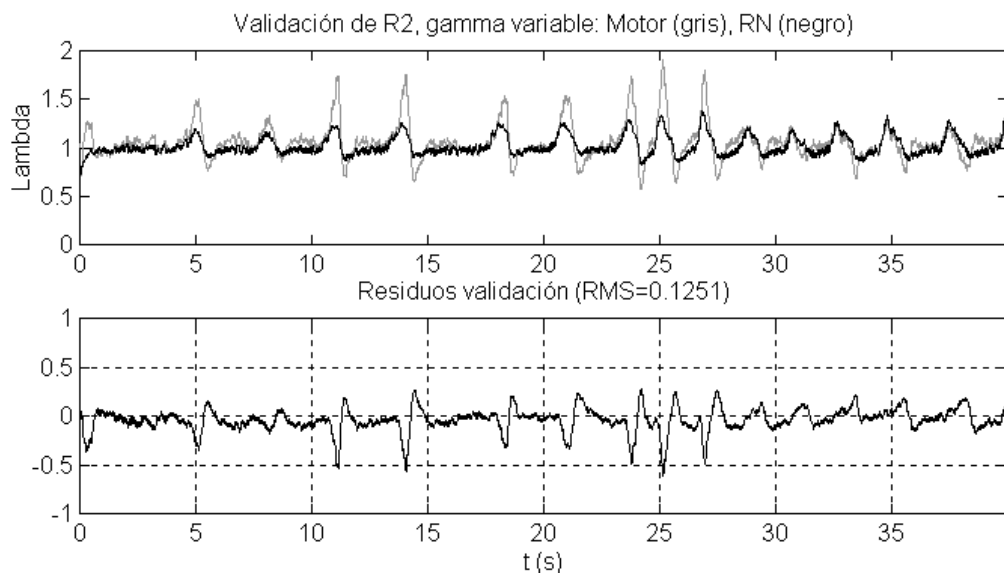


**Fig. 5.31: Evolución de  $\gamma$  a lo largo del entrenamiento de la red de tipo 2**

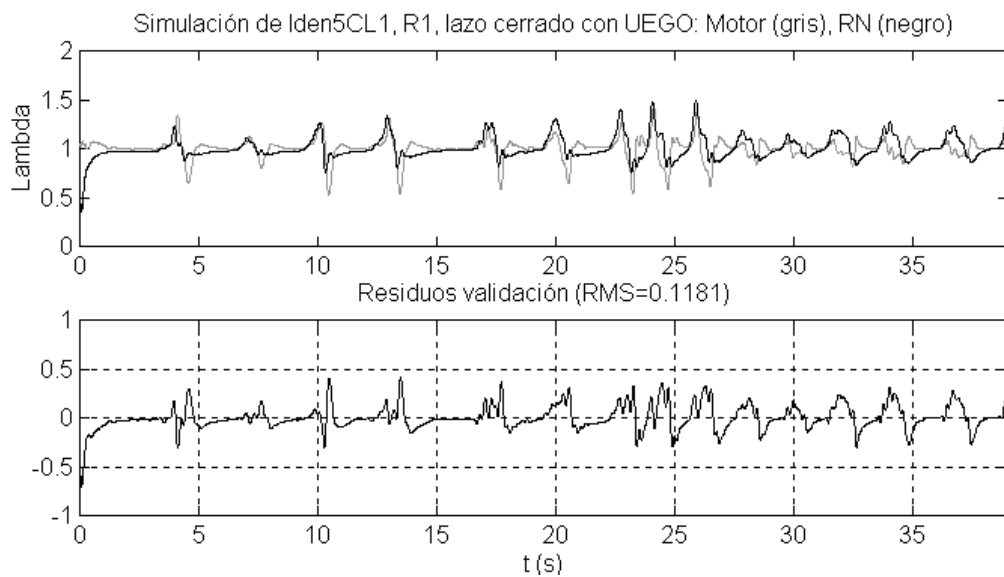
La capacidad de generalización para ambos tipos de redes queda reflejada en las siguientes figuras. Se observa la mala respuesta de la red de tipo 2, en comparación con la de tipo 1.



**Fig. 5.32: Generalización con la red de tipo 1,  $\gamma$  variable**



**Fig. 5.33: Generalización con la red de tipo 2,  $\gamma$  variable**



**Fig. 5.34: Validación de la red de tipo 1,  $\gamma$  variable, con la secuencia Iden5CL1**

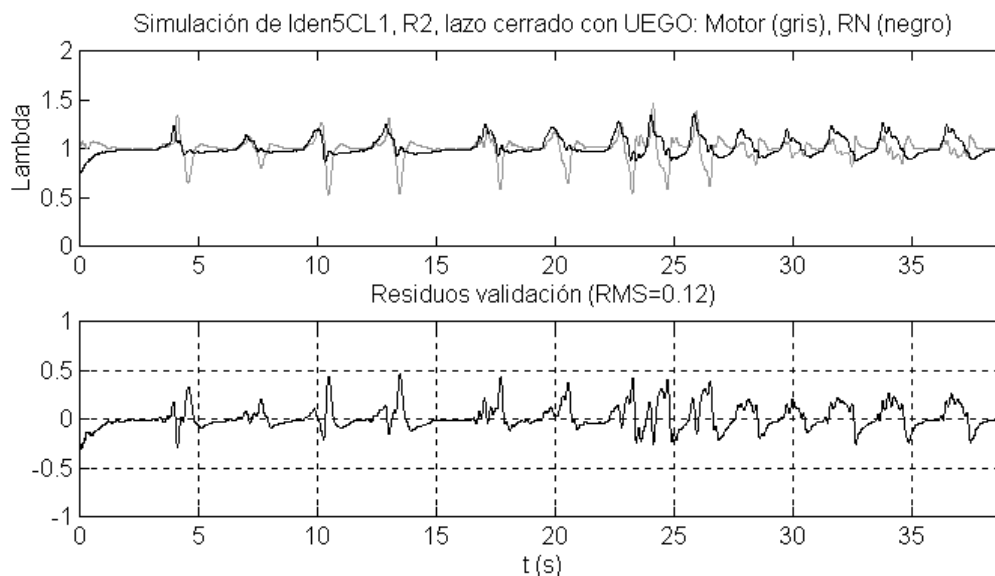


Fig. 5.35: Validación de la red de tipo 2,  $\gamma$  variable, con la secuencia Iden5CL1

## 5.8. Agrupación de las neuronas de contexto: red recurrente de tipo 3

### 5.8.1. Introducción

Según lo visto hasta ahora, con las redes de los tipos 1 y 2, no se alcanzan los resultados esperados; hay que tener en cuenta que la identificación ha de ser lo suficientemente precisa como para cerrar el lazo de control del motor desde la salida del observador. Independientemente del tipo de red (1 ó 2), de la inicialización de los pesos, del número de neuronas por capa o de las funciones de activación, todas las simulaciones conducen a un mismo valor de error final de entrenamiento. Esto lleva a pensar que realmente estos dos tipos de redes no son capaces de lograr una identificación mejor y que, efectivamente, acaban el entrenamiento en un mínimo absoluto. Una posible fuente de problemas, además del hecho de sólo disponer de información de las entradas, está en que la planta tiene tres entradas, y una región de contexto común a todas ellas. Por otro lado, si el sistema está gobernado por más de una constante de tiempo, puede convenir utilizar varios conjuntos de neuronas de contexto, gobernados por distintos valores de  $\gamma$ . Por eso, se propone una nueva estructura, denominada **red del tipo 3**, tal como se representa en la figura 5.36. La idea de esta nueva red consiste en aislar las tres entradas, para trabajar con tres subconjuntos de la primera capa oculta, uno por cada entrada, y sus respectivas neuronas de contexto. De este modo, cada entrada gobierna la evolución de una región de contexto independiente, gracias a unos valores de  $\gamma$  propios, para posteriormente sumarse en la segunda capa oculta, y así calcular la aportación de cada entrada a la salida. Al entrenar mediante el algoritmo de BP, cada región de contexto reajustará los pesos en función de la aportación a la salida.



Por lo tanto, hay que dividir los errores en tres flujos distintos, uno por cada entrada.

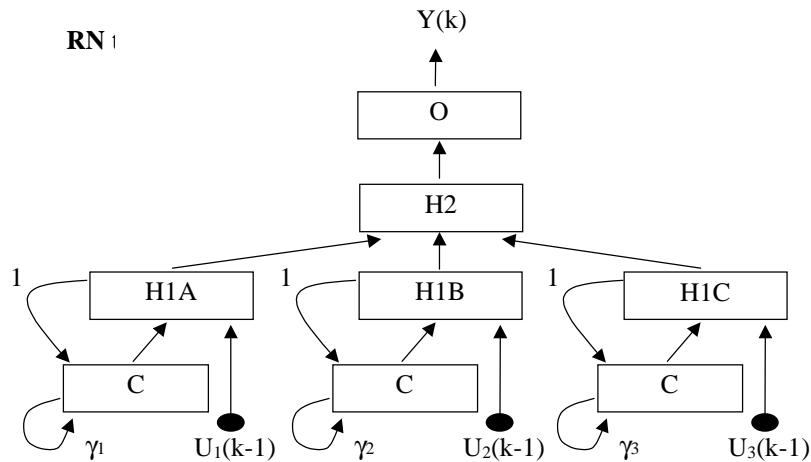


Fig. 5.36: Red recurrente del tipo 3

Este tipo de red presenta dos ventajas principales frente a las de los tipos 1 y 2:

- Desacopla las tres entradas. Así, al entrenar en lazo abierto, para cada conjunto de entrada ( $ti_{FF, \alpha, n}$ ) la red aprende una salida ( $\lambda$ ). En las redes del tipo 1 y 2, el conjunto de entrada se ve como algo inseparable; después, al cerrar el lazo, la red verá una entrada ( $ti_{FF} + ti_{FB, \alpha, n}$ ), algo que le resulta desconocido, entendido como una única entrada que se aplica sobre una única región de contexto. Además, la dinámica en lazo cerrado para  $ti$  es diferente a la dinámica en lazo abierto. En cambio, en una red del tipo 3, sólo debe reentrenarse *on-line* (en lazo cerrado) la región afectada por la variable  $ti$ , para recalcularse su aportación a la salida, ya que la dinámica de  $\alpha$  y  $n$  no varía.
- Se consigue que tres entradas con una banda de frecuencias muy distinta, actúen sobre zonas de contexto independientes. Así, mientras que  $\alpha$  y  $ti$  tienen variaciones muy rápidas, las variaciones de  $n$  son mucho más lentas. Con la red de tipo 3, cada región de contexto evoluciona de forma independiente.

### 5.8.2. Algoritmo de entrenamiento aplicado

El algoritmo es el mismo que para el entrenamiento de la RN de tipo 1 con valores de  $\gamma$  ajustables, dado que en realidad es equivalente a tres RN de tipo 1, con la segunda capa oculta y la capa de salida comunes.

*/\* Descartar la última muestra de la matriz T, y añadir en primer lugar el nuevo valor  $y_M(k)$  escalado \*/*

$$T = [y_M(k) \dots y_M(k-p)] \quad (5.97)$$

*/\* Recuperar las matrices P con el valor las entradas de la iteración anterior, y de las neuronas de contexto de la primera muestra, debidamente retardadas \*/*

$$\begin{aligned}
 P^x &= [\tilde{u}^x(k-1) \dots \tilde{u}^x(k-p-1)], \quad x = A, B, C \\
 C^x &= \tilde{C}^x(k-1), \quad x = A, B, C
 \end{aligned} \tag{5.98}$$

**Para  $\mu=1$  hasta NP**

$$[CP]^x = [C^x \mid P^x(\mu)] \quad x = A, B, C \tag{5.99}$$

*/\* Propagar la red hacia delante \*/*

$$\begin{aligned}
 h_1^x(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{-2\beta w_{01}^x \cdot [CP]^x(\mu) + b_1^x}} - 1, \quad x = A, B, C \\
 h_2(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{-2\beta [w_{12}^A \ w_{12}^B \ w_{12}^C] \cdot [h_1^A(\mu) \ h_1^B(\mu) \ h_1^C(\mu)] + b_2}} - 1 \\
 O(\mu) &= w_{23} \cdot h_2(\mu) + b_3
 \end{aligned} \tag{5.100}$$

*/\* Calcular las nuevas neuronas de contexto \*/*

$$\begin{aligned}
 C_{ant}^x(\mu) &= C^x + \gamma^x \cdot C_{ant}^x(\mu-1), \quad x = A, B, C \\
 C^x &= h_1^x(\mu) + \gamma^x \cdot C^x, \quad x = A, B, C
 \end{aligned} \tag{5.101}$$

**fin para**

*/\* Calcular el error y la función de coste \*/*

$$\begin{aligned}
 \varepsilon &= T - O \\
 E &= \|\varepsilon\| = \varepsilon \cdot \varepsilon^T
 \end{aligned} \tag{5.102}$$

*/\* Propagar el error hacia detrás \*/*

$$\begin{aligned}
 \delta_3 &= \varepsilon \\
 \delta_2 &= \beta(I - h_2 \cdot h_2)(w_{23}^T \cdot \delta_3) \\
 \delta_1^x &= \beta(I - h_1^x \cdot h_1^x) \left( w_{12}^{xT} \cdot \delta_2 \right), \quad x = A, B, C \\
 \delta_C^x &= \left( w_{C1}^{xT} \cdot \delta_1^x \right), \quad x = A, B, C
 \end{aligned} \tag{5.103}$$

$$\begin{aligned}
 \Delta w_{01}^A &= \Delta w_{01}^B = \Delta w_{01}^C = \Delta b_1^A = \Delta b_1^B = \Delta b_1^C = 0 \\
 \Delta w_{12}^A &= \Delta w_{12}^B = \Delta w_{12}^C = \Delta b_2 = \Delta w_{23} = \Delta b_3 = \Delta \gamma^A = \Delta \gamma^B = \Delta \gamma^C = \varphi^* = 0
 \end{aligned} \tag{5.104}$$

**para e=1 hasta NC**

*/\* Aplicar el algoritmo de HSA con momento \*/*

$$\begin{aligned}
\Delta w_{01}^x &= (1-\varphi^*)\eta\delta_1^x \cdot [CP]^x{}^T + \varphi^* \Delta w_{01}^x, \quad x = A, B, C \\
\Delta b_1^x &= (1-\varphi^*)\eta\delta_1^x \cdot I + \varphi^* \Delta b_1^x, \quad x = A, B, C \\
\Delta w_{12}^x &= (1-\varphi^*)\eta\delta_{12}^x \cdot h_1^x{}^T + \varphi^* \Delta w_{12}^x, \quad x = A, B, C \\
\Delta b_2 &= (1-\varphi^*)\eta\delta_2 \cdot I + \varphi^* \Delta b_2 \\
\Delta w_{23} &= (1-\varphi^*)\eta\delta_3 \cdot h_2^T + \varphi^* \Delta w_{23}; \quad \Delta b_3 = (1-\varphi^*)\eta\delta_3 \cdot I + \varphi^* \Delta b_3 \\
\Delta \gamma^x &= (1-\varphi^*)\eta\delta_C^x \cdot C_{ant}^x{}^T + \varphi^* \Delta \gamma^x, \quad x = A, B, C
\end{aligned} \tag{5.105}$$

*/\* Calcular los nuevos pesos y polarizaciones \*/*

$$\begin{aligned}
w_{01}^{x*} &= w_{01}^x + \Delta w_{01}^x, \quad x = A, B, C \\
b_1^x &= b_1^x + \Delta b_1^x, \quad x = A, B, C \\
w_{12}^{x*} &= w_{12}^x + \Delta w_{12}^x, \quad x = A, B, C \\
b_2^* &= b_2 + \Delta b_2 \\
w_{23}^* &= w_{23} + \Delta w_{23}; \quad b_3^* = b_3 + \Delta b_3 \\
\gamma^* &= \gamma + \Delta \gamma \\
\varphi^* &= \varphi
\end{aligned} \tag{5.106}$$

*/\* Propagar la red hacia delante con las mismas entradas, pero aplicando los nuevos pesos \*/*

$$C^{x*} = \tilde{C}^{x*}(k-1), \quad x = A, B, C \tag{5.107}$$

**Para  $\mu=1$  hasta NP**

$$[CP]^x{}^* = \left[ C^{x*} \mid P^x(\mu) \right], \quad x = A, B, C \tag{5.108}$$

$$\begin{aligned}
h_1^x{}^*(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{\left[ -2\beta w_{01}^{x*} \cdot [CP]^x{}^*(\mu) + b_1^x{}^* \right]}} - 1, \quad x = A, B, C \\
h_2^*(\mu) &= \frac{2}{1 + e^{\left[ -2\beta \left[ w_{12}^{A*} w_{12}^{B*} w_{12}^{C*} \right] \cdot \left[ h_1^A{}^*(\mu) h_1^B{}^*(\mu) h_1^C{}^*(\mu) \right] + b_2^* \right]}} - 1 \\
O^*(\mu) &= w_{23}^* \cdot h_2^*(\mu) + b_3^*
\end{aligned} \tag{5.109}$$

*/\* Calcular las nuevas neuronas de contexto \*/*

$$\begin{aligned}
C_{ant}^x{}^*(\mu) &= C^x{}^* + \gamma^x{}^* \cdot C_{ant}^x{}^*(\mu-1), \quad x = A, B, C \\
C^x{}^* &= h_1^x{}^*(\mu) + \gamma^x{}^* \cdot C^x{}^*, \quad x = A, B, C
\end{aligned} \tag{5.110}$$

**fin para**

*/\* Calcular de nuevo el error y la función de coste \*/*

$$\begin{aligned}\varepsilon^* &= T - O^* \\ E^* &= \|\varepsilon^*\| = \varepsilon^* \bullet \varepsilon^{*T}\end{aligned}\quad (5.111)$$

*/\* Actualizar el valor de  $\eta$ , los pesos, los factores de memoria y las neuronas, si conviene \*/*

**si  $E^* > E \cdot K$**

$$\begin{aligned}\eta &= b\eta \\ \varphi^* &= 0\end{aligned}\quad (5.112)$$

**si no**

**si  $E^* < E$**

$$\eta = a\eta \quad (5.113)$$

$$\begin{aligned}h_1^x &= h_1^{x*}, \quad x = A, B, C \\ h_2 &= h_2^*; \quad O = O^* \\ C^x &= C^{x*}, \quad x = A, B, C\end{aligned}\quad (5.114)$$

$$[CP]^x = [CP]^{x*}, \quad x = A, B, C$$

$$\begin{aligned}w_{01}^x &= w_{01}^{x*}, \quad x = A, B, C \\ b_1^x &= b_1^{x*}, \quad x = A, B, C \\ w_{12}^x &= w_{12}^{x*}, \quad x = A, B, C \\ b_2 &= b_2^* \\ w_{23} &= w_{23}^*; \quad b_3 = b_3^* \\ \gamma^x &= \gamma^{x*}, \quad x = A, B, C\end{aligned}\quad (5.115)$$

*/\* Se desplaza el error hacia detrás con los nuevos valores \*/*

$$\varepsilon = \varepsilon^* \quad (5.116)$$

$$\begin{aligned}\delta_3 &= \varepsilon \\ \delta_2 &= \beta(I - h_2 \cdot h_2)(w_{23}^T \bullet \delta_3) \\ \delta_1^x &= \beta(I - h_1^x \cdot h_1^x) \left( w_{12}^{xT} \bullet \delta_2 \right), \quad x = A, B, C \\ \delta_C^x &= \left( w_{C1}^{xT} \bullet \delta_1^x \right), \quad x = A, B, C\end{aligned}\quad (5.117)$$

$$E = E^* \quad (5.118)$$

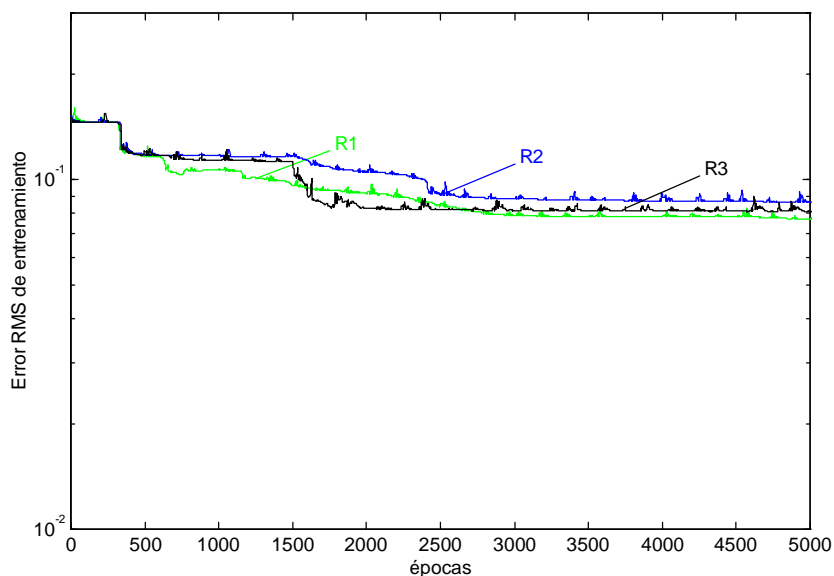
**fin si**

**fin si**

*fin para*

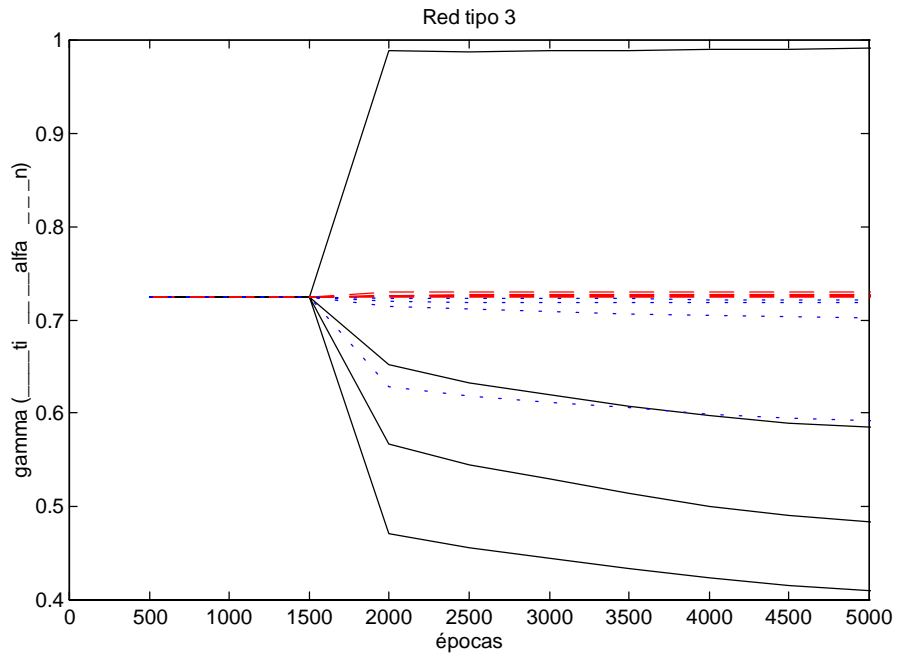
### 5.8.3. Resultados

Para mantener la misma estructura que en la red de tipo 1, que es de donde procede en definitiva la de tipo 3, se consideran tres grupos de neuronas de contexto de 4 neuronas cada uno, lo cual implica una primera capa oculta con un total de 12 neuronas. La segunda capa oculta contiene 6 neuronas, y el resto de parámetros de entrenamiento no varía respecto a lo utilizado hasta ahora. En la figura siguiente se observa el resultado de entrenar la red del tipo 3, inicialmente con  $\gamma=0,725$  constante hasta 1500 épocas y después entrenando también  $\gamma$  hasta las 5000 épocas, y comparando con las redes del tipo 1 y 2. A partir de este punto, el error no descien- de más, quedando comprendido entre el obtenido con los dos tipos de redes vistos anteriormente.

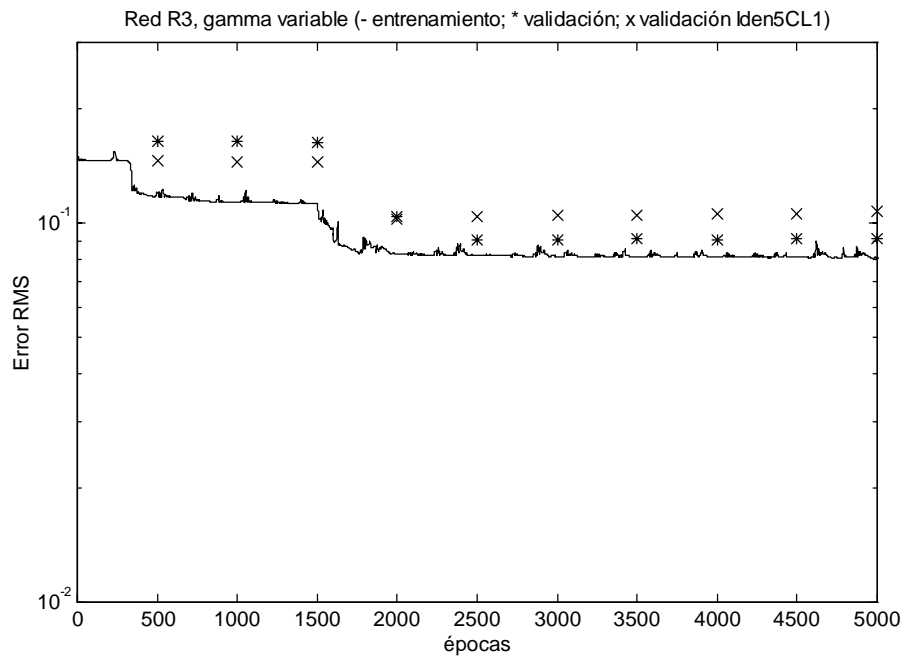


**Fig. 5.37: Comparación entre las redes de tipo 1, 2 y 3.**

La evolución de los tres grupos de valores de  $\gamma$ , correspondientes a  $(ti, \alpha, n)$ , puede verse en la figura 5.38. Es de destacar que los valores correspondientes a las neuronas de contexto asociadas a  $ti$  están bastante repartidos, lo que implica dinámica muy variable, como es sabido; los correspondientes a  $\alpha$  tienen valores bajos, con lo cual se memorizan los valores más recientes. Los correspondientes a  $n$  apenas se ven modificados respecto al valor inicial.



**Fig. 5.38: Evolución de  $\gamma$  a lo largo del entrenamiento de la red de tipo 3**



**Fig. 5.39: Error de entrenamiento y validación en función del número de épocas con la red de tipo 3**

Error RMS	Identificación	Validación	Iden5CL1
RN tipo 1	0,0768	0,0933	0,1181
RN tipo 2	0,0859	0,1251	0,1200
RN tipo 3	0,0809	0,0869	0,1084

Tabla 5.17: Error de entrenamiento con RN recurrentes de tipo 3

La validación del entrenamiento, con la secuencia habitual de validación y de la simulación con Iden5CL1, cerrando el lazo desde la UEGO, se resume en la tabla 5.17. Se aprecia que, si bien el error absoluto de entrenamiento no desciende, sí que hay una mejora notable en la capacidad de generalización de la red, en comparación con los otros tipos de redes.

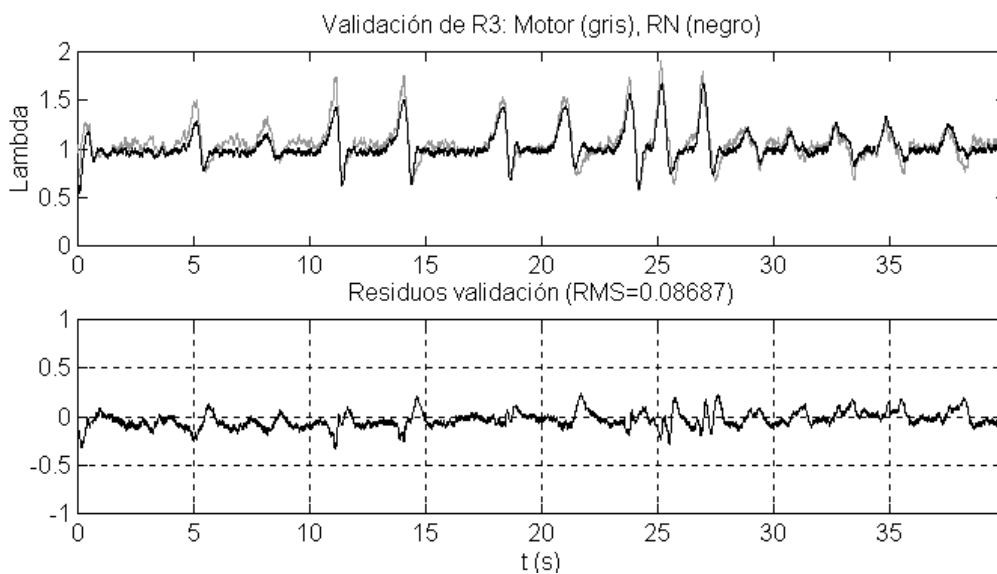


Fig. 5.40: Generalización con la red de tipo 3

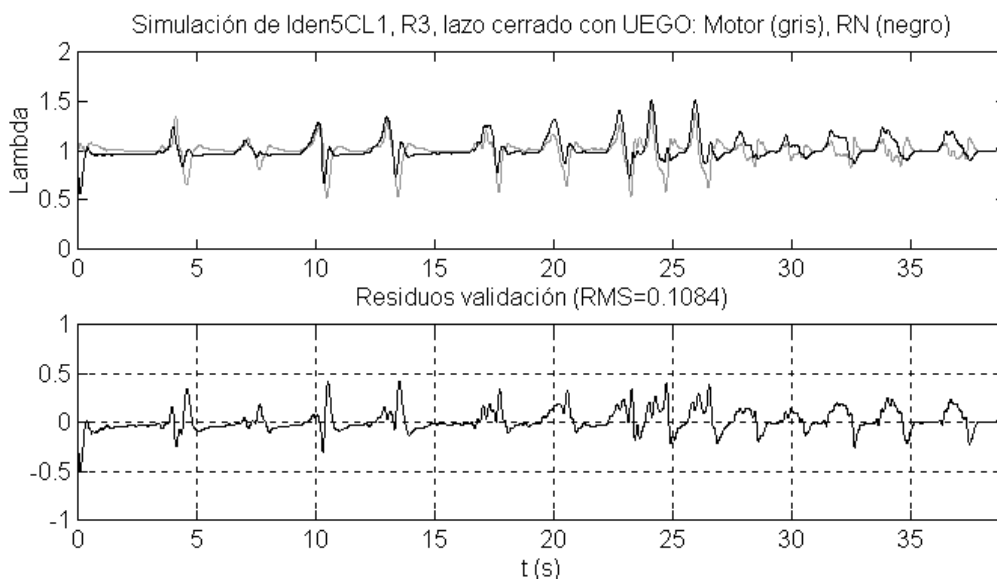


Fig. 5.41: Validación de la red de tipo 3 con la secuencia Iden5CL1

## 5.9. Control en lazo cerrado con entrenamiento *on-line*

La necesidad de crear un observador que se ajuste a las variaciones del modelo eficientemente para tener información sobre la salida instantáneamente (sin esperar a los retardos del motor), implica necesariamente una identificación *on-line* del motor con objeto de compensar sus posibles variaciones (cambio de condiciones ambientales, envejecimiento con el uso, tolerancias entre distintos motores de la misma serie, ...), así como las deficiencias del entrenamiento *off-line*. La solución adoptada es utilizar una RN (*feedforward* o recurrente) como observador y entrenarla *on-line* para que dé una estimación de  $\lambda$  lo más correcta posible.

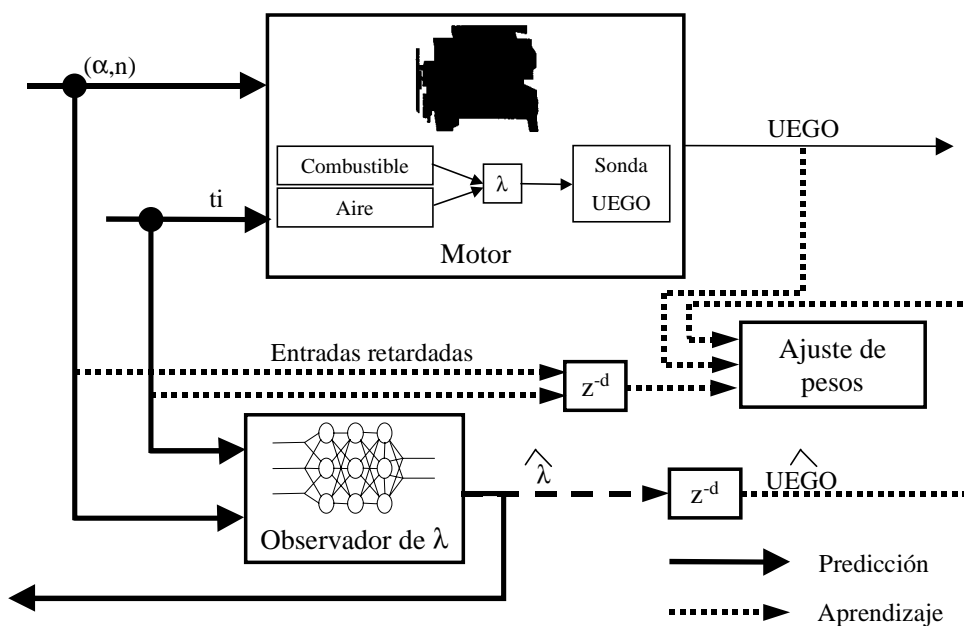


Fig. 5.42: Estructura de predicción y aprendizaje *on-line* del observador neuronal

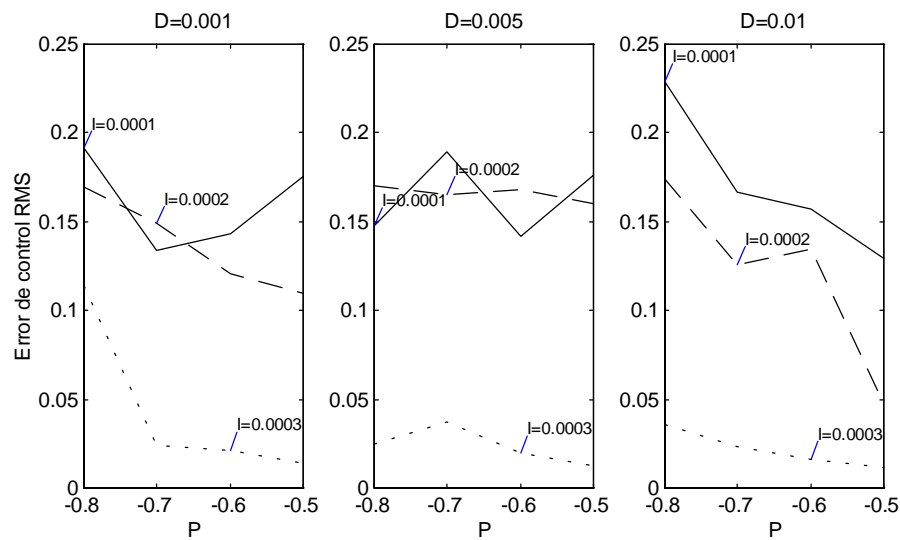
La figura 5.42 muestra la estructura del observador, en lo que a predicción y entrenamiento se refiere. Es importante destacar que, desde el momento que se cierra el lazo de control desde el observador y no desde la sonda UEGO, la convergencia queda asegurada gracias al bloque de ajuste de pesos. Por ese motivo, no es necesario recurrir a esquemas clásicos como el predictor de Smith, sino que, como se verá más adelante, un controlador de tipo PID es suficiente; al eliminarse los retardos puros y por tanto la influencia de estos en la dinámica del sistema, puede suprimirse la ganancia tabulada, y dejar un único parámetro P, I y D. Ahora bien, la respuesta del sistema no sólo depende de los parámetros del controlador, sino de la velocidad de aprendizaje (caracterizada por el "learning rate"  $\eta$ ), y el propio retardo con que este se produce respecto a la predicción. La migración hacia la identificación *on-line* consistirá en ajustar el comportamiento de los parámetros P, I, D y  $\eta$  para la respuesta en lazo cerrado sea estable.

Para la simulación del sistema se ha comprobado el comportamiento de todas las redes estudiadas anteriormente, con los parámetros definidos para el entrenamiento

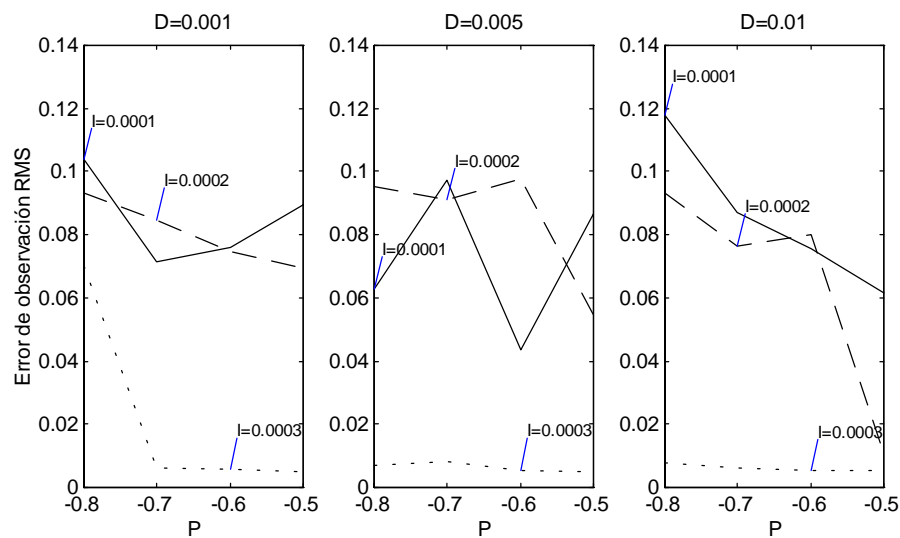


*off-line*. La secuencia aplicada es siempre Iden5CL1, cuyos detalles se muestran en el apartado 3.8. y la figura 3.25.

La sintonía del controlador PID se ha realizado sobre el modelo del motor, al que se le han eliminado los retardos puros, y mediante el método de Ziegler-Nichols en lazo cerrado. Posteriormente se ha efectuado una comprobación con la simulación de la secuencia Iden5CL1, como muestran las figuras 5.43 y 5.44. Los criterios utilizados son el error de control y de observación. No obstante, dado que los diferentes tipos de red neuronal pueden tener un comportamiento dinámico ligeramente diferente, es necesario un ajuste fino de los parámetros para cada una de ellas, alrededor de los valores aquí obtenidos.



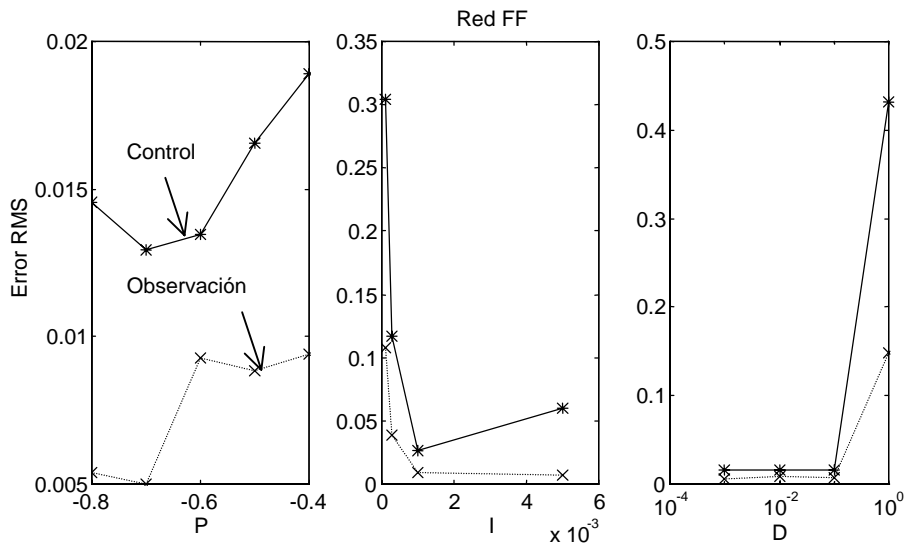
**Fig. 5.43: Error de control en lazo cerrado, función de los parámetros P, I, D**



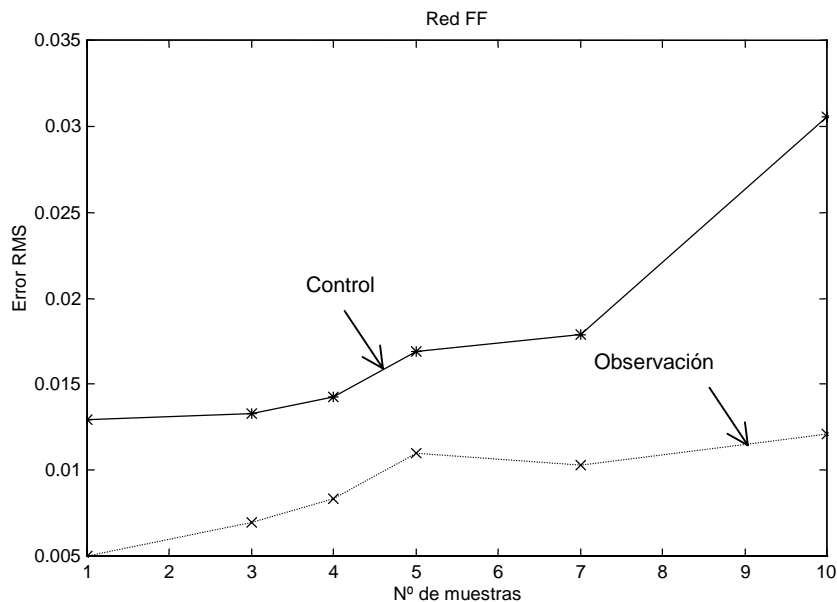
**Fig. 5.44: Error de observación en lazo cerrado, función de los parámetros P, I, D**

### 5.9.1. Red *feedforward*

Los parámetros de aprendizaje que se han fijado son  $\eta_0=0,005$ ,  $a=1,05$ ;  $b=0,7$ ,  $K=1,04$ ,  $\varphi=0,95$ . El error RMS de control obtenido cuando se cierra el lazo con una red *feedforward* al ajustar cada uno de los parámetros P, I y D, manteniendo los otros dos fijos, se muestra en la gráfica siguiente. De ahí, se elige  $P=-0,7$ ;  $I=5 \cdot 10^{-4}$ ;  $D=0,01$ .



**Fig. 5.45: Ajuste fino del controlador PID para la red *feedforward***

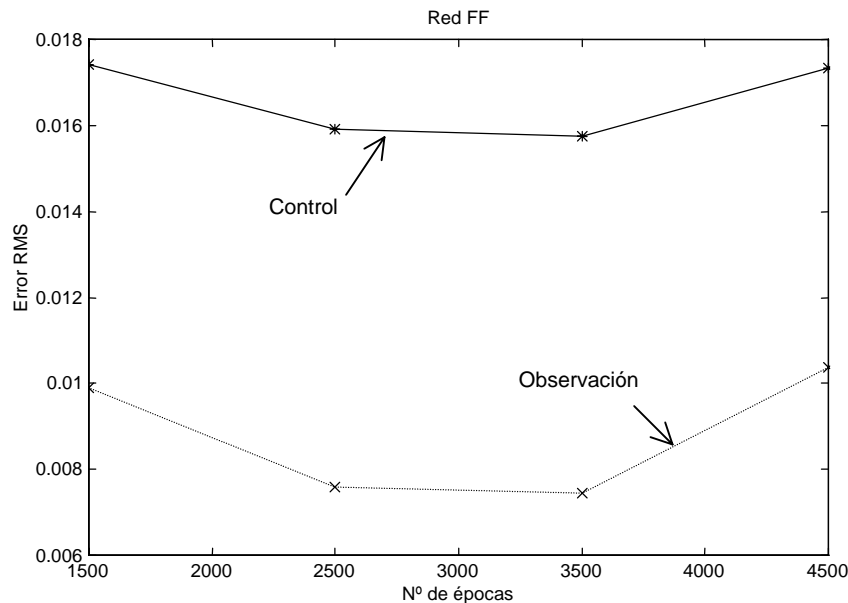


**Fig. 5.46: Error de control en función del número de muestras para la red *feedforward***

Otro grupo de parámetros que debe tenerse en cuenta es el referente al HSA. Como número de ciclos se fija  $NC=30$ , aunque en la mayoría casos se observa que con  $NC=10$ , el error ya no desciende más. En cuanto al número de muestras  $NP$ , se

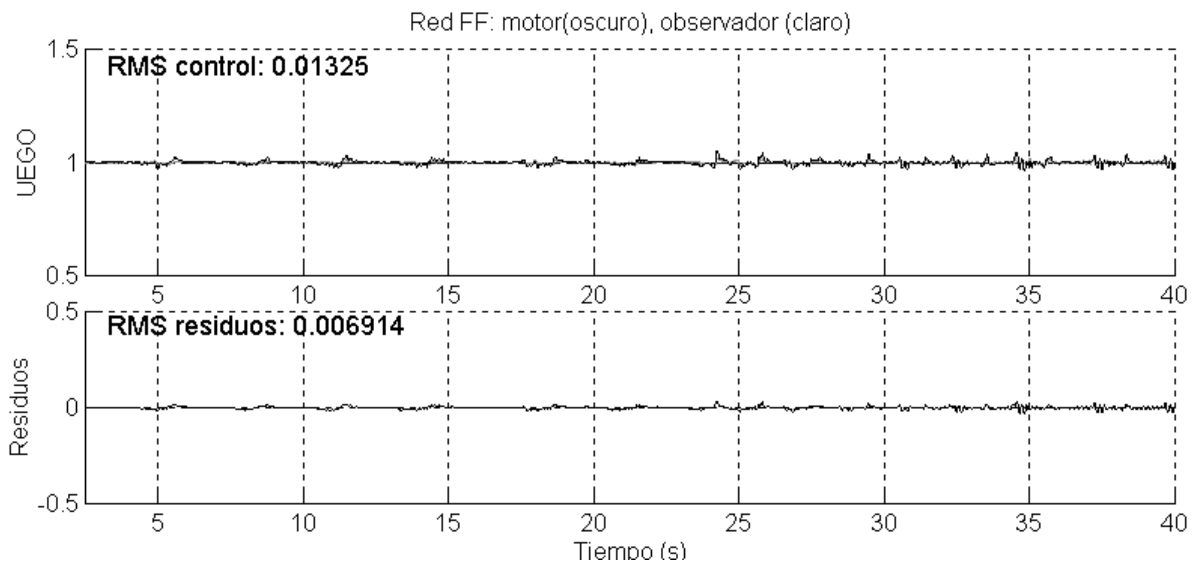
aprecia en la gráfica 5.46 cómo el mejor resultado se obtiene con  $NP=1$ , es decir, sólo con la última muestra.

El número de épocas de entrenamiento con las que se obtiene el menor error de control no coincide con el que proporciona el menor error de entrenamiento. El fenómeno del sobreentrenamiento es mucho más manifiesto cuando se cierra el lazo de control con el observador, de modo que el valor óptimo se obtiene para 3500 épocas.

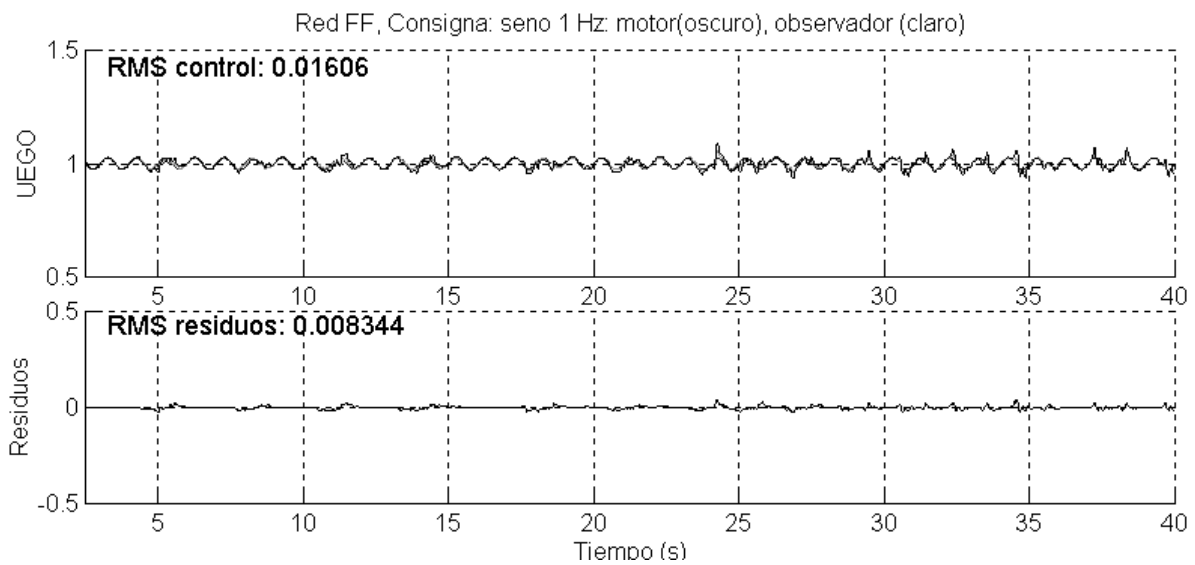


**Fig. 5.47: Error de control en función del número de épocas de entrenamiento para la red *feedforward***

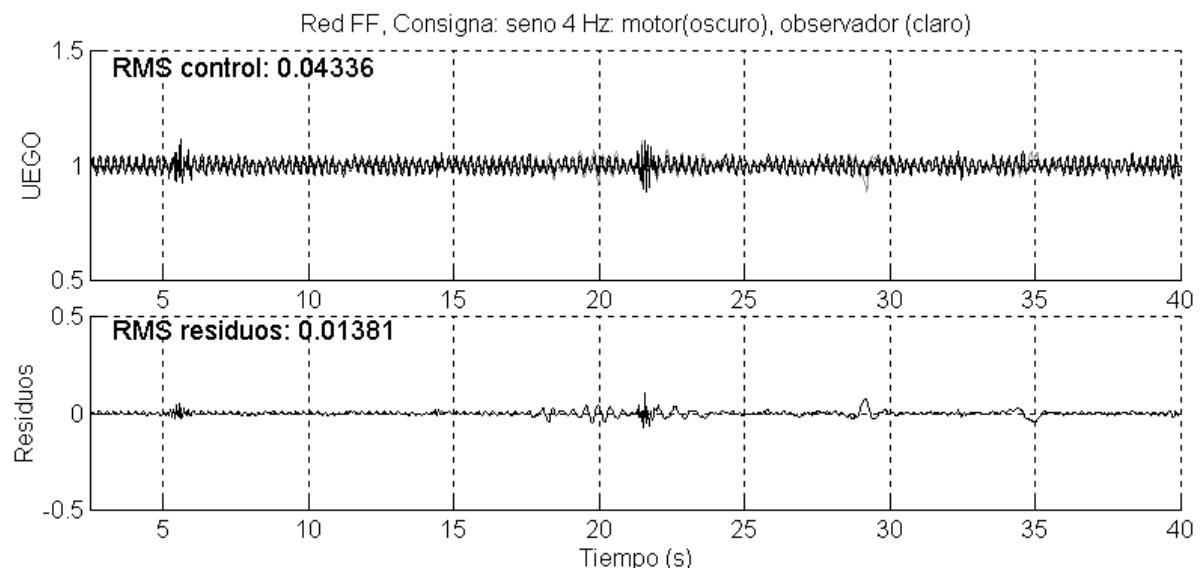
Las siguientes gráficas muestran por un lado, las señales resultantes de la sonda UEGO y del observador tras aplicarle el retardo, y por el otro los residuos de observación, para simulación con la secuencia Iden5CL1 y el lazo cerrado desde el observador. El primer caso es con una consigna  $\lambda=1$ ; los dos casos siguientes son el resultado de aplicar una oscilación senoidal de  $\pm 0,025$  de amplitud, y frecuencia 1 Hz y 4 Hz respectivamente. Finalmente se introduce ruido blanco en la señal del tiempo de inyección  $t_i$ , con una potencia multiplicativa de  $10^{-3}$  s y aditiva de  $10^{-2}$  s, y con un período de muestreo de 0,1 s, al igual que se hizo en el capítulo 4 con el controlador convencional.



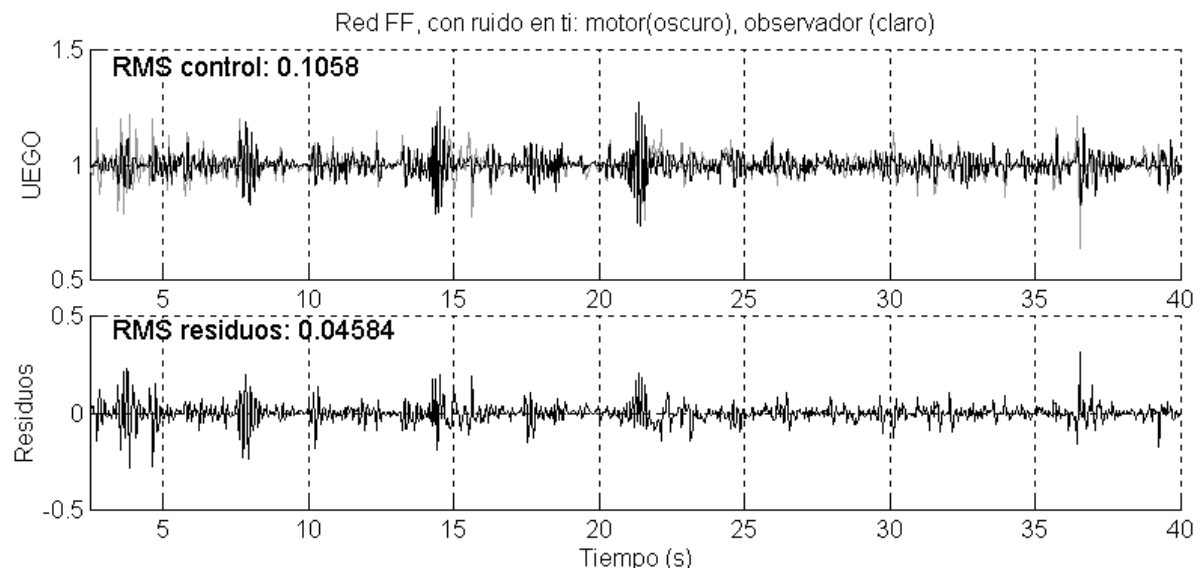
**Fig. 5.48: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red *feedforward***



**Fig. 5.49: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red *feedforward* y oscilación senoidal del 2,5% y 1 Hz**



**Fig. 5.50: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red *feedforward* y oscilación senoidal del 2,5% y 4 Hz**



**Fig. 5.51: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red *feedforward* y adición de ruido en  $t_i$**

### 5.9.2. Red recurrente de tipo 1

El procedimiento utilizado es análogo al de las redes *feedforward*. El primer paso ha sido optimizar el controlador PID, utilizando los mismos parámetros de aprendizaje. En este caso se aplica una ganancia ligeramente menor:  $P=0,4$ ;  $I=5 \cdot 10^{-4}$ ;  $D=0,01$ .

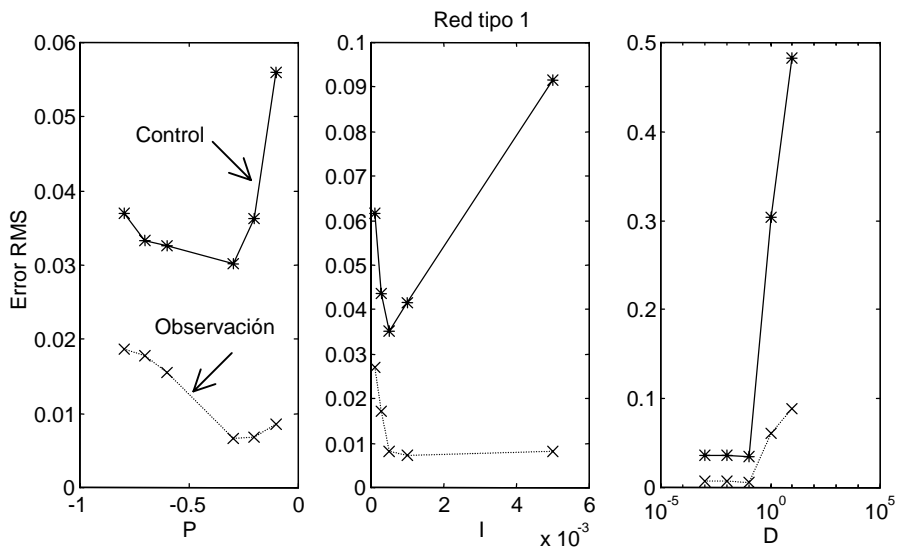


Fig. 5.52: Ajuste fino del controlador PID para la red de tipo 1

El mejor resultado se produce para un número de muestras  $NP=3$ , como se observa en la gráfica a continuación. Se toma  $NC=30$ .

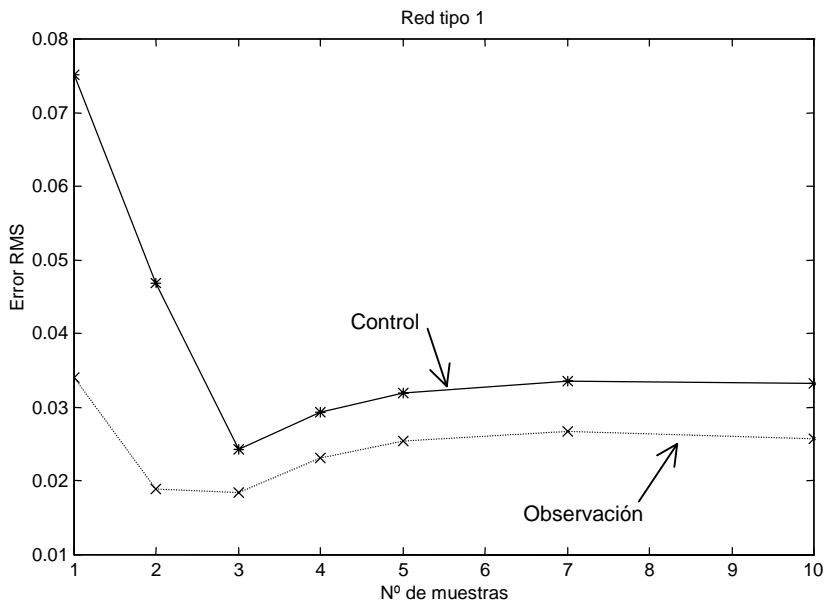


Fig. 5.53: Error de control en función del número de muestras para la red de tipo 1

La evolución del error de control frente al número de épocas de entrenamiento, mostrada en la figura 5.54, es tal que el mínimo se alcanza tras las 4500 épocas. Las simulaciones correspondientes a los mismos escenarios utilizados con las redes *feedforward* pueden verse en las figuras que siguen a continuación.

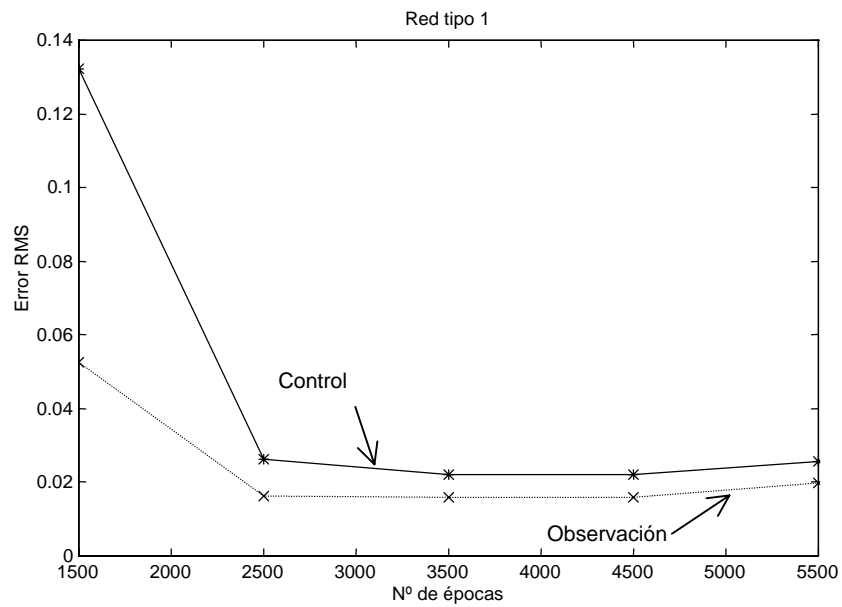


Fig. 5.54: Error de control en función del número de épocas de entrenamiento para la red de tipo 1

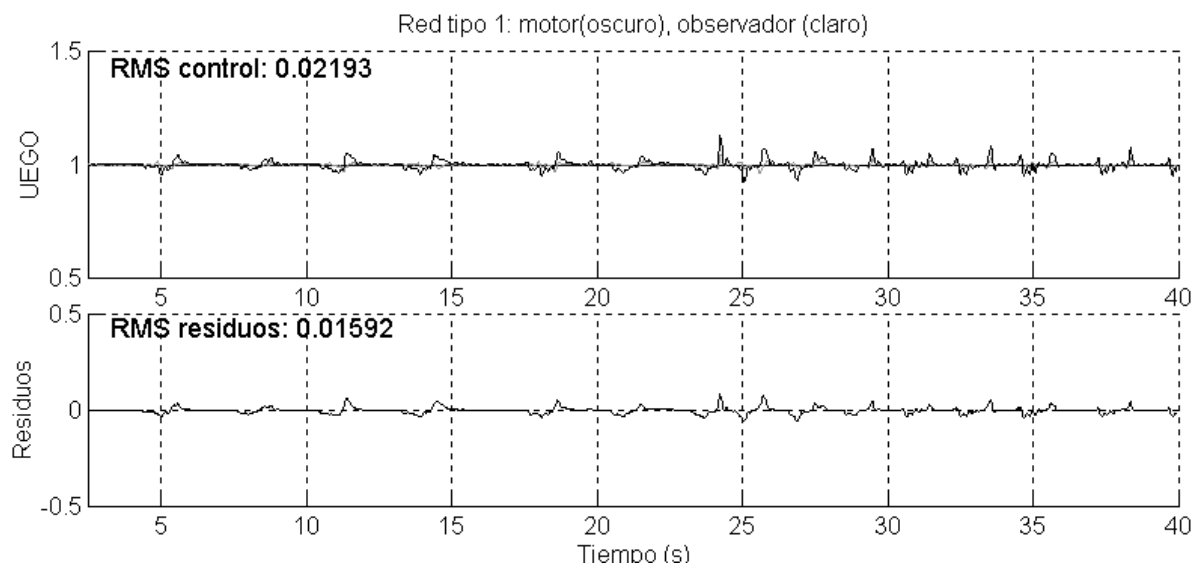
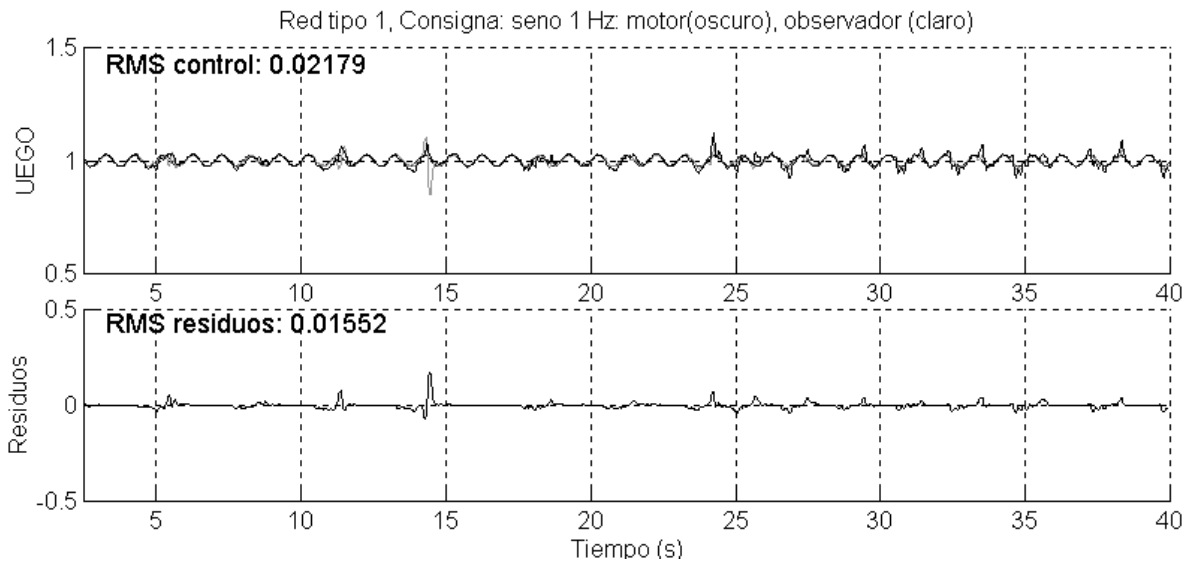
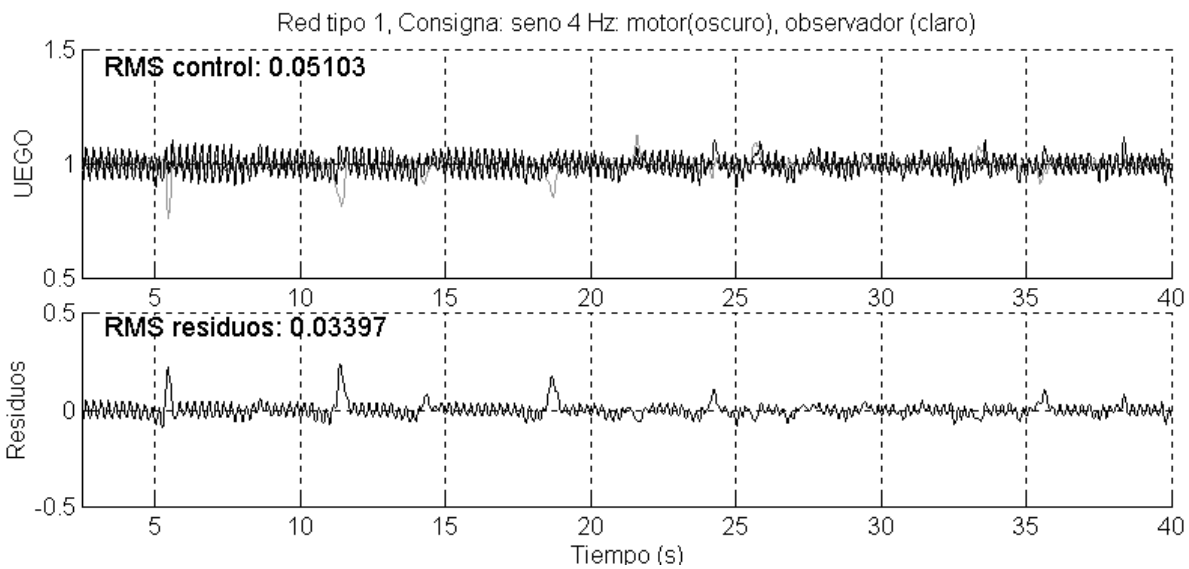


Fig. 5.55: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 1

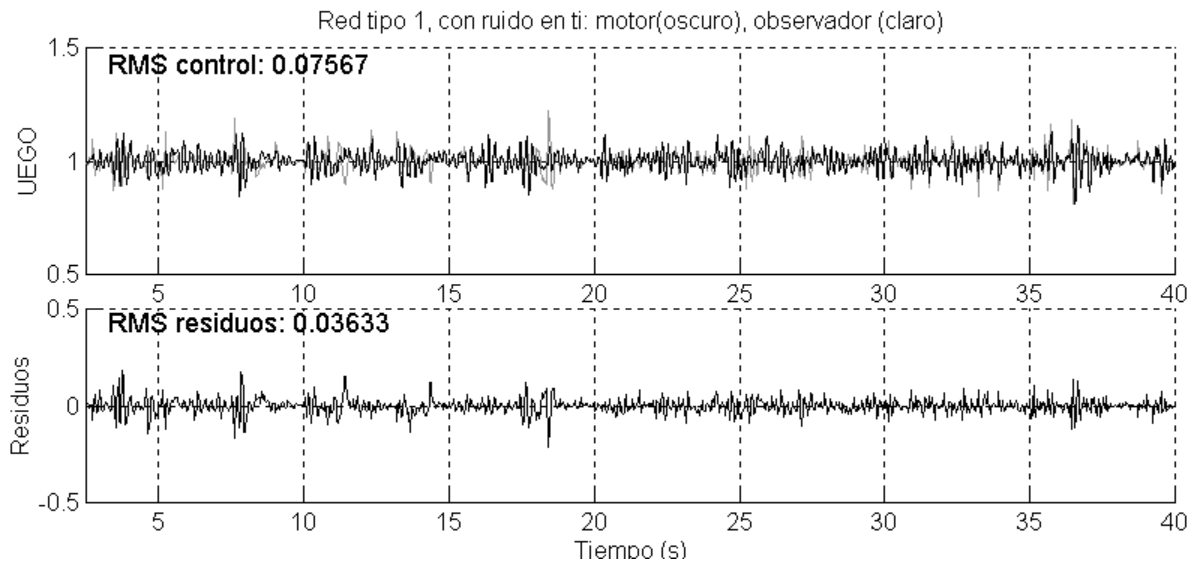


**Fig. 5.56: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 1 y oscilación senoidal del 2,5% y 1 Hz**



**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**

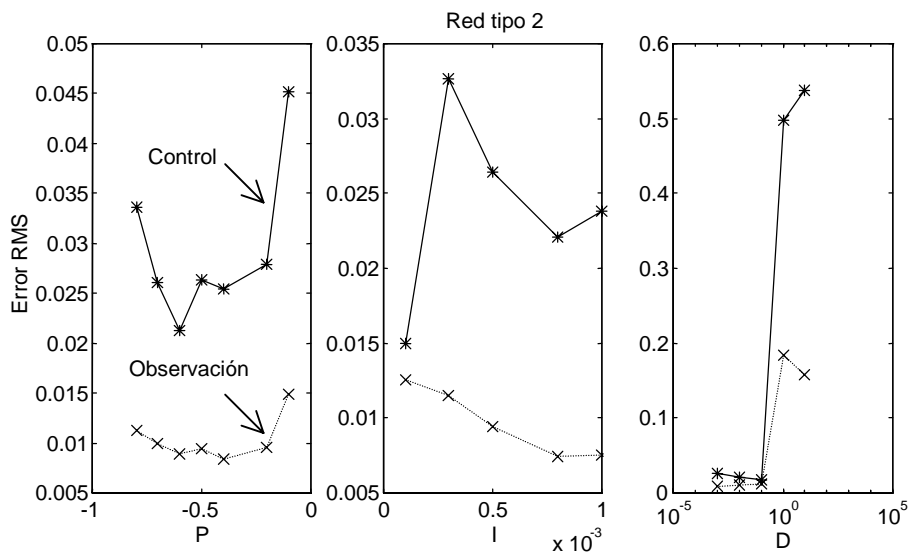




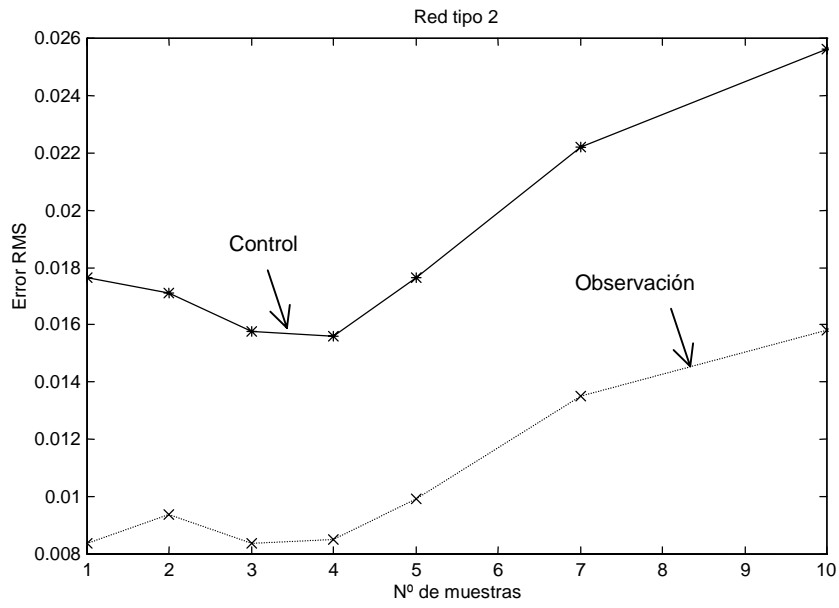
**Fig. 5.58:** Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 1 y adición de ruido en  $t_i$

### 5.9.3. Red recurrente de tipo 2

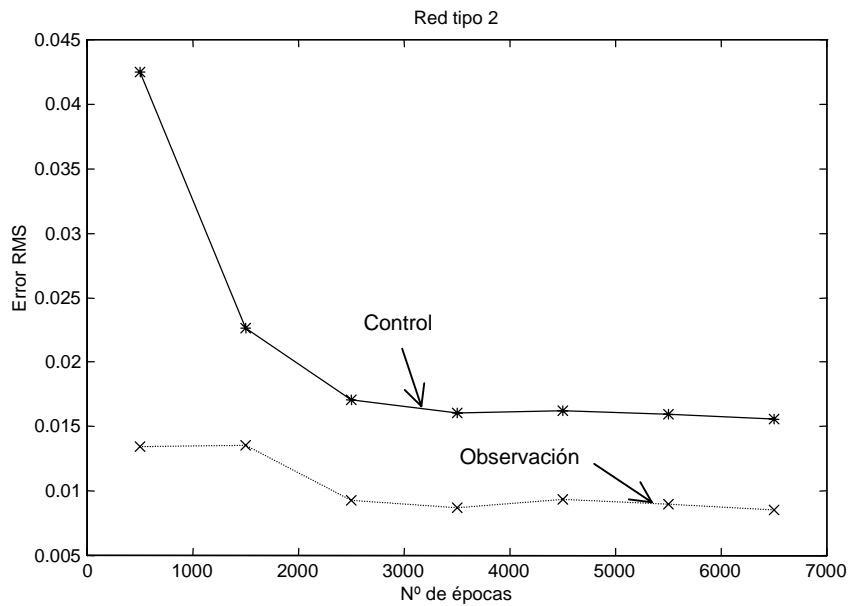
Los parámetros de control elegidos para el PID son en este caso  $P=-0,5$ ;  $I=5 \cdot 10^{-4}$ ;  $D=0,01$ . El mínimo error se obtiene para  $NP=4$  muestras, y tras un entrenamiento de 6500 épocas.



**Fig. 5.59:** Ajuste fino del controlador PID para la red de tipo 2



**Fig. 5.60: Error de control en función del número de muestras para la red de tipo 2**



**Fig. 5.61: Error de control en función del número de épocas de entrenamiento para la red de tipo 2**

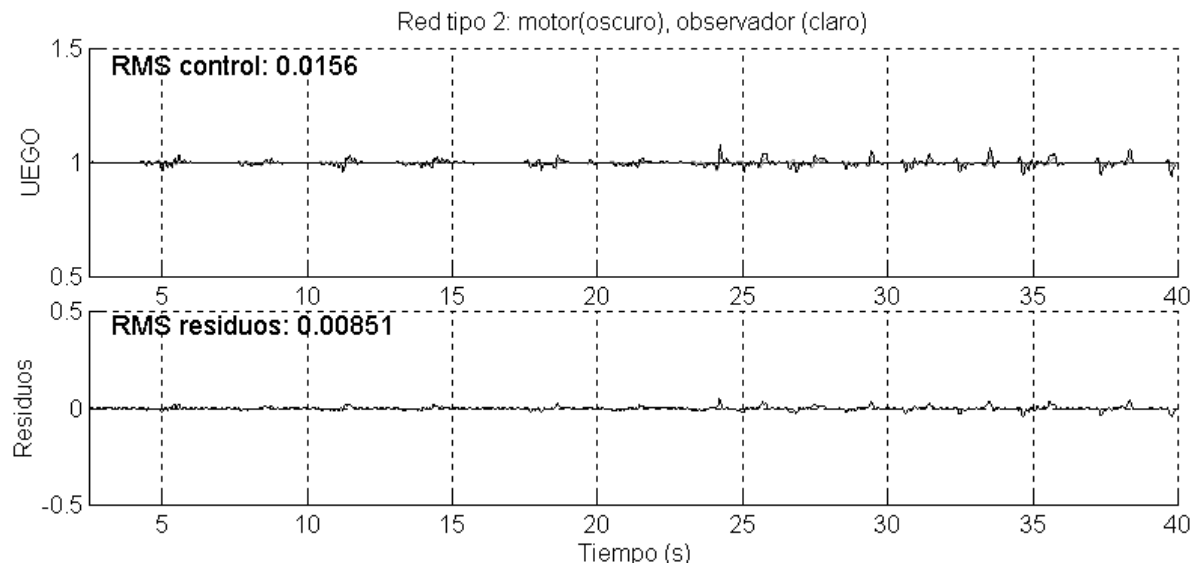


Fig. 5.62: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 2

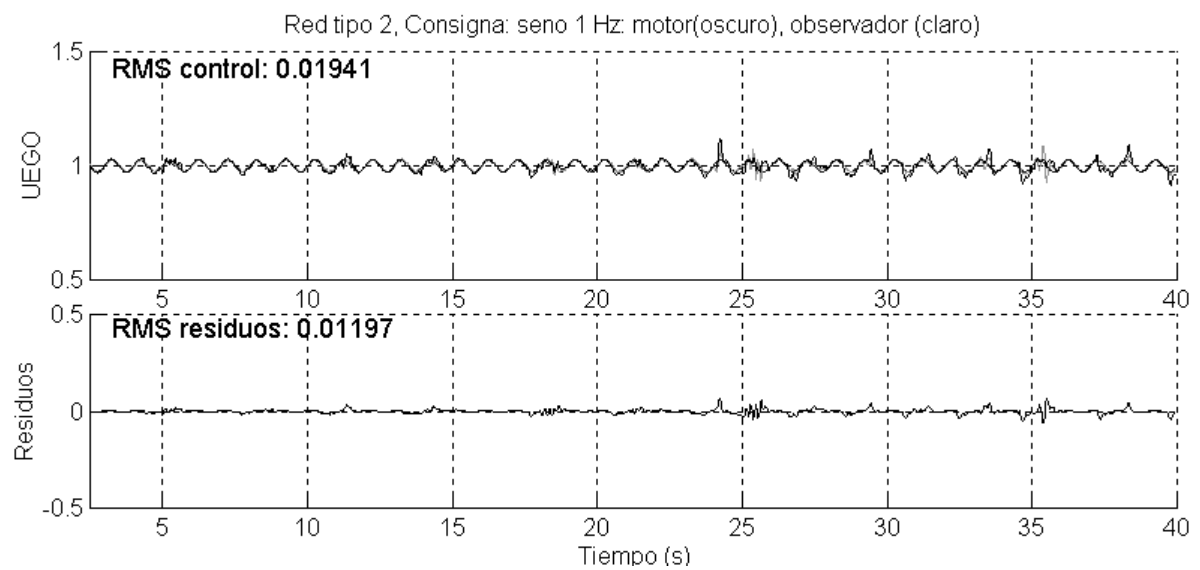
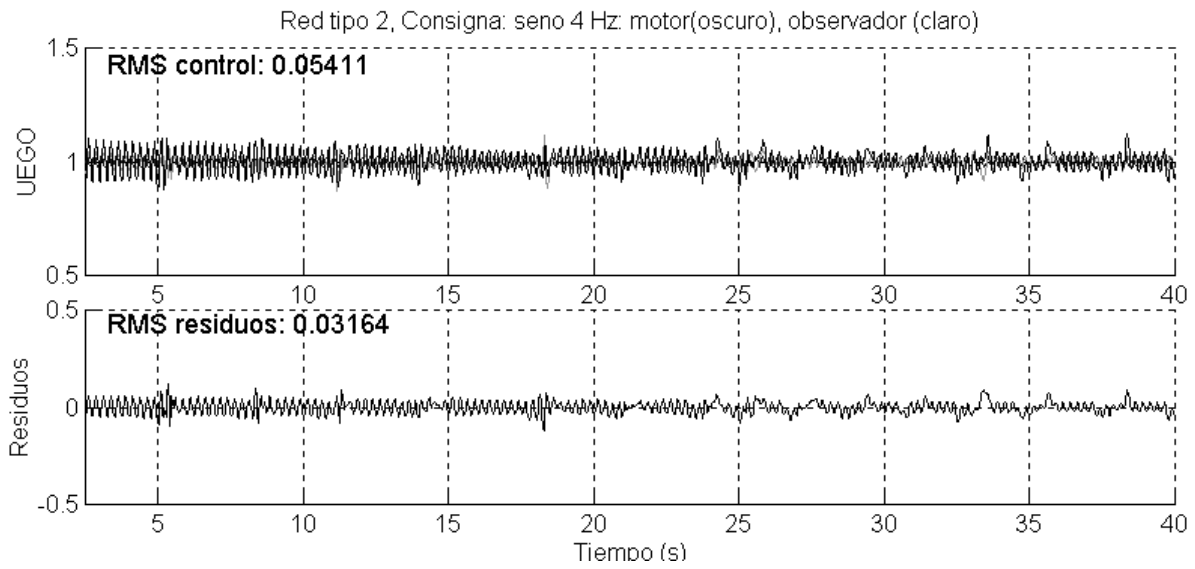
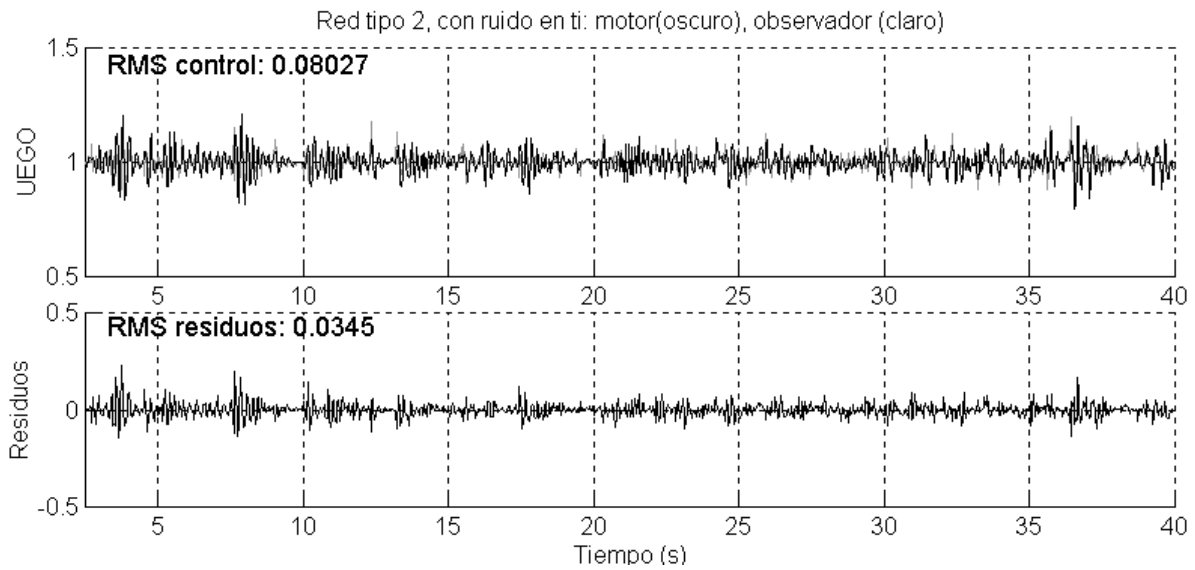


Fig. 5.63: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 2 y oscilación senoidal del 2,5% y 1 Hz



**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



**Fig. 5.65:** Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 2 y adición de ruido en  $t_i$

### 5.9.4. Red recurrente de tipo 3

Los parámetros óptimos para cerrar el lazo de control con este tipo de redes son:  $P=-0,6$ ;  $I=3 \cdot 10^{-4}$ ;  $D=0,01$ ;  $NP=1$  muestra, y un entrenamiento de 6500 épocas. Se confirma de nuevo que el entrenamiento de estas redes es bastante más lento, pero converge mucho mejor que con los otros tipos de redes.

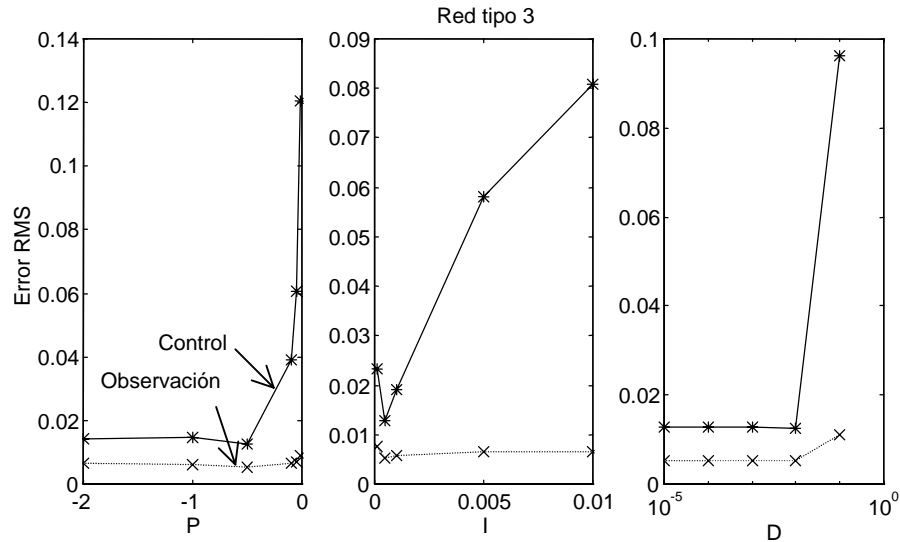


Fig. 5.66: Ajuste fino del controlador PID para la red de tipo 3

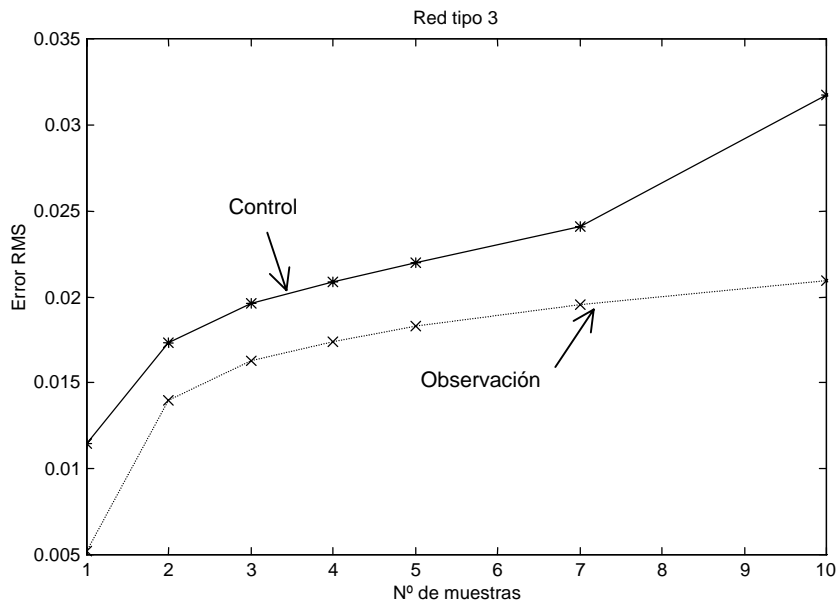
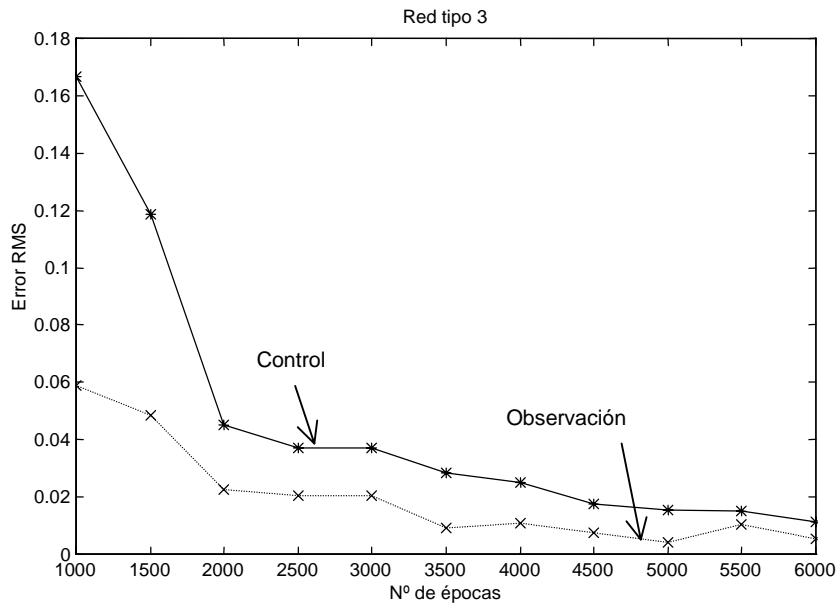
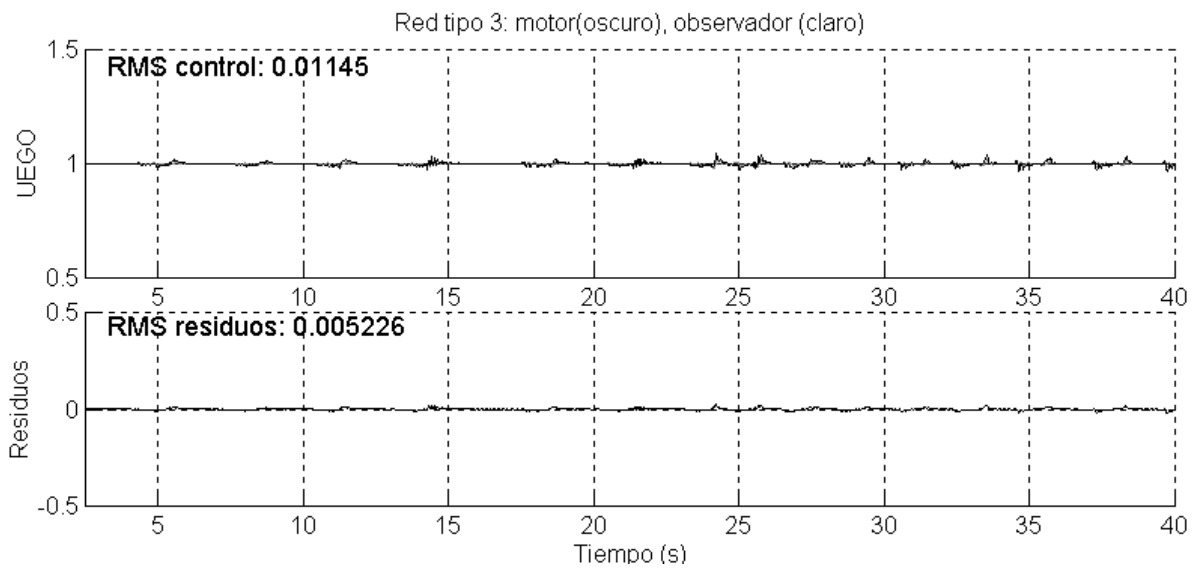


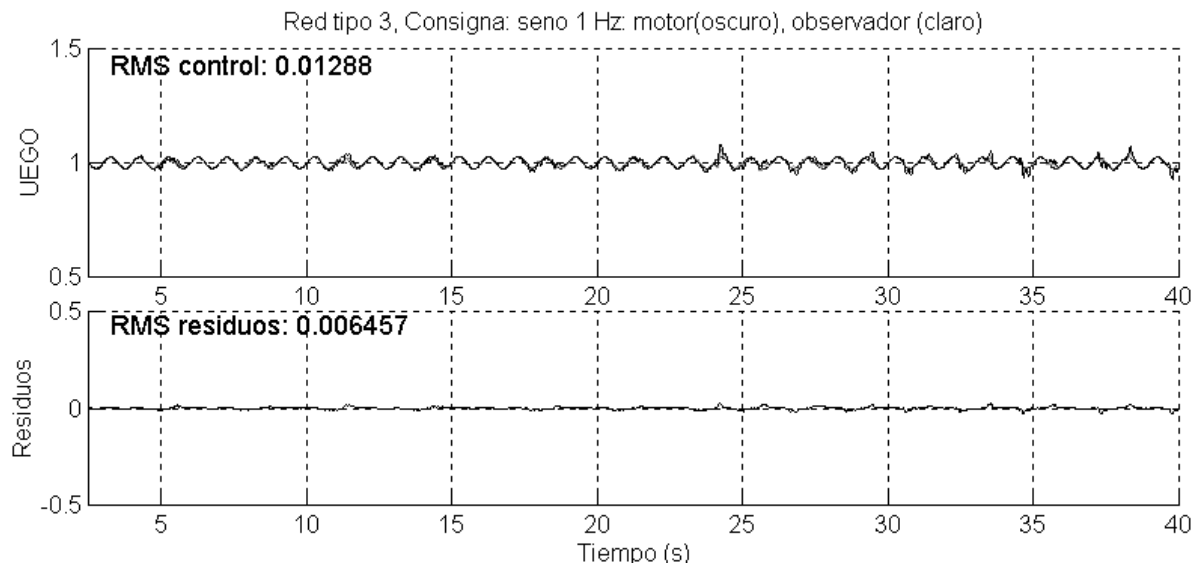
Fig. 5.67: Error de control en función del número de muestras para la red de tipo 3



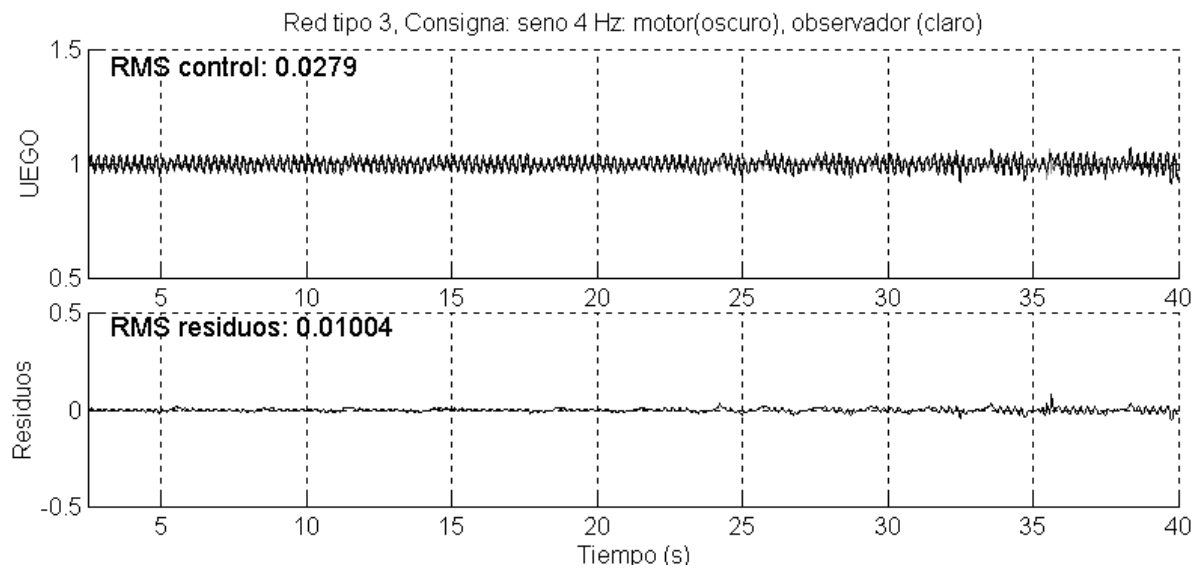
**Fig. 5.68: Error de control en función del número de épocas de entrenamiento para la red de tipo 3**



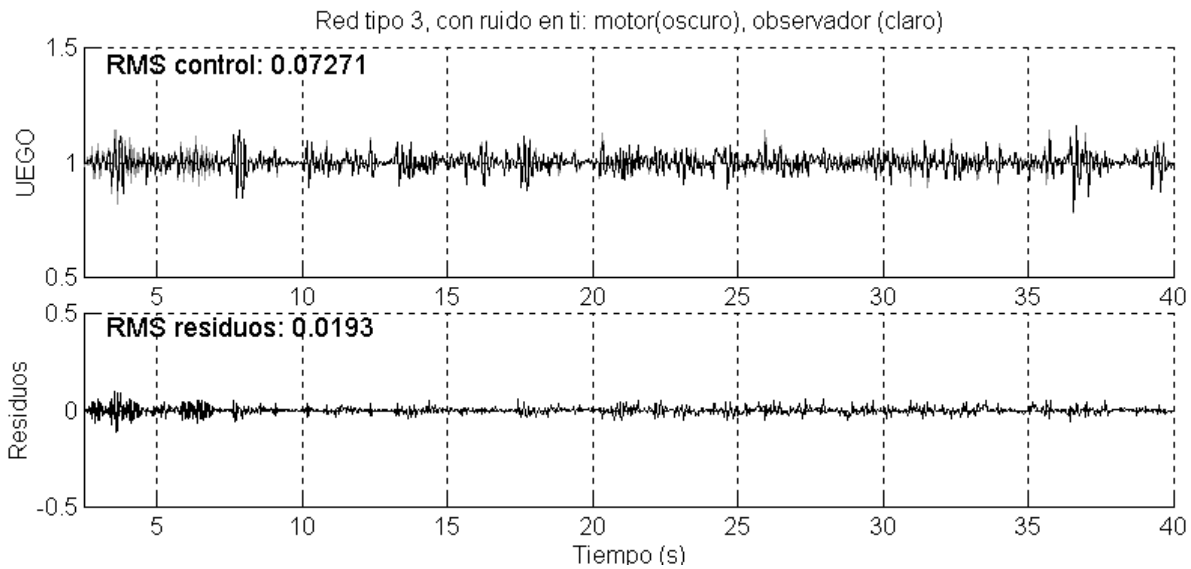
**Fig. 5.69: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 3**



**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**



**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**



**Fig. 5.72: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 3 y adición de ruido en  $t_i$**

### 5.9.5. Robustez de los resultados

La tabla 5.18 resume todos los resultados en lazo cerrado correspondientes al comportamiento de los distintos observadores neuronales, aplicando la secuencia de entrada  $I_{den5CL1}$ , con valores de consigna constante, oscilación de 1 Hz, 4 Hz y con ruido aleatorio en  $t_i$ , siempre alrededor de  $\lambda=1$ . Queda evidente el mejor comportamiento de la red recurrente de tipo 3 frente a los otros tipos de redes. Con el observador neuronal, se logra reducir el error de control en un factor de 10, respecto a la situación convencional.

La precisión en el control queda afectada por otra perturbación: el retardo puro producido en el proceso, y la estimación de este que se aplica al observador. La robustez en este sentido queda demostrada por las dos gráficas siguientes.

La gráfica 5.73 representa el error RMS de control en lazo cerrado con el observador, al variar el retardo puro producido en el motor. La red puede adaptarse mediante entrenamiento *on-line* a retardos hasta un 20% mayores, y sin ningún problema a retardos menores, situación en la que el error apenas se incrementa; en cualquier caso se requeriría un nuevo entrenamiento *off-line* previo.

En la gráfica 5.74 se representa el error cuando el retardo puro del motor permanece fijo, pero en cambio se modifica el retardo aparente aplicado a la salida del observador. Nuevamente se obtienen resultados aceptables para desviaciones del  $\pm 20\%$ , mejorando incluso el comportamiento cuando el valor aplicado es algo mayor. La simulación con un retardo aparente incrementado en un 20%, se muestra en la figura 5.75. Esto puede explicarse debido a que la sonda UEGO introduce una constante de tiempo, lo que hace que el retardo aparente sea algo mayor que el retardo puro de la planta, a pesar de que en el preestudio realizado en el apartado 5.4 con un observador lineal, ambos valores coincidían.



		Error RMS de control		Error RMS de observación	
		Lazo cerrado observador	Lazo cerrado UEGO	Lazo cerrado observador	Lazo cerrado UEGO
$\lambda=1$	Sin observador	—		—	—
	RN <i>feedforward</i>	0,01325		0,00691	0,1270
	RN recurrente de tipo 1	0,02193	0,1139	0,01592	0,1181
	RN recurrente de tipo 2	0,01560		0,00851	0,1200
	RN recurrente de tipo 3	0,01145		0,00523	0,1084
$\pm 2,5\%$ ; 1 Hz	Sin observador	—		—	—
	RN <i>feedforward</i>	0,01606		0,00834	—
	RN recurrente de tipo 1	0,02179	0,1156	0,01552	—
	RN recurrente de tipo 2	0,01941		0,01197	—
	RN recurrente de tipo 3	0,01288		0,00646	—
$\pm 2,5\%$ ; 4 Hz	Sin observador	—		—	—
	RN <i>feedforward</i>	0,04336		0,01381	—
	RN recurrente de tipo 1	0,05103	0,1171	0,03397	—
	RN recurrente de tipo 2	0,05411		0,03164	—
	RN recurrente de tipo 3	0,02790		0,01004	—
Ruido <i>ti</i>	Sin observador	—		—	—
	RN <i>feedforward</i>	0,1058		0,04584	—
	RN recurrente de tipo 1	0,07567	0,1651	0,03633	—
	RN recurrente de tipo 2	0,08027		0,03450	—
	RN recurrente de tipo 3	0,07271		0,01930	—

Tabla 5.18: Resumen de resultados en lazo cerrado aplicando control convencional y avanzado

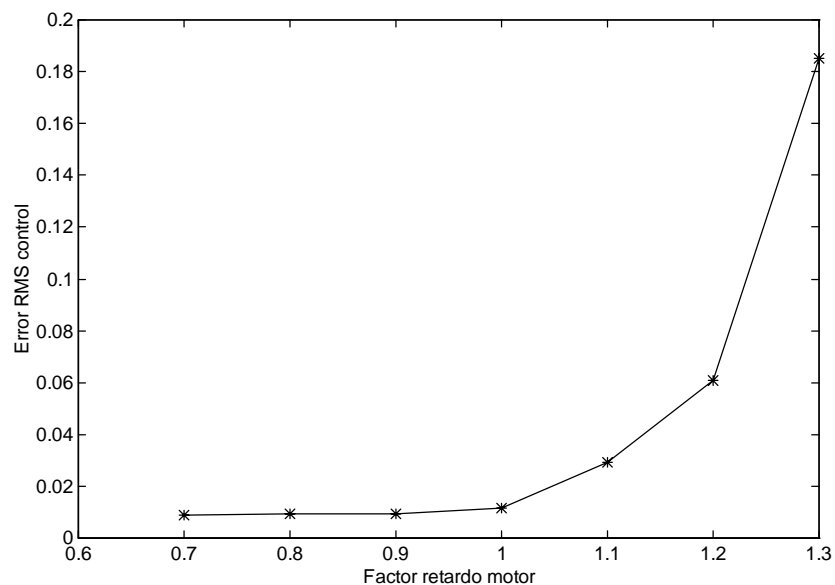
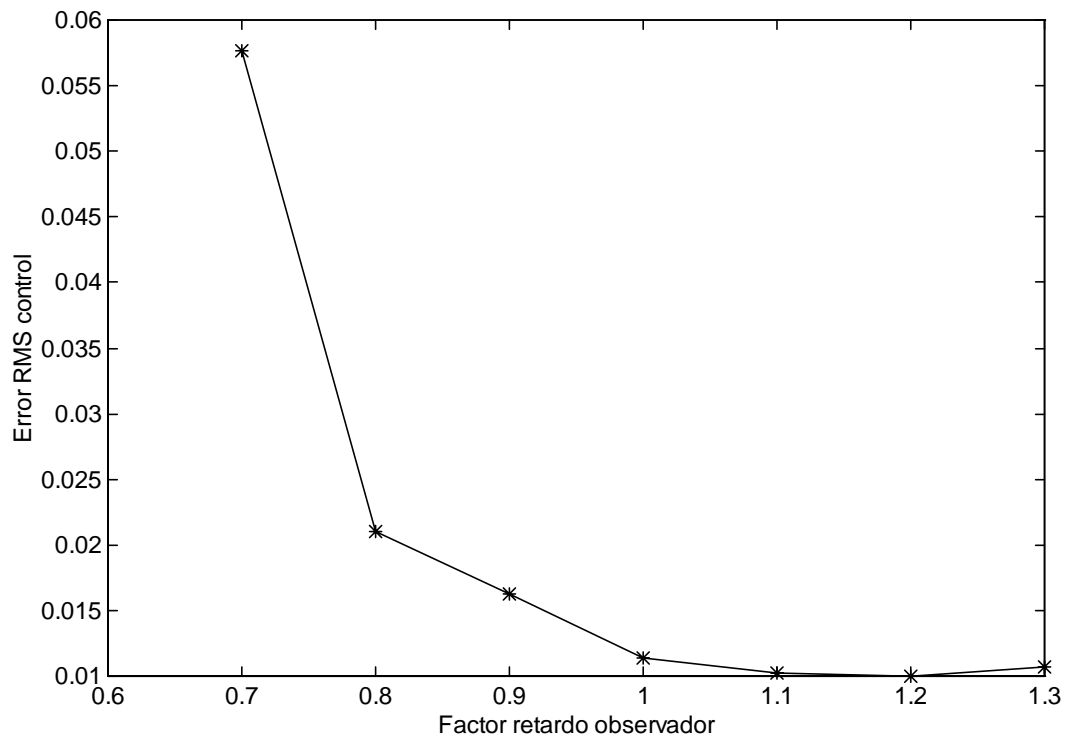
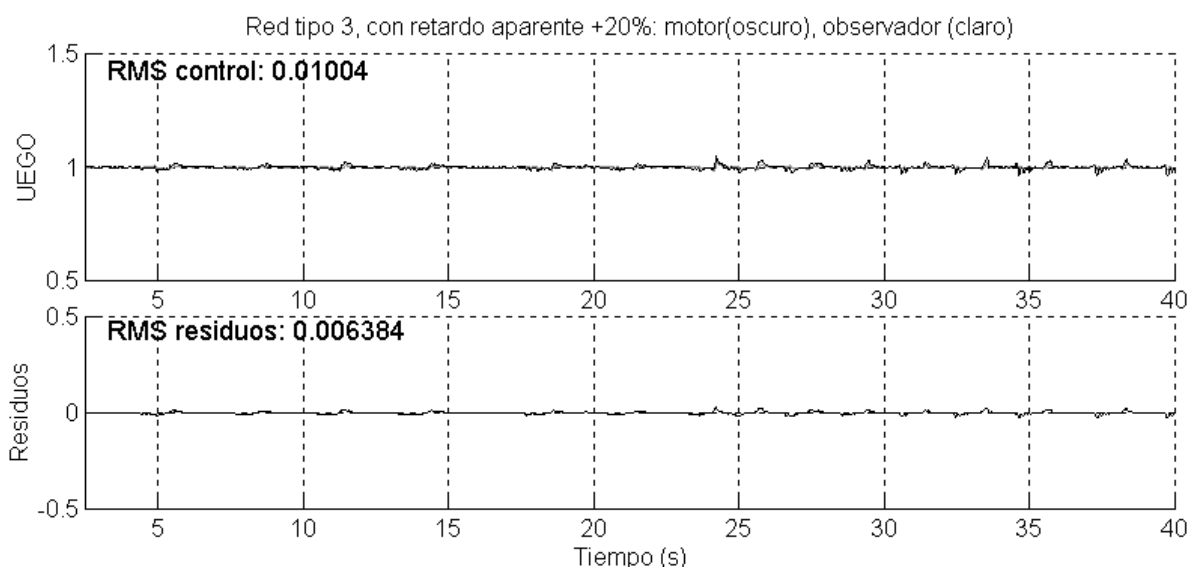


Fig. 5.73: Error de control en lazo cerrado al modificar el retardo puro del motor



**Fig. 5.74: Error de control en lazo cerrado al modificar el retardo aparente aplicado al observador**



**Fig. 5.75: Simulación en lazo cerrado con observador basado en una red de tipo 3 y retardo aparente incrementado en un 20%**

# Capítulo 6:

## Conclusiones y trabajo futuro

### 6.1. Conclusiones

#### 6.1.1. Revisión y conclusiones de carácter general

Se ha desarrollado un modelo matemático del motor, el cual ha sido validado con diferentes mediciones obtenidas experimentalmente en las instalaciones de ensayo. La comparación de los resultados procedentes de la simulación y de los ensayos, aplicando seis secuencias distintas de las entradas (ángulo de mariposa  $\alpha$ , tiempo de inyección  $ti$ ), muestra una buena aproximación en el cálculo de las variables que intervienen en el proceso de formación de la mezcla (caudal de combustible  $\dot{m}_f$ , caudal de aire  $\dot{m}_a$ , presión de admisión  $P_{adm}$ , relación aire combustible  $\lambda$ ), e incluso en la generación de par y la dinámica del coche (cálculo del régimen del motor), a pesar de su simplicidad.

La bibliografía consultada para la realización del modelo del motor ofrece algoritmos normalmente incompletos, donde no se menciona el procedimiento de ajuste de los parámetros. Dado que estos modelos se utilizan para su aplicación directa en control, y no para reemplazar al motor en la simulación de estrategias de control, ha sido necesaria una síntesis y revisión de todos los trabajos hallados.

Con el modelo desarrollado se han simulado algoritmos de control de  $\lambda$ , consistentes en un bloque en lazo abierto (*feedforward*), y uno en lazo cerrado (*feedback*).

El controlador *feedforward*, utilizado con todos los controladores *feedback*, se basa en un mapa estático del tipo  $\alpha/n$ , sin incluir corrección dinámica alguna. La razón es que, aunque ha sido el objeto de estudio y mejora de la mayoría de los autores, no lo es de esta tesis. Solamente se añade un término de corrección de tendencia, lo que reduce ligeramente las desviaciones de  $\lambda$  respecto al valor de consigna.

El controlador *feedback*, sobre el que se ha centrado esta tesis, comienza siendo un PI con la señal de realimentación procedente de la sonda EGO, lo cual permite analizar la capacidad de control de un sistema comercial, basado en este tipo de sonda. Posteriormente, se sustituye la sonda por una UEGO, y al controlador se le añade un término D, apreciándose una mejora importante. Por último, se cierra el lazo de control no desde la sonda, sino desde el controlador avanzado, formado por la red neuronal, junto con un PID.

Con la utilización de una sonda UEGO se logra un mejor comportamiento del sistema en lazo cerrado y una mayor robustez, tanto a desviaciones lineales en la sintonía del término *feedforward*, como a la presencia de ruido en la acción de control. Además, lo que es más importante, puede aplicarse como consigna una señal senoidal, de amplitud y frecuencia tales que optimicen la capacidad de almacenamiento de oxígeno, característica del catalizador utilizado.

A continuación, se ha definido un observador basado en una red neuronal, que permite de esta forma aprender la dinámica del motor, pero sin los retardos puros. Esta idea no ha sido utilizada por ningún autor de los consultados en la bibliografía, y los resultados permiten constatar que el procedimiento funciona correctamente, obteniéndose resultados equiparables a los logrados por algunos autores, a base de desarrollar un controlador *feedforward* muy complejo. Como núcleo del observador se ha optimizado una red neuronal *feedforward* en primer lugar, y tres variantes de red recurrente, mediante entrenamiento inicial *off-line* y posteriormente *on-line*. Los casos de aplicaciones de redes neuronales, hallados en la bibliografía consultada, están orientados sobre todo a redes *feedforward*, y aplicaciones con plantas muy sencillas y sin retardos puros. Apenas se han encontrado aplicaciones de redes neuronales recurrentes a problemas análogos al planteado en esta tesis.

Las secuencias utilizadas para la identificación *off-line*, correspondientes a las tres entradas  $\alpha$ ,  $n$  y  $ti$ , se han elegido considerando las limitaciones dinámicas de cada una de ellas. Se ha comprobado que la mejor identificación se logra si a la señal de  $ti$  se le suma un término pseudoaleatorio binario.

La identificación mediante una red *feedforward* es muy precisa si esta puede realizarse en serie-paralelo, es decir, utilizando las salidas reales del motor como entradas de la red. Dado que esto no es posible en realidad, puesto que la salida del motor siempre va retardada respecto a la predicción de la red, sólo pueden utilizarse las propias salidas de la red como entradas. El error de identificación así obtenido es 10 veces mayor, lo que ha llevado a desarrollar una red recurrente para constituir el observador.

La red recurrente que se ha tomado como punto de partida es la red de Elman. Al disponer de memorias de contexto, que guardan el estado de las neuronas correspondientes a una de las capas ocultas, no es necesario aplicar entradas y salidas en

instantes anteriores como entradas a la red. Dado que la red de Elman sólo memoriza un estado, y como se ha visto al dimensionar la red *feedforward* se requiere un mínimo de dos estados, es necesario recurrir a la red de Elman modificada. Esta memoriza, además, el valor anterior de las neuronas de contexto. De esta forma, se obtiene un desarrollo recursivo, que resulta en una memoria con ponderación exponencialmente decreciente de los estados anteriores. Se ha optimizado una red con memoria de la primera capa oculta, y otra con las neuronas de contexto aplicadas a la segunda capa. La identificación *off-line* es mejor en el primer tipo de red que en el segundo, y peor que con una red de tipo *feedforward* cuando se aplica la secuencia de entrenamiento, aunque mucho mejor si la secuencia es otra diferente. No obstante, los resultados no son suficientemente satisfactorios. Por ese motivo se ha desarrollado una variante del algoritmo de entrenamiento, que permite modificar los factores de memoria como si fueran unos pesos más. El resultado es una mejora sustancial, a la vez que se comprueba que estos factores de memoria evolucionan asintóticamente hasta un valor determinado, diferente para cada uno de ellos, a partir del cual no varían.

El análisis de la evolución de los factores de memoria durante el entrenamiento de las redes anteriores ha llevado a crear un nuevo tipo de red recurrente, la denominada de tipo 3. Esta consiste en aplicar las neuronas de contexto a la primera capa oculta, pero dividiendo tanto estas como la primera capa en tres grupos, asociado cada uno de ellos a una entrada de la red. Al aplicar a esta red el algoritmo de entrenamiento de los pesos y los factores de memoria, se aprecia cómo los factores correspondientes a la entrada  $n$  apenas varían; los relacionados con  $\alpha$  toman valores muy bajos, mientras que los que tienen  $ti$  como entrada varían de forma muy diferente. Con ello, y a la vista de los resultados obtenidos, se confirma que este tipo de red permite identificar mucho mejor plantas con varias entradas y con una dinámica asociada a cada una de ellas muy diferente. Se comprueba sobre todo la gran capacidad de generalización, cuando se aplica una secuencia de entrada desconocida para la red.

Finalmente, se cierra el lazo de control desde la salida del observador, efectuando un entrenamiento *on-line* de la red neuronal. De nuevo, los mejores resultados, entendidos como el menor error de seguimiento de la consigna, sea esta constante o variable, se obtienen con la red de tipo 3, aportación principal de esta tesis. Se comprueba la estabilidad y la robustez del sistema en lazo cerrado, frente a distintas clases de perturbación.

La solución obtenida se puede aplicar fácilmente a cualquier tipo de controlador comercial, añadiendo el software correspondiente, independientemente del sistema considerado y sin requerir sensores o actuadores adicionales. Las ventajas frente a otros métodos, incluso más complejos, son manifiestas cuando los retardos puros son importantes, y los parámetros de la planta son variables en el tiempo.

### 6.1.2. Conclusiones particulares

Se ha observado que el modelo de Aquino, para la representación de la evolución del combustible en el colector de admisión, funciona con un grado de precisión

aceptable para la resolución del problema de control propuesto, aún suponiendo que los parámetros  $\tau_{fl}$  y  $X$  son constantes. No es necesario, por tanto, considerar la transferencia de calor en el colector de admisión, como afirman algunos autores, ya que estos dos parámetros comprenden esos fenómenos.

El modelo de la válvula de mariposa es tratado por todos casi todos los autores como una aplicación de la ecuación de Saint Venant, simplificando el factor de sección a un desarrollo de Fourier con uno o dos armónicos. Tampoco se ha hallado información sobre el cálculo del coeficiente de descarga, que muchos autores consideran constante. Se ha podido comprobar que en un motor real, estos dos factores son bastante más complejos. El producto de ambos, determinado de forma experimental, puede aproximarse por un polinomio de quinto grado. También se confirma la hipótesis de Hendricks, de modo que para ángulos pequeños y cargas altas existe una saturación del caudal de aire, que es función únicamente del régimen de giro.

El modelo de llenado y vaciado, con ayuda de los submodelos de la válvula de mariposa y del rendimiento volumétrico, logra simular la presión de admisión, aún en el caso de tenerse un colector de longitud variable, siempre y cuando el volumen interior sea constante.

El rendimiento volumétrico puede simplificarse a una expresión, en la que sólo interviene la presión de admisión y el régimen de giro, según el modelo propuesto por Hendricks. La dependencia de otras variables, como por ejemplo  $\lambda$  o las propiedades de los gases de escape, incluidas en el modelo de Servati, puede despreciarse sin pérdida importante de precisión en el resultado. En cambio, hay que considerar una función cuadrática de la presión de admisión, en lugar de lineal.

El retardo de transporte de los gases desde la válvula de escape, hasta la posición de la sonda lambda, puede estimarse bien sea experimentalmente, bien por cálculo teórico, conociendo las variables termodinámicas de la mezcla en la admisión y los gases en el escape. La dependencia con el régimen de giro es de tipo  $1/x$ , a lo que hay que sumar una función exponencial decreciente del ángulo de mariposa, representativa hasta aproximadamente  $20^\circ$ . En cualquier caso, coinciden los resultados obtenidos por los dos procedimientos, teórico y experimental.

No es necesario un modelo de la combustión complejo para la determinación del par generado. Si se supone que el ángulo de encendido es siempre óptimo, basta con determinar el valor empírico del rendimiento térmico, según las ecuaciones propuestas por Hendricks. En este caso, se puede simplificar la dependencia conjunta de  $\lambda$  y  $n$  en la expresión del rendimiento térmico, a solamente  $\lambda$ .

La introducción del término de corrección de tendencia en el controlador *feedforward*, según visto en el apartado 4.5, permite una mejora del 16% en el control, sin complicar el modelo y sin necesidad de ajustes adicionales, ya que una vez determinada la frecuencia de filtrado y la ganancia, estos valores no deben variar.

La aplicación de un control PI en lazo cerrado mediante EGO, ha permitido determinar que la desviación de  $\lambda$  respecto al punto estequiométrico es función lineal de la amplitud del tiempo de inyección, aumentando conforme el ángulo de mariposa es

menor. La frecuencia de oscilación aumenta con el ángulo, y se reduce al aumentar la amplitud del tiempo de inyección, hasta un valor en el cual se mantiene constante e independiente del ángulo. Ambos parámetros, amplitud y frecuencia, son función del régimen de giro del motor. Se ha visto que los valores para los cuales el error de control es mínimo corresponden a una amplitud de oscilación de  $\lambda$  del 5%, aplicando un salto brusco debido a la acción proporcional equivalente al 80% de la amplitud total del tiempo de inyección, mientras que la aportación de la acción integral ha de ser de tan sólo el 20%, lo imprescindible para eliminar el error estacionario.

Al sustituir la sonda EGO por una UEGO, el error de control se reduce en un 7% con el mismo controlador PI nuevamente sintonizado, y hasta un 20% si se añade un término derivativo, tal como se muestra en el apartado 4.4.

Los métodos de sintonía clásicos utilizados, tanto en lazo abierto como en lazo cerrado, producen resultados similares, con la ventaja de que la sintonía en lazo cerrado puede hacerse *on-line*, cuando el funcionamiento del motor sea en régimen estacionario.

Se ha efectuado un análisis de un modelo de entrada-salida lineal (ARX), que si bien ha proporcionado unos resultados microscópicos de identificación malos, como era de esperar dada la complejidad de la planta, ha permitido la determinación de las características macroscópicas más importantes del motor como sistema dinámico, y de este modo el predimensionamiento de las redes neuronales. El número óptimo de entradas anteriores para el modelo de entrada-salida es de tres, mientras que con dos salidas anteriores es suficiente. Se ha visto que estos valores proporcionan los mejores resultados en una red neuronal *feedforward*. El retardo aparente con el que se obtiene la mejor identificación coincide con el determinado a la hora de ajustar el modelo, aunque cuando se ha cerrado el lazo de control con la red recurrente de tipo 3, se ha visto que el error se reduce si el retardo aparente se incrementa en un 20% respecto al retardo puro de la planta. Este retardo aparente adicional comprendería parte de la constante de tiempo, introducida por la UEGO.

En lo que se refiere a la estructura de las redes neuronales, se han utilizado dos capas ocultas para asegurar una mejor identificación, según las recomendaciones halladas en la bibliografía. También se ha comprobado que es mejor usar tangentes hiperbólicas como funciones de activación en las dos capas, en lugar de funciones lineales, lo que se explica por la alta no linealidad del motor. Un total de 12 y 6 neuronas respectivamente en cada una de las capas es suficiente, ya que un número mayor no consigue reducir el error de identificación, y en cambio llega a empeorar la generalización de la red, al favorecer la aparición de mínimos locales.

El algoritmo clásico de retropropagación se ha modificado para la adaptación del factor de aprendizaje, y para el entrenamiento de los pesos de las neuronas de contexto, en las redes recurrentes. A pesar de ello, no ha podido evitarse algún caso de inestabilidad en el aprendizaje *off-line*, que ha debido resolverse variando los valores iniciales de los pesos.

El error de identificación con las redes recurrentes es mayor que el obtenido con la red *feedforward*, pero tienen una mejor capacidad de generalización. No obstante, las redes recurrentes convergen muy lentamente en el proceso de entrenamiento, en

comparación con las *feedforward*.

Se ha demostrado que la red recurrente de neuronas de contexto agrupadas por entradas, desarrollada en esta tesis, consigue identificar un modelo bastante complejo, como es el caso del motor, mejor que las estructuras simples y además generaliza mucho mejor, lo cual es fundamental en la resolución del problema planteado. En cambio, tanto las redes *feedforward* como las redes recurrentes con una sola región de contexto tienen un comportamiento pobre cuando se trata de problemas con plantas complejas, y donde no es posible aplicar el esquema serie-paralelo.

No puede utilizarse entrenamiento *on-line* de los factores de memoria, puesto que el sistema se vuelve inestable. Por ello, se toman como fijos los valores obtenidos tras el entrenamiento *off-line*. Se observa que el mejor comportamiento durante el entrenamiento *on-line* se produce cuando se presentan entre 1 y 4 muestras, dependiendo del tipo de red, mientras que el entrenamiento *off-line* se realizaba con todo el conjunto de muestras simultáneamente. Esto se debe a que el entrenamiento *on-line* tiene como principal finalidad compensar el error estacionario en la identificación del motor sin retardos, mientras que la dinámica se ha aprendido durante el entrenamiento *off-line*. Dado que el entrenamiento se produce con retardo respecto a la predicción, conviene aprender únicamente las muestras más recientes.

A la hora de sintonizar el controlador PID, se ha visto que el término derivativo tiene muy poco efecto, mientras que la estabilidad en lazo cerrado es muy sensible a la acción proporcional cuando la ganancia es alta, puesto que el control puede interferir con el proceso de aprendizaje de la red neuronal. En este sentido, se ha comprobado que es preferible disminuir ligeramente la ganancia y aumentar el factor de aprendizaje. Se ha comprobado asimismo que un período de muestreo de 2 ms es suficiente, ya que un tiempo menor no mejora la respuesta del sistema.

La aplicación del observador, basado en la red neuronal desarrollada, para el control de  $\lambda$  en lazo cerrado, reduce aproximadamente en 10 veces el error respecto al esquema convencional, cuando se aplica una consigna constante o senoidal de 1 Hz, y en 4 veces si la frecuencia de la señal de consigna es de 4 Hz. Se logra al mismo tiempo un sistema muy robusto al ruido en la señal de  $t_i$ , y a los defectos de sintonía del controlador *feedforward*. El error de control se duplica con una desviación del 10% en el retardo puro originado en el motor, y del 20% en el retardo aparente que se aplica al observador.

Un problema importante ligado al estado de la tecnología actual es la gran capacidad de cálculo requerida. Los entrenamientos y las simulaciones se han desarrollado en un PC en el lenguaje MatLab®, lo cual es muy práctico en la fase de desarrollo del software, pero en el caso de realizar un montaje real, debería recurrirse a procesadores más apropiados (estructuras paralelas) y lenguajes de bajo nivel. Como referencia, un entrenamiento de 500 épocas con una red recurrente de tipo 3 dura unas 4,5 horas, y la simulación en lazo cerrado con el modelo del motor y entrenamiento *on-line* de la red tarda 45 minutos en completarse, con una secuencia de entrada de 40 segundos reales.



## 6.2. Trabajo futuro

En este apartado se engloba una serie de propuestas de continuación o mejora del trabajo iniciado con esta tesis.

Se propone en primer lugar la mejora del modelo del motor, en los apartados referentes a combustible, combustión y escape de los gases quemados. Dentro del bloque de combustible, se puede estudiar más a fondo la dependencia de los parámetros  $\tau_{fl}$  y  $X$  con el punto de funcionamiento del motor, y con la temperatura del refrigerante; esto permitiría la generalización del modelo al caso de motor frío, y la simulación más real del ensayo de emisiones. El desarrollo del bloque de combustión, debería permitir la inclusión de otros parámetros, como avance de encendido y modelo del frente de llama, que permitan calcular con mayor precisión el par generado y la evolución de este dentro del ciclo. Por último, se puede completar el modelo de cálculo del retardo de transporte de los gases de escape, considerando no solamente un tiempo función del punto de funcionamiento y determinadas variables termodinámicas, sino el proceso físico-químico de difusión de los gases expulsados en los ya existentes en el escape, para obtener un modelo dinámico.

Se propone el ajuste del modelo desarrollado con un motor de diferente cilindrada, para comprobar que los submodelos desarrollados son generalizables, o incluso la aplicación a otro tipo de motores de gasolina, como puede ser el caso de dos tiempos o con inyección directa.

Como mejora del controlador *feedforward*, se propone sustituir el mapa estático por un modelo dinámico inverso del motor, consistente en una red neuronal recurrente del mismo tipo que la utilizada para el observador, aunque en este caso las entradas serían el ángulo de mariposa  $\alpha$ , el régimen de giro  $n$ , y la relación aire-combustible  $\lambda$ . La nueva salida es el tiempo de inyección  $t_i$ .

La red neuronal recurrente con especialización de las neuronas de contexto, utilizada para el observador, podría optimizarse en lo que se refiere a su estructura, mediante algoritmos de reducción y crecimiento. De igual forma, sería conveniente utilizar un algoritmo de aprendizaje avanzado, como puede ser el SARPROP [Tread98Sim], o el BPSOR [De98A Succ], diferente al clásico de retropropagación, que logre un menor error de identificación y evite la caída en mínimos locales.

Una mejora importante en el observador sería la utilización de una sonda EGO, en lugar de la UEGO, para el entrenamiento de la red neuronal, aplicando un algoritmo de aprendizaje basado en un crítico, en lugar del de retropropagación. De esta forma se lograría la aplicación inmediata a cualquier motor, sin necesidad de cambiar la sonda lambda original.

El apartado más importante que no ha podido realizarse por falta de tiempo es la experimentación de los algoritmos de control propuestos con un motor real. El primer paso sería la construcción física del controlador, utilizando para ello un hardware y un lenguaje de programación que permitan obtener la respuesta en tiempo real. Esto permitiría verificar que los resultados obtenidos en las simulaciones se cumplen en la planta real.



# **Anexos**



# Anexo A: Trabajo experimental

Este apartado describe el trabajo de experimentación llevado a cabo en las instalaciones del Centro Técnico de SEAT, para su utilización en esta tesis.

## A.1. Datos del motor y el vehículo

El motor usado para la realización de los ensayos es el SEAT 1,6 I, 74 kW, letras identificativas AFT, montado sobre el modelo Toledo, año de modelos 1996. La gestión es Siemens SIMOS 4S2. Los datos tanto del motor como del vehículo, relevantes para el modelado, aparecen a continuación.

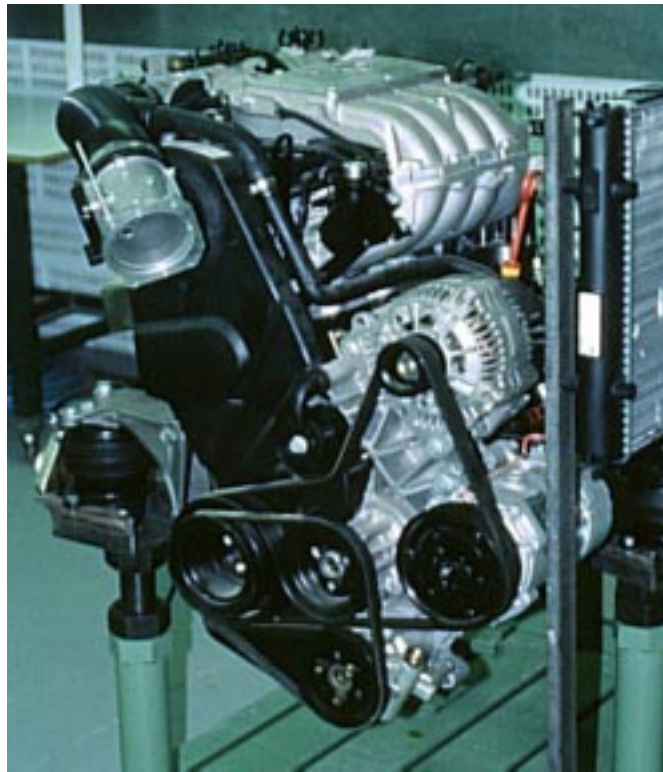


Fig. A.1: Motor SEAT AFT 1,6 I 74 kW

### □ Características generales del motor

- $n_{cil}=4$ ; número de cilindros
- $V=1,595$ ; cilindrada total (l)
- Potencia máxima: 74 kW/5800 rpm
- Par máximo: 140 Nm/3500 rpm
- Relación de compresión: 10,3
- Relación carrera-diámetro: 0,96

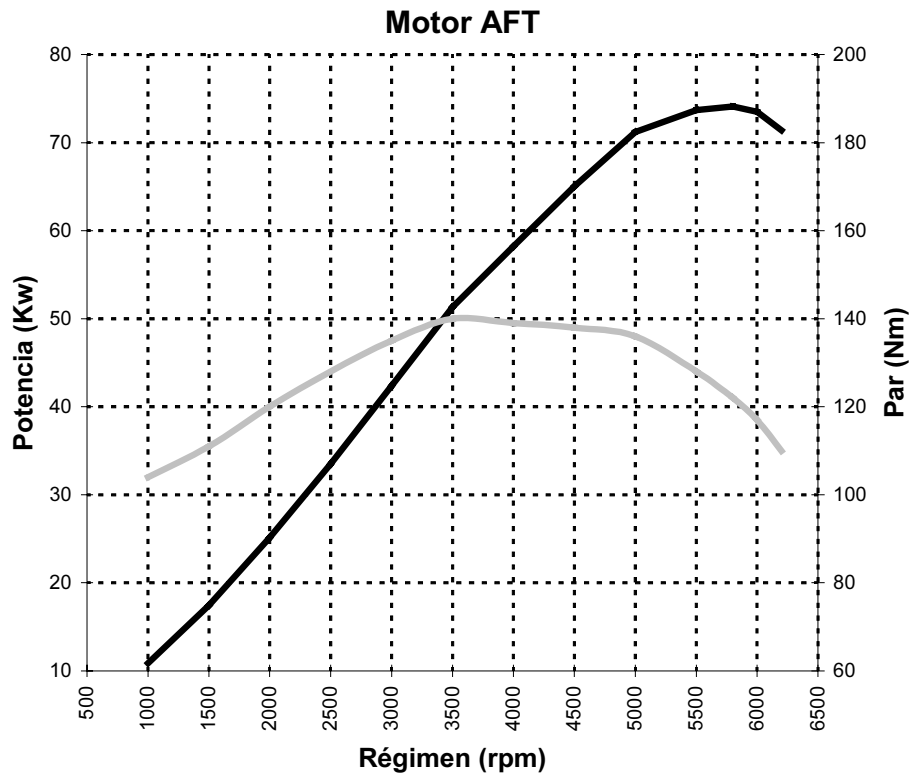


Fig. A.2: Curvas de potencia y par máximos

#### □ Distribución

- Válvulas: 2 válvulas/cilindro
- $D_{adm}=40$ ; diámetro válvula de admisión (mm)
- $AAA=1,2$ ; avance apertura admisión ( $^{\circ}$  después PMS)
- $RCA=37,4$ ; retraso cierre admisión ( $^{\circ}$  después PMI)
- $D_{esc}=33$ ; diámetro válvula de escape (mm)
- $AAE=40,8$ ; avance apertura admisión ( $^{\circ}$  antes PMI)
- $RCE=4,5$ ; retraso cierre admisión ( $^{\circ}$  después PMS)

#### □ Límites de funcionamiento

- $n_{min}=600$ ; régimen mínimo (rpm)
- $n_{max}=6000$ ; régimen máximo (rpm)

#### □ Admisión y escape

- Disposición escape: 4-2-1
- $V_{\lambda}=2,382$ ; volumen conducto+colector+tubo, desde la válvula de escape hasta la posición de la sonda  $\lambda$  (l)
- $d_{\lambda}=460$ ; distancia desde la culata hasta la posición de la sonda  $\lambda$  (mm)
- $V_{adm}=4,0$ ; volumen total conducto+colector de admisión (l)

- $D_{mar}=55$ ;                      diámetro cuerpo de mariposa (mm)

Los datos se han realizado llenando los volúmenes con líquido de frenos, medido con una bureta graduada, después de tatar las superficies donde van alojadas las juntas con una placa de metacrilato y grasa.

#### □ Sistema de inyección

- Tipo:                                      Simos 4S2
- Características:                      multipunto, secuencial
- Presión de alimentación:          3 bar
- Inyectores:                              Siemens DEKA 1D
- $K_{iny}=2,5$ ;                              ganancia del inyector (mg/ms)
- $t_{0iny}=0,6$ ;                              tiempo muerto del inyector (ms)

Los parámetros de los inyectores se han calculado a partir de la curva estática de caudal, suministrada por el fabricante, mediante interpolación lineal por mínimos cuadrados. El diagrama y la característica del inyector se muestran en la figura A.3.

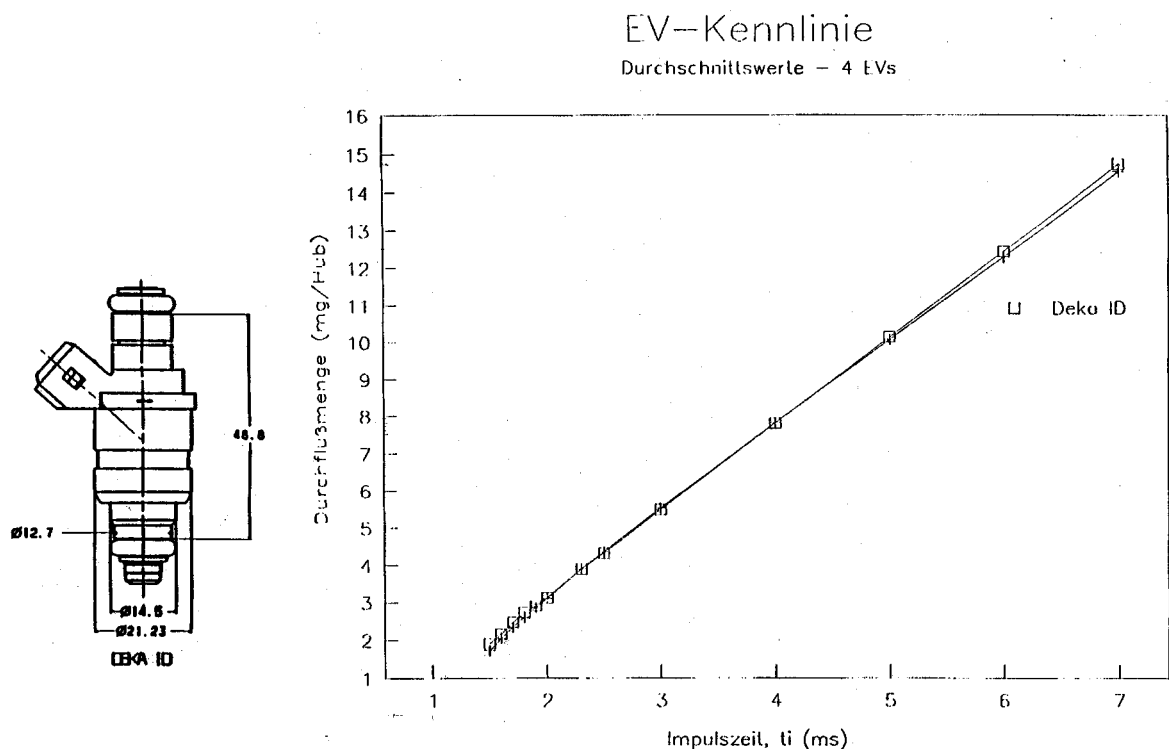


Fig. A.3: Datos del inyector Siemens DEKA 1D

#### □ Combustible

- Tipo:                                      gasolina 95 RON sin plomo
- $\lambda_{est}=14,57$ ;                              relación másica aire/combustible estequiométrica
- $H_f=42500$ ;                              poder calorífico inferior (kJ/kg)

### □ Datos del vehículo

- $M_v=1250$ ; masa de ensayo (kg)
- $R_r=0,28$ ; radio dinámico de las ruedas motrices (m)
- $I_{mot}=0,15$ ; momento de inercia del motor ( $\text{kg}\cdot\text{m}^2$ )
- $I_r=2,6$ ; momento de inercia de las ruedas ( $\text{kg}\cdot\text{m}^2$ )

### □ Cambio de marchas y transmisión

- $RT_1=3,455$ ; relación de transmisión en 1ª
- $RT_2=1,944$ ; relación de transmisión en 2ª
- $RT_3=1,370$ ; relación de transmisión en 3ª
- $RT_4=1,032$ ; relación de transmisión en 4ª
- $RT_5=0,850$ ; relación de transmisión en 5ª
- $RT_g=3,941$ ; relación de transmisión del grupo
- $\eta_{tr}=0,85$ ; rendimiento global de la transmisión

## A.2. Instrumentación

La adquisición de datos del motor se ha realizado mediante los siguiente equipos:

- KEN: equipo de desarrollo.
- Horiba MEXA 110: medición del valor de  $\lambda$ , con salida analógica.

El equipo de desarrollo tiene como objeto sustituir la "caja negra" que es la centralita del motor, por un sistema que haga su contenido transparente y modificable. En este caso se ha utilizado el fabricado por la empresa KEN, y comercializado por Siemens, compuesto por los siguientes elementos (Fig A.4):

- **Ordenador portátil:** contiene el programa de desarrollo, el cual permite tanto modificar los mapas estáticos con los que se gestiona el motor, como la captación de las variables internas de funcionamiento deseadas.
- **Interface:** conectado entre el ordenador y la centralita, emula las funciones de esta, que queda reducida a mero elemento de conexión física.
- **Convertidor D/A y A/D:** conectado al interface, permite sumar a las variables propias del programa de gestión, aquellas variables externas ( $\lambda$ , acelerómetros, etc.) deseadas, así como registrar en papel u osciloscopio variables internas.
- **Periféricos** (impresora, plotter) para la confección de informes.
- **Programador de EPROM's:** permite generar con el programa más los datos modificados una EPROM, la cual al ser colocada en la centralita funcionará otra vez como caja negra con los nuevos datos.



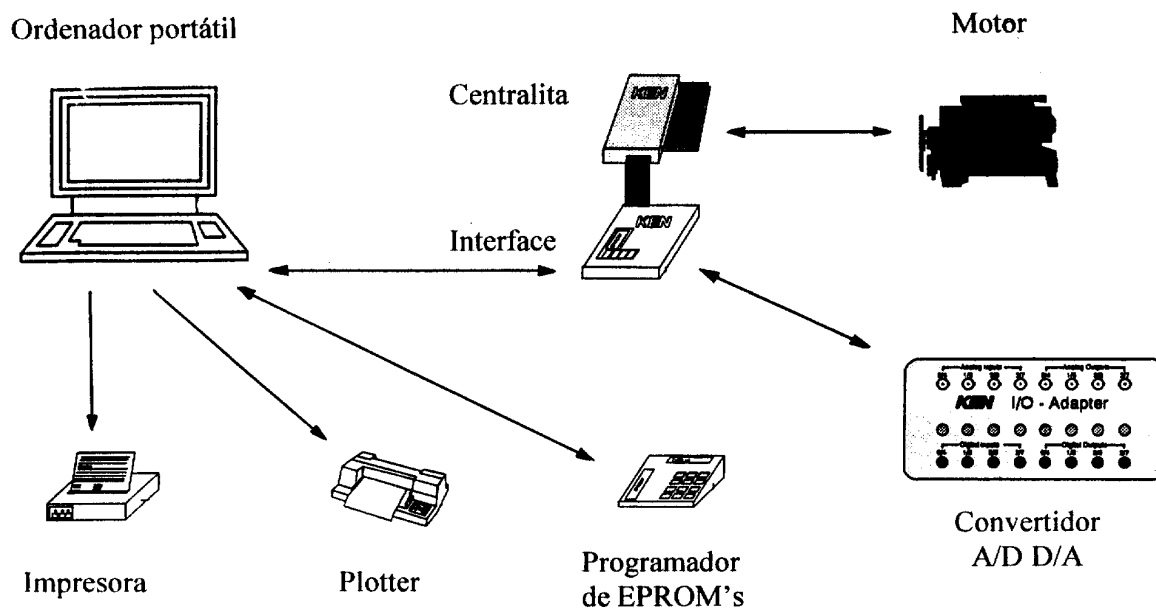


Fig. A.4: Equipo de desarrollo KEN

El medidor de lambda permite la medición directa de la variable  $\lambda$ , gracias a una sonda UEGO, colocada en la misma posición que la sonda EGO propia del coche. El aparato dispone de una salida analógica, que es introducida a través del convertidor A/D en el equipo de desarrollo. Las especificaciones vienen reflejadas en la siguiente tabla, extraída del catálogo.

Campo de medición	A/F: 10,00 ÷ 30,00 $\lambda$ : 0,5 ÷ 2,5 $O_2$ (%): 0,00 ÷ 25,00
Precisión	$\pm 0,3$ A/F, A/F=12,5 $\pm 0,1$ A/F, A/F=14,7 $\pm 0,5$ A/F, A/F=23,0
Salida analógica	0 ÷ 1 V c.c.
Rango de ajuste de la salida analógica	A/F: CERO 0 ÷ 99; $\Delta=1$ SPAN 5; 10; 20; 50; 100 $\lambda$ : CERO 0 ÷ 9,9; $\Delta=0,1$ SPAN 0,5; 1,0; 2,0; 5,0; 10,0 $O_2$ : CERO 0 SPAN 5, 10, 20, 50, 100
Ajuste	IPN <sub>2</sub> : 0 ÷ 50 $\mu$ A; $\Delta=5$ K <sub>A</sub> : 0,100 ÷ 0,999 mA; $\Delta=0,001$ K <sub>M</sub> : 0,800 ÷ 1,200 mA; $\Delta=0,001$ H/C: 0,00 ÷ 9,99 O/C: 0,000 ÷ 1,000
Temperatura gas de escape en sensor	0 ÷ 900 °C Recomendado: 200 ÷ 800 °C

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

### A.3. Trabajo experimental

Todo el trabajo experimental se ha realizado en las instalaciones del Centro Técnico de SEAT, S.A. en Martorell. Consiste en la utilización de un motor en banco, por un lado, y de un coche sobre rodillos, por el otro.

#### A.3.1. Ensayos en banco de motor

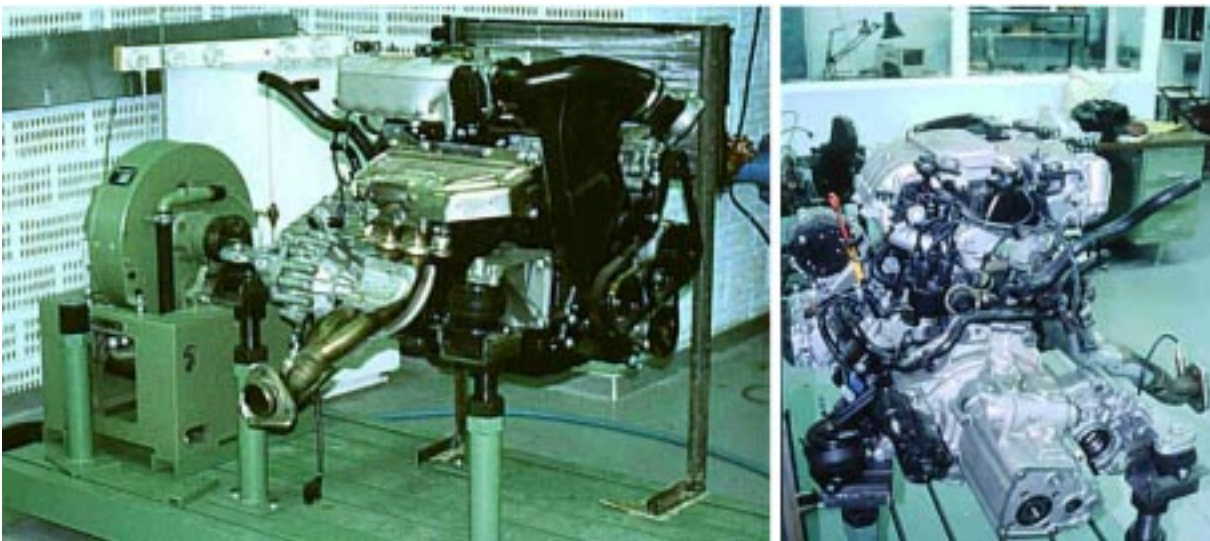


Fig. A.5: Montaje del motor sobre un banco de ensayos

El banco se ha utilizado para la realización de los mapas del motor en régimen estacionario, de los que se han identificado los diferentes parámetros estáticos del modelo (coeficiente de sección del cuerpo de mariposa, rendimiento volumétrico, rendimiento térmico, retardo de transporte). El registro se ha efectuado en intervalos regulares de régimen y par, mediante los equipos de adquisición de datos, conjuntamente con el propio del banco, de las siguientes variables:

- Par
- Consumo de combustible
- Caudal de aire
- Tiempo de inyección
- Angulo de mariposa
- Temperatura de admisión
- Temperatura de escape (cilindros 1-3, 2-4)
- Presión de admisión
- Presión de escape
- Concentración cruda de gases de escape: CO, CO<sub>2</sub>, O<sub>2</sub>, HC, NOx

- $\lambda$

El otro ensayo realizado es el correspondiente a la obtención de las curvas de gancho de  $\lambda$ , necesarias para el cálculo del rendimiento térmico. Para ello se ha debido variar el tiempo de inyección en cada punto de funcionamiento, de manera que se registran todas las variables para cada uno de los valores de  $\lambda$  obtenidos.

El freno utilizado es el Schenck W130 (fig. A.6), de corrientes de Eddy, con capacidad para 130 kW y  $13000 \pm 1$  rpm. La célula de carga permite una medición de par hasta 400 Nm, con una precisión de  $\pm 1$  Nm. La válvula de mariposa es controlada por la propia electrónica del banco, mediante un motor de c.c. El consumo de combustible se mide a partir del tiempo necesario para gastar  $100 \text{ cm}^3$ .

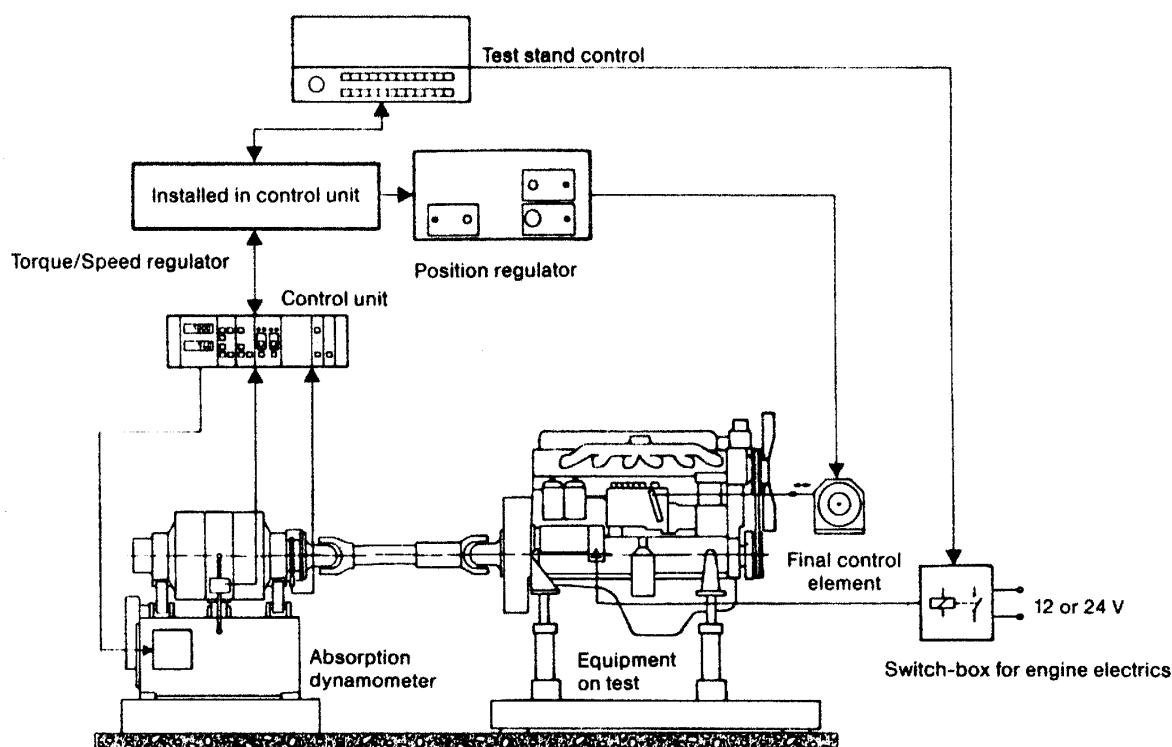


Fig. A.6: Diagrama del banco de ensayos del motor [Schenck]

### A.3.2. Ensayos en banco dinamométrico de rodillos

El banco de rodillos utilizado es Schenck de 100 kW, con ventilador proporcional y gestión Froude Consine, control de velocidad, carga y simulación automática de carretera. Las mediciones realizadas han sido las siguientes:

- **Conducción** en 2<sup>a</sup>, 3<sup>a</sup>, 4<sup>a</sup> y 5<sup>a</sup>, según la curva de resistencia teórica y la inercia del vehículo, con el controlador de  $\lambda$  en lazo cerrado, y sin utilizar el freno del coche. Se han inhibido las estrategias de corrección del tiempo de inyección en los transitorios. Ello ha permitido registrar los patrones de entrada y salida que

han servido para ajustar el modelo (apartado 3.8), así como definir las entradas para la simulación con los diferentes algoritmos de control.

- **Aceleraciones** frenando el banco para mantener distintos valores de régimen constante, independientemente de la carga aplicada sobre el motor. Se han montado dos sondas UEGO: la primera, en el colector de escape, en el tramo correspondiente al cilindro 4, y la segunda en el tubo de escape, a la misma distancia del motor que la EGO original. Los datos obtenidos han permitido la identificación de los parámetros del combustible ( $\tau_{f,b}, X$ ), la constante de tiempo de la sonda UEGO, el retardo de la sonda EGO, y el retardo de transporte de los gases.

Los coeficientes de resistencia del banco son los determinados por otros medios ajenos a esta tesis para este vehículo:

$$f_0=145 \text{ N}$$

$$f_1=0$$

$$f_2=0,0337 \text{ N}/(\text{km/h})^2$$

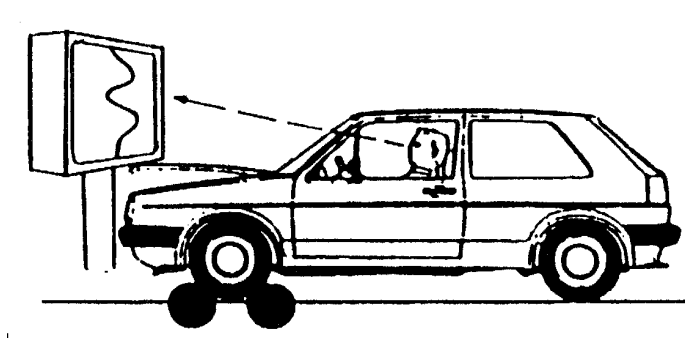


Fig. A.7: Ensayo con el coche sobre rodillos

Las variables registradas en los distintos ensayos son las siguientes:

- Angulo de mariposa
- Régimen del motor
- Velocidad
- Tiempo de inyección
- Caudal de aire
- Presión de admisión
- $\lambda$  a la salida de la culata
- $\lambda$  en la posición de la sonda EGO
- Señal EGO
- Marcha del vehículo

## Anexo B: Bibliografía

- [Amstu94Mod] Amstutz, A.; Fekete, N.P.; David Powell, J. «Model-Based Air-Fuel Ratio Control in SI Engines with a Switch-Type EGO Sensor». SAE 940972; Transactions 1994, pp. 1477..1489, 1994. (Cap. 2, 3, 4, 5)
- [Antho92Reg] Anthoine, M.P.; Dauron, A.; Serine, M. «Regulation adaptative de richesse avec sonde proportionnelle et actionneur papillon.». SIA 92032, cong. int. "Le groupe motopropulseur: devel. et persp.", U.P.V. 5-92, 1992. (Cap. 2)
- [Aquino81Tra] Aquino, C.F. «Transient A/F Control Characteristics of the 5 Liter Central Fuel Injection Engine». SAE 810494, 1981. (Cap. 3)
- [Arsie96Dev] Arsie, L.; Gambino, M.; Pianese, C.; Rizzo, G «Development and Validation of Hierarchical Models for the Design of Engine Control Strategies». Control and Diagnostics in Automotive Applications, pp. 43-55, 1996. (Cap. 3, 4)
- [Asik96A/F ] Asik, J.R.; Meyer, G.M.; Tang, D.X. «A/F Ratio Estimation and Control Based on Induced Engine Roughness». IEEE 0272-1708/96/S05.00, pp. 35..42, 1996. (Cap. 2)
- [Aströ84Sis] Aström, Karl Johan; Wittenmark, Björn «Sistemas controlados por computador». Editorial Paraninfo, Madrid; ISBN 84-283-1593-0; 498 p.; 24 cm, 1984. (Cap. 3)
- [Aströ89Ada] Aström, Karl Johan; Wittenmark, Björn «Adaptive Control». Addison-Wesley Publishing Company, Reading; ISBN 0-201-09720-6; 526 p.; 25 cm, 1989. (Cap. 4)
- [Auile77Opt] Auiler, J. E.; Zbrozek, J.D.; Blumberg, P.N. «Optimization of automotive engine calibration for better fuel economy--methods and applications». SAE Paper 770076; SAE Transactions Vol. 86, 1977. (Cap. 2)
- [Bande92Tra] Bandel, W.; Quissek, F.; Kampelmühler, F. «Transient Development of SI-Engines on a Dynamic Engine Test Bed». ATA 1992, S 2.4.2, 1992. (Cap. 2)
- [Benni91Req] Benninger, N.F.; Plapp, G. «Requirements and Performance of Engine Management Systems Under Transient Conditions». SAE Paper 910083, 10 p, 1991. (Cap. 2, 3)
- [Bidan95Non] Bidan, P.; Boverie, S.; Chaumerliac, V. «Nonlinear Control of a Spark-Ignition Engine». IEEE Trans. on Control Systems Technology, vol. 3, n. 1, marzo 1995, pp. 4-13, 1995. (Cap. 2)
- [Boam89A Mo] Boam, D. J.; Finlay, I. C.; Martins, J. J. G. «A Model for Predicting Engine Torque Response During Rapid Throttle Transients in Port-Injected Spark-Ignition Engines». SAE Paper 890565; SAE Transactions Vol. 98, Section 3, 1989. (Cap. 3)
- [Bosch90Man] Bosch «Manual de la Técnica del Automóvil». Editorial Reverté, S.A.; 20ª edición, 1990. (Cap. 2)

- [Chang93Eng]** Chang, C.F.; Feyete, N.P.; Amstutz, A.; Powell, J.D. «Engine Air-Fuel Ratio Control Using an Event-Based Observer». SAE 930766; 16 pp., 1993. (Cap. 2, 3)
- [Chang95Air]** Chang, C.F.; Feyete, N.P.; Amstutz, A.; Powell, J.D. «Air-Fuel Ratio Control in Spark Ignition Engines Using Estimation Theory». IEEE Trans. on Control Systems Technology, vol. 3, n. 1, marzo 1995, pp. 22-31, 1995. (Cap. 2, 3)
- [Chen91A No]** Chen, C.P.; Shang, H.M.; Jiang, Y. «A Novel Gas-Droplet Numerical Method for Spray Combustion». AIAA Paper 91-0286, 8 p., 1991. (Cap. 2)
- [Chin86Engi]** Chin, Yuen-Kwok General Motors Research Labs. Coats, Francis E. General «Engine Dynamics: Time-Based Versus Crank-Angle Based». SAE Paper 860412; SAE Transactions Vol. 95, Section 2; SP-653, 1986. (Cap. 3, 5)
- [Choi92Slid]** Choi, S.B.; Hedrick, J.K. «Sliding Control of Automitive Engines: Theory and Experiment». ASME DSC, vol. 44, pp 281-291, 1992. (Cap. 2)
- [Choi98An O]** Choi, S.B.; Hedrick, J.K. «An Observer-Based Controller Design Method for Improving Air/Fuel Characteristics of Spark Ignition Engines». IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 6, n. 3, May 1998, 1998. (Cap. 2)
- [De98A Succ]** De Leone, R.; Capparuccia, R.; Merelli, E. «A Succesive Overrelaxation Backpropagation Algorithm for Neural Network Training». IEEE Transactions on Neural Networks; May 1998, Vol. 9, N. 3, pp. 381-388, 1998. (Cap. 6)
- [Dobne80A M]** Dobner, Donald J. «A Mathematical Engine Model for Development of Dynamic Engine Control». SAE Paper 800054; SAE Transactions Vol. 89, 1980. (Cap. 3)
- [Dohne78Tra]** Dohner, Alan R. «Transient system optimization of an experimental engine control system over the federal emissions driving schedule». SAE Paper 780286; SAE Transactions Vol. 87, 1978. (Cap. 2)
- [Elman90Fin]** Elman, J.L. «Finding structure in time». Cognitive Science, 14, 179-211, 1990. (Cap. 5)
- [Escob97Apo]** Escobet, T. «Aportació a la identificació paramètrica de sistemes dinàmics». Tesis doctoral, 1997. (Cap. 5)
- [Falk80Thre]** Falk, C.D.; Mooney, J.J. «Three-Way Conversion Catalysts: Effect of Closed-Loop Feed-Back Control and Other Parameters on Catalyst Efficiency». SAE Paper 800462; SAE Transactions, 1980. (Cap. 1)
- [Feket95Mod]** Fekete, N.P.; Nerster, U.; Gruden. I.; Powell, J.D. «Model-Based Air-Fuel Ratio Control of a Lean Multi-Cylinder Engine». SAE 950846; SAE Transactions; pp. 71..83, 1995. (Cap. 2, 5)
- [Ferná95Mod]** Fernández Camacho, E.; Bordons, C. «Model Predictive Control in the Process Industry». Springer-Verlag London Limited, 1995. (Cap.

5)

- [Franx86Sen]** Franx, C. «Sensor de oxígeno ZrO<sub>2</sub>». Automática e Instrumentación, diciembre 1986, pp 161-165, 1986. (Cap. 2)
- [Fujie84Ana]** Fujieda, M.; Oyama, Y. «Analysis of Transient Mixture Transport in Intake Manifold for Carburetted Engines». JSAE Review, n. 13, pp. 18-25, 1984. (Cap. 3)
- [Fujio90Unt]** Fujioka, Takehico; Tabuko, Nobuaki «Untersuchung eines Autofahrermodells unter Verwendung eines neuronalen Netzes.». Preprints of Meeting on Automotive Engineers. Traducción del original en japonés, 1990. (Cap. 5)
- [Gimén97Car]** Giménez, B. «Caracterización y modelado de la formación de chorros atomizados intermitentes por evaporación». Tesis doctoral, 1997. (Cap. 2)
- [Gonor84Spr]** Gonor, A.L.; Zolotova, N.V. «Spreading and Break-up of a Drop in a Gas Stream». Acta Astronautica, Vol. II, n. 2, pp 137-142, 1984. (Cap. 2)
- [Hendr90Mea]** Hendricks, Elbert; Sorenson, Spencer C. «Mean Value Modeling of Spark Ignition Engines». SAE Paper 900616, 1990. (Cap. 2, 3)
- [Hendr91SI]** Hendricks, E.; Sorenson, S.C. «SI Engine Controls and Mean Value Engine Modelling». SAE Paper 910258; SAE SP-848, Electronic Engine Controls; pp 69-91, 1991. (Cap. 2, 3)
- [Hertz94Int]** Hertz, J.; Krogh, A.; Palmer, R.G. «Introduction to the Theory of Neural Computation». Addison-Wesley Publishing Company, 1994. (Cap. 5)
- [Heywo88Int]** Heywood, J.B. «Internal Combustion Engine Fundamentals». McGraw-Hill, 1988. (Cap. 3)
- [Hirao87Pre]** Hirao, Osamu; Pefley, Richard K. «Present and Future Automobile Fuels». John Wiley & Sons, Inc., USA; ISBN 0-471-80259-X; 570 p, 1987. (Cap. 2)
- [Hires81Tra]** Hires, S.D.; Overington, M.T. «Transient Mixture Strength Excursions -An Investigation of Their Causes and the Development of a Constant Mixture Strength Fueling Strategy». SAE Transactions vol. 90, SP-487, 1981. (Cap. 3)
- [Iwata96Mod]** Iwata, Y.; Abe, S.; Nasu, M.; Aoki, K. «Model-Based Air-Fuel Ratio Control with Exhaust Air Fuel Ratio Sensor & Heated Exhaust Oxygen Sensor». CSAT, Czech Republic, 1996. (Cap. 2)
- [Jense98Wid]** Jensen, B.; Olsen, M.B.; Poulsen, J.; Vigild, C.; Hendricks, E. «Wideband SI Engine Lambda Control». SAE 981065, 1998. (Cap. 3)
- [Jones95Ide]** Jones, V.K.; Ault, B.A.; Franklin, G.F.; Powell, J.D. «Identification and Air-Fuel Ratio Control of a Spark Ignition Engine». IEEE Trans. on Control Systems Technology, vol. 3, n. 1, marzo 1995, pp. 14-21, 1995. (Cap. 2)

- [Jones96Tow]** Jones, V.K. «Towards Adaptive Control of a Spark-Ignition Engine», 1996. (Cap. 2, 3)
- [Jorda86Att]** Jordan M.I. «Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machines». Proceedings of the 8th Annual Conference of the Cognitive Science Society, 531-546, 1986. (Cap. 5)
- [Kadot91Mix]** Kadota, T.; Zhao, F.Q.; Tsuzaki, H. «Mixture Strength Measurements in the Combustion Chamber of SI Engine via Rayleigh Scattering (2nd Report)». JSME International Journal, series II, vol 34, n. 1, 1991. (Cap. 2)
- [Kainz99Ind]** Kainz, J.L.; Smith, J.C. «Individual Cylinder Fuel Control with a Switching Oxygen Sensor». SAE 1999-01-0546, pp 111-121, 1999. (Cap. 4)
- [Kampe93Aut]** Kampelmühler, F.T.; Paulitsch, R.; Gschweitl, K. «Automatic ECU-Calibration - An Alternative to Conventional Methods». SAE Paper 930395; pp 1-12, 1993. (Cap. 2)
- [Katas91Fue]** Katashiba, Hideaki; Nishida, Minoru; Washino, Shoichi; Takahashi, Akira; Hashimoto, T.; Miyake, M. «Fuel injection control systems that improve three way catalyst conversion efficiency.». SAE Paper 910390. 9p, 1991. (Cap. 1, 2, 4)
- [Kawas Ana]** Kawasaki, T.; Takamori, K.; Kawabe, R.; Takaku, Y. «Analysis of Injected Fuel Droplet Behavior in Intake Manifold of Spark Ignition Engine». VDI, pp 375-404. (Cap. 2)
- [Kim91Three]** Kim, I.; Elghobashi, S.E.; Sirignano, W.A. «Three-Dimensional Droplet Interactions in Dense Sprays». IAAA Paper 91-0073, 13 p, 1991. (Cap. 2)
- [Le97Air-Fu]** Le Moyne, L.; Maroteaux, F. «Air-Fuel Flow Modeling Applied to the Reduction of Air-Fuel Ratio Excursions During Transients on Port Injected S.I. Engines». SAE SP-1255 (Engine Modeling); SAE 970513, pp. 133-140, 1997. (Cap. 3)
- [Lenz90Gemi]** Lenz, H.P. «Gemischbildung bei Ottomotoren». Springer-Verlag, Wien, New York; ISBN 3-211-82193-7; 400 p.; 1990. (Cap. 2)
- [Lenz96Arti]** Lenz, U.; Schroeder, D. «Artificial Intelligence for Combustion Engine Control». SAE 960328, SAE Transactions 1996, pp. 430..439, 1996. (Cap. 5)
- [Lenz97Tran]** Lenz, U.; Schroeder, D. «Transient Air-Fuel Ratio Control using Artificial Intelligence». SAE 970618, 1997. (Cap. 5)
- [Loesi89Mas]** Loesing, K. H.; Jordan, W.; Gerards, H.; Henning, M. «Mass air flow meter--Design and application». SAE Paper 890779; SAE Transactions Vol. 98, Section 3, 1989. (Cap. 2)
- [Maren90Han]** Maren, Alianna; Harston, Craig; Pap, Robert «Handbook of Neural Computing Applications». Academic Press, Inc., San Diego; ISBN 0-12-546090-2; 448 p. 24 cm, 1990. (Cap. 5)
- [Mills95Neu]** Mills, P. «Neuro-adaptive process control. A practical approach». Ed.



- John Wiley & Sons, 1995. (Cap. 5)
- [Moril87Con]** Morilla, Fernando «Contribución a los métodos de autosintonía de reguladores PID». Tesis doctoral, Madrid, 1987. (Cap. 4)
- [Móscí95Adv]** Móscinski, J.; Ogonowski, Z. «Advanced Control with Matlab and Simulink». Ellis Horwood, 1995. (Cap. 5)
- [Mülle96Eng]** Müller, R.; Hemberger, H.H.; Baier, K.; Gern, T. «Engine Control Using Neural Networks». Control and Diagnostics in Automotive Applications, pp. 57-65, 1996. (Cap. 5)
- [Nagai89An ]** Nagaishi, Hatsuo; Miwa, Hiromichi; Kawamura, Yoshihisa; Saitoh, Masaaki «An Analysis of Wall Flow and Behavior of Fuel in Induction Systems of Gasoline Engines». SAE Paper 890837; SAE Transactions Vol. 98, Section 3, 1989. (Cap. 3)
- [Nakan91Dev]** Nakaniwa, S.; Furuya, J.; Tomisawa, N. «Development of Nest-Structured Learning Control System». SAE Paper 910084, 12 p, 1991. (Cap. 2)
- [Nevot92App]** Nevot, J.; Cleries, A.; Rossi, A.; Ruggenini, S. «Application of a Low-Cost System for the Air-Fuel Mixture Regulation, by Means of Air Electronic Control». SIA 92001, cong. int. "Le groupe motopropulseur: devel. et persp.", U.P.V. 5-92, pp 86-92, 1992. (Cap. 2)
- [Nutto90Clo]** Nutton, David; Pinnock, Robert A. «Closed loop ignition and fuelling control using optical combustion sensors». SAE Paper 900486, 1990. (Cap. 2)
- [Ohata82Dyn]** Ohata, A.; Ishida, Y. «Dynamic inlet pressure and volumetric efficiency of four cycle four cylinder engine». SAE Paper 820407; SAE Transactions Vol. 91, 1982. (Cap. 3)
- [Ohyam90Stu]** Ohyama, Yoshishige; Ohsuga, Minoru; Kuroiwa, Hiroshi «Study on mixture formation and ignition process in spark ignition engine using optical combustion sensor». SAE Paper 901712, 1990. (Cap. 2)
- [Onder93Mod]** Onder, C.H.; Geering, H.P. «Model-based Multivariable Speed and Air-to-Fuel Ratio Control of an SI Engine». SAE 930859, 1993. (Cap. 2)
- [Patri90A t]** Patrick, Ronald S.; Powell, J. David «A technique for the real-time estimation of air-fuel ratio using molecular weight ratios». SAE Paper 900260; SP-805, 1990. (Cap. 2)
- [Pears83Car]** Pearson, J.K.; Orman, P.L.; Caddock, B.D. «Car Driveability Modelling: A Computer Model for the Prediction of Hesitation under Cold Weather Accelerating Conditions». SAE 831755, 1983. (Cap. 3)
- [Pham97Neur]** Pham, D.T.; Liu, X. «Neural Networks for Identification, Prediction and Control». Ed. Springer, 1997. (Cap. 5)
- [Pisch88Ver]** Pischinger, F. «Verbrennungsmotoren». Apuntes asignatura de motores térmicos. 2 tomos, 1988. (Cap. 2)

- [Rao79Engin] Rao, Harish S. Cohen, A.I.; Tennant, J.A.; Van Voorhies, K.L. «Engine control optimization via nonlinear programming». SAE Paper 790177; SAE Transactions Vol. 88, 1979. (Cap. 2)
- [Rizzo91Una] Rizzo, G. «Una metodologia per l'ottimizzazione tecnico-economica dei sistemi di controllo elettronico per motori a combustione interna». ATA, dicembre 1991, vol. 44, n. 12, 1991. (Cap. 2)
- [Schwa80Ste] Schwarz, H.; Denz, H.; Zechnall, M. «Steuerung der Einspritzung und Zündung von Ottomotoren mit Hilfe der Digitalen Motorelektronik MOTRONIC». Bosch Technische Berichte, 1980. (Cap. 4)
- [Serva86A r] Servati, Hamid B.; DeLosh, Robert G. «A regression model for volumetric efficiency». SAE Paper 860328, 1986. (Cap. 3)
- [Serva89Spr] Servati, Hamid B.; Hermann, Edward W. «Spray/Wall Interactions Simulation». SAE Paper 890566, 1989. (Cap. 2, 3)
- [Shayl96Tra] Shayler, P.J.; Goodman, M.S.; Ma, T. «Transient Air/Fuel Ratio Control of an SI Engine Using Neural Networks». SAE 960326; SAE Transactions, pp. 410..419, 1996. (Cap. 5)
- [Shira95CMA] Shiraishi, H.; Ipri, S.L.; Cho, D.D. «CMAC Neural Network Controller for Fuel-Injection Systems». IEEE Trans. on Control Systems Technology, vol. 3, n. 1, marzo 1995, pp. 32-38, 1995. (Cap. 5)
- [Silvi97An ] Silvis, W.M. «An Algorithm for Calculating the Air-Fuel Ratio from Exhaust Excursions». SAE SP-1255 (Engine Modeling); SAE 970514, pp. 141-152, 1997. (Cap. 2)
- [Sutto90Neu] Sutton, Richard S.; Werbos, Paul J. «Neural Networks for Control». The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, Londres, 1990; ISBN 0-262-13261-3; 524 p, 1990. (Cap. 5)
- [Taylor90The] Taylor, C.F. «The Internal-Combustion Engine in Theory and Practice. Vol. 1: Thermodynamics, Fluid Flow, Performance; Vol. 2: Combustion, Fuels, Materials, Design». The M.I.T. Press, 1990. (Cap. 2, 3)
- [Tread98Sim] Treadgold, N.K.; Gedeon, T.D. «Simulated Annealing and Weight Decay in Adaptive Learning: The SARPROP Algorithm». IEEE Transactions on Neural Networks; July 1998, Vol. 9, N. 4, pp. 662-668, 1998. (Cap. 6)
- [Tudor93Ele] Tudor, R.J. «Electronic Throttle Control as Emission Reduction Device». SAE Paper 930939, 1993. (Cap. 2)
- [Yamad92Uni] Yamada, T.; Hayakawa, N.; Kami, Y.; Kawai, T. «Universal Air-Fuel Ratio Heated Exhaust Gas Oxygen Sensor and Further Applications». SAE Paper 920234, pp 24-36, 1992. (Cap. 2)
- [Yang91Non-] Yang, H.Q. «Non-Axisymmetric Breakup of a Liquid Jet During Atomization». AIAA Paper 91-0693, 11 p., 1991. (Cap. 2)
- [Yuen84A Ma] Yuen, W. W.; Servati, H. «A Mathematical Engine Model Including the Effect of Engine Emissions». SAE Paper 840036; SAE Transactions Vol. 93, 1984. (Cap. 3)