



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE CATALUÑA

Departamento de Ingeniería Eléctrica

TESIS DOCTORAL

Aplicación de las redes neuronales en los sistemas de control vectorial de los motores de inducción

Autor

Ing. Gamal Mahmoud Ali Sowilam

Director

Prof. Dr.-Ing. Ángel L. Orille Fdez.

2000

Agradecimientos

Mi más sincero agradecimiento al **profesor Ángel L. Orille**, sin cuya valiosa colaboración y apoyo moral no habría sido posible llevar a término este trabajo

También quiero dejar constancia de mi agradecimiento a mis amigos **Ángel Orille Franz, Nabil Khalil, Jaime A. Valencia, Fernando Villada, Javier Iglesias y Mohamed Azab** por sus valiosas sugerencias; al personal del Departamento de Ingeniería Eléctrica de la UPC; a su secretaria, **Sra. Carmina Filgueira**; al personal del laboratorio Sres. **F. Torner y C. Piqué** por las facilidades y ayudas recibidas para la ejecución los prototipos; y en especial a los profesores de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales de Terrassa, y particularmente al **profesor Luis Humet**.

Finalmente, agradezco a la **Agencia Española de Cooperación Internacional y al Instituto Egipcio de Estudios Islámicos** por su soporte económico e institucionales sin cuyas ayudas y colaboraciones no habría sido posible la realización de esta tesis.

A mis padres, a mis hermanos y a mis sobrinos



TESIS DOCTORAL

Aplicación de las redes neuronales en los sistemas de control vectorial de los motores de inducción

Autor: Ing. Gamal Mahmoud Ali Sowilam

Director: Prof. Dr.- Ing. Ángel L. Orille Fdez.

Resumen

Últimamente se ha incrementado considerablemente la utilización de la inteligencia artificial en los campos de la electrónica de potencia y de los sistemas de control de la velocidad y del posicionamiento. Estos métodos, basados en sistemas expertos, la lógica difusa y las redes neuronales artificiales, necesitan una gran base de datos o conocimientos que describan el funcionamiento del sistema junto a un análisis lógico, en lugar del análisis matemático, para controlar el sistema y facilitar la toma de decisiones. Uno de estos métodos corresponde a las redes neuronales artificiales.

En esta tesis doctoral se presenta la aplicación de redes neuronales artificiales en los sistemas de control vectorial y control directo del par para una máquina de inducción. Esta tecnología, relativamente nueva, sirve para poder reemplazar eficientemente algunos equipos analógicos ya existentes.

Los datos necesarios para entrenar las redes neuronales artificiales se obtienen, en primer lugar, de los resultados de las simulaciones del sistema formado por el motor y su control, y en segundo lugar, a partir de los resultados experimentales. A tal fin se implementa un modelo del motor de inducción que se prueba con motores de diferentes valores nominales y se controla con diferentes sistema de control: control vectorial por el método indirecto con y sin realimentación de velocidad, control vectorial por el método directo con realimentación de velocidad y control directo del par.

Para el caso de los sistemas del control vectorial por el método indirecto, con y sin realimentación de velocidad se han utilizado redes neuronales artificiales de respuesta a impulso finito (FIRANN) para emular algunos bloques de los sistemas del control vectorial tales como la estimación de referencia de corriente estator. Cada red neuronal artificial se ha diseñado, entrenado y probado como una parte del conjunto del sistema de control.

Con respecto al control vectorial por el método directo y con realimentación de velocidad, se estima la referencia de la corriente del estator y también se realiza la mayor parte del control vectorial con redes neuronales artificiales FIRANN. Cada red neuronal artificial se ha diseñado, entrenado y probado como una parte del conjunto del sistema de control.

Para el sistema de control directo del par se han utilizado redes neuronales artificiales de propagación hacia adelante (MFANN) que emulan la tabla de conmutación del ondulator, la transformación de las tensiones en el sistema de referencia “abc” al sistema de referencia fijado al estator “dq”, la transformación de las corrientes de estator en el sistema de referencia “abc” al sistema de referencia fijado al estator “dq” y por último, un estimador de par. Estas cuatro redes neuronales se probaron en línea tanto de forma independiente como conjuntamente. Su comportamiento ha sido bueno en comparación con el sistema sin redes neuronales.

Además, se realizó la implementación física del equipo para el control en tiempo real de un motor de inducción por el método directo clásico, y usando redes neuronales mediante una tarjeta dSPACE “DS1103”. Este montaje ha permitido hacer las medidas necesarias para poder comparar el comportamiento del sistema bajo las alternativas propuestas.



Polytechnic University of Catalonia

Electrical Engineering Department

DOCTORAL THESIS

Application of neural networks on vector control systems of induction motors

Author: Eng. Gamal Mahmoud Ali Sowilam

Director: Prof. Dr.- Eng. Ángel L. Orille Fdez.

Abstract

Recently, the use of artificial intelligence has been increased in the fields of power electronics, and position and speed control systems. These methods, based on expert systems, fuzzy logic and artificial neural networks, require a large data base or knowledge to describe the operation of the system, besides to the logic analysis instead of the mathematical analysis in order to control the system and facilitate the decision tasks. One of these methods are the artificial neural networks.

This doctoral thesis shows the application of artificial neural networks to the vector control systems and direct torque control of induction machines. This technology is useful to replace some existing analogical equipment in an efficient way.

The data needed to train the artificial neural networks is obtained in the first place from the simulation results of the system, and in the second place from the experimental results. For that purpose, it was implemented an induction motor model which is tested with different machine characteristics, and it is controlled with different control systems: indirect method vector control with and without speed feedback, direct method vector control with speed feedback and direct torque control.

For indirect method vector control with and without speed feedback, it has been used finite impulse response artificial neural networks (FIRANN) to emulate some blocks of the vector

control systems such as the estimation of the stator current. Each artificial neural network has been designed, trained and tested as a part of the control system set.

For the case of direct method vector control with speed feedback, the stator current reference and the majority of the vector control is realized also with artificial neural networks FIRANN. Each artificial neural network has been designed, trained and tested as a part of the control system set.

In the direct torque control, it has been used feed-forward artificial neural networks (MFANN) to emulate the commutation table of the inverter, to develop the transformation of the voltages from the “abc” reference frame to the “dq” reference frame, and the transformation of the stator currents from the “abc” reference frame to the “dq” reference frame, and finally, to estimate the torque. These four neural networks have been tested online in an independent way and also as a whole. Its performance has been good in comparison with the system without neural networks.

Finally, it was realized a physical implementation of the equipment for real time control of an induction motor by the classical method and by artificial neural networks using a dSPACE “DS1103” card. This implementation has allowed realize the measurements to be able to compare the performance of the system under the different proposed alternatives.

Índice

Lista de símbolos	i
1. Introducción	1-1
1.1 Generalidades.	1-1
1.2 Estado actual del conocimiento.	1-3
1.2.1 Sistemas clásicos de control.	1-3
1.2.2 Sistemas clásicos de flujo orientado.	1-6
1.2.3 Sistemas de control directo del par (DTC).	1-9
1.2.4 Aplicación de las técnicas de inteligencia artificial al flujo orientado y control directo del par.	1-10
1.3 Trabajo presentado.	1-13
2. Principios básicos de la máquina de inducción	2-1
2.1 Introducción.	2-1
2.2 Simulación de la máquina de inducción.	2-1
2.2.1 Representación de la máquina de inducción en coordenadas de referencia arbitraria.	2-2
2.2.2 Representación de la máquina de inducción en coordenadas de referencia arbitraria con valores unitarios.	2-4
2.2.3 Representación con una fase abierta del estator.	2-5
2.2.4 El modelo para simulación del motor de inducción.	2-5
2.2.5 Resultados.	2-10
3. Sistema de control vectorial del motor de inducción	3-1
3.1 Introducción.	3-1
3.2 Principio del control de campo orientado.	3-1
3.3 Condiciones de producción de par óptimo.	3-2
3.4 Diagrama de bloques dinámico de un motor de inducción en el sistema de referencia del campo.	3-3
3.5 Condición de orientación del campo.	3-4
3.6 Control del motor de inducción alimentado con inversor PWM de corriente controlada.	3-5
3.6.1 Implementación del método directo de flujo orientado.	3-5
3.6.2 Implementación del método indirecto del control del flujo orientado.	3-7
3.7 Simulación de los sistemas de orientación del campo.	3-9
3.8 Resultados.	3-13

4. El control directo del par	4-1
4.1 Introducción.	4-1
4.2 Fundamentos del control directo del par.	4-1
4.3 Circuito de regulación interior del DTC.	4-2
4.4 Regulación por histéresis del flujo y del par.	4-4
4.5 Resultados.	4-5
5. Redes neuronales artificiales	5-1
5.1 Similitud entre el sistema nervioso de los animales y las redes neuronales artificiales.	5-2
5.1.1 El soma.	5-2
5.1.2 El axón.	5-2
5.1.3 Las dendritas.	5-2
5.1.4 Las sinapsis.	5-2
5.2 Funciones de activación.	5-4
5.3 Arquitectura de las redes neuronales artificiales.	5-6
5.3.1 Redes neuronales artificiales de propagación hacia delante.	5-7
5.3.2 Red Hopfield.	5-8
5.3.3 Red neuronal artificial de propagación con retardos de tiempo.	5-8
5.3.4 Red neuronal artificial de respuesta de impulso impulse finito.	5-8
5.4 Entrenamiento de las redes neuronales artificiales.	5-9
5.5 Factores que afectan al entrenamiento en las redes neuronales.	5-12
5.5.1 Los parámetros de la función de activación sigmoidea.	5-12
5.5.2 El factor de aprendizaje.	5-13
5.5.3 Regla de aprendizaje Delta-Bar-Delta.	5-14
5.5.4 El factor “momentum”.	5-15
5.5.5 Inicialización.	5-15
5.5.6 Método de validación cruzada.	5-16
5.6 Red neuronal artificial de respuesta a impulsos finitos (FIRANN).	5-16
5.7 Implementación de las redes neuronales.	5-17
5.8 Implementación de las redes neuronales artificiales en este trabajo.	5-18
5.8.1 Implementación de la FIRANN con Simulink.	5-18
6. Utilización de redes neuronales artificiales en los sistemas de control directo del par y control vectorial	6-1
6.1 Introducción.	6-1
6.2 Proceso de entrenamiento y uso de las redes neuronales.	6-2
6.3 Aplicaciones de las redes neuronales al sistema de control directo del par.	6-3
6.3.1 Red neuronal que estima la señal del par electromagnético.	6-3
6.3.2 Red neuronal para emular la tabla de conmutaciones.	6-6
6.3.3 Red neuronal empleada para realizar la transformación de la tensión del sistema de referencia abc al sistema dq.	6-11
6.3.4 Red neuronal empleada para realizar la transformación de las corrientes del sistema de referencia abc al sistema dq.	6-11
6.3.5 Comportamiento de redes neuronales.	6-12
6.3.6 Resultados del sistema DTC cuando se utilizan todas las redes neuronales dentro del conjunto de control.	6-15
6.4 Aplicación de las redes neuronales al sistema de control vectorial.	6-22
6.4.1 Red FIRANN del campo orientado utilizando el método indirecto.	6-22
6.4.1.1 Red FIRANN en el sistema de campo orientado utilizando el método indirecto sin realimentación de velocidad.	6-22
6.4.1.2 Red FIRANN en el sistema de campo orientado utilizando el método	

indirecto y con realimentación de velocidad.	6-28
6.4.2 Red FIRANN en el sistema de campo orientado utilizando el método directo y con realimentación de velocidad.	6-34
7. Implementación del sistema de control de flujo orientado por el método clásico directo y usando redes neuronales	7-1
7.1 Introducción.	7-1
7.2 Implementación del sistema de flujo orientado usando el método directo.	7-3
7.3 Comportamiento del sistema de flujo orientado clásico usando el método directo.	7-4
7.4 Implementación del sistema de control por flujo orientado utilizando redes neuronales FIRANN.	7-6
7.5 Comportamiento del sistema de flujo orientado con redes neuronales FIRANN.	7-6
7.6 Comparación entre el comportamiento del sistema usando redes neuronales FIRANN y sin ellas.	7-8
8. Conclusiones	8-1
8.1 Generalidades.	8-1
8.2 Implementaciones y conclusiones para el control directo del par.	8-2
8.3 Implementaciones y conclusiones para el campo orientado por el método indirecto.	8-2
8.4 Implementaciones y conclusiones para el campo orientado por el método directo.	8-3
8.5 Implementación real del esquema del control de flujo orientado por el método Clásico y usando redes neuronales.	8-4
8.6 Limitaciones y recomendaciones.	8-4
9. Bibliografía	9-1
Apéndice A Parámetros de las máquinas utilizadas	A-1
Apéndice B El montaje experimental Empleado	B-1
Apéndice C Utilidades desarrolladas para la simulación del control de la máquina de inducción	C-1
C.1 Introducción.	C-1
C.2 Descripción general de las pantallas.	C-1

Lista de símbolos

\underline{a}	Vector unitario, $\underline{a} = 1e^{j120}$.
A, B, K	Constantes en general.
f_1	Frecuencia de la red.
f_n	Frecuencia nominal de la red.
h	Banda de tolerancia de la corriente de un inversor.
i	Corriente en general.
i_m	Corriente magnetizante.
i_a, i_b, i_c	Corrientes de línea, sistema trifásico.
i_{ar}, i_{br}, i_{cr}	Corrientes por fase del rotor.
i_{as}, i_{bs}, i_{cs}	Corrientes por fase del estator.
I_a, I_b, I_c	Valores eficaces de las corrientes trifásicas.
I_m	Valor eficaz de la corriente magnetizante.
I_1, I_s	Valor eficaz de la corriente del estator.
I_2, I_r	Valor eficaz de la corriente del rotor.
I_{as}, I_{bs}, I_{cs}	Fasores de las corrientes del estator.
I_{ar}, I_{br}, I_{cr}	Fasores de las corrientes del rotor.
I_m	Fasor de la corriente magnetizante.
$\underline{i}_s, \underline{i}_s^s$	Vectores de la corriente del estator en el sistema de referencia del estator.
\underline{i}_r^s	Vectores de la corriente del rotor en el sistema de referencia del estator.
$\underline{i}_r, \underline{i}_r^r$	Vector actual de la corriente del rotor.
\underline{i}_s^e	Vector de la corriente del estator en el sistema de referencia de la excitación.

\underline{i}_r^e	Vector de la corriente del rotor en el sistema de referencia de la excitación.
i_{dr}, i_{qr}	Componentes vectoriales de la corriente del rotor en general.
i'_{dr}, i'_{qr}	Componentes vectoriales de la corriente del rotor en general referidas al estator.
i_{ds}, i_{qs}	Componentes vectoriales de la corriente del estator en general.
i_{DR}^e, i_{QR}^e	Componentes vectoriales de la corriente del rotor en el sistema de referencia de la excitación.
i_{DS}^e, i_{QS}^e	Componentes vectoriales de la corriente del estator en el sistema de referencia de la excitación.
i_{dr}^s, i_{qr}^s	Componentes vectoriales de la corriente del rotor en el sistema de referencia del estator.
i_{ds}^s, i_{qs}^s	Componentes vectoriales de la corriente del estator en el sistema de referencia de estator.
$ i_r $	Módulo del vector de la corriente del rotor.
$ i_s $	Módulo del vector de la corriente del estator.
$ i_{mr} $	Módulo del fasor de la corriente magnetizante del rotor.
$[I]$	Vector de las corrientes.
$[I_r]$	Vector de las corrientes del rotor.
$[I_s]$	Vector de las corrientes del estator.
$[I]^T$	Vector transpuesto de las corrientes.
I	Constante de integración.
k_m	Constante de par, N m/Wb.A.
j	Vector unitario imaginario (plano de Gauss), $j = \sqrt{-1}$.
J	Momento de inercia del rotor.
l_2, l_r	Inductancia de dispersión del rotor por fase.
l'_2, l'_r	Inductancia de dispersión del rotor por fase referida al estator.
l_1, l_s	Inductancia de dispersión del estator por fase.
L_2, L_r	Inductancia total del rotor por fase.
L'_2, L'_r	Inductancia total del rotor por fase referida al estator.
L_1, L_s	Inductancia total de estator por fase.

L_m	Inductancia magnetizante.
[L]	Matriz de inductancias.
M	Inductancia mútua entre las bobinas del estator y del rotor.
[M]	Matriz de inductancias mútuas.
[M(θ)]	Matriz de acoplamientos magnéticos.
[M _{rr}]	Matriz de acoplamientos magnéticas rotor-rotor.
[M _{rs}]	Matriz de acoplamiento magnéticas rotor-estator.
[M _{sr}]	Matriz de acoplamiento magnéticas estator-rotor.
[M _{ss}]	Matriz de acoplamiento magnéticas estator-estator.
M_e	Par electromagnético.
M_i, M_{load}	Par de carga.
M_{mec}	Par mecánico.
M^*, M_{ref}	Par de referencia.
K, T _i , T _d	Constantes proporcional, integral y derivada, en el regulador PID.
n	Velocidad del motor [min^{-1}].
n_n	Velocidad nominal [min^{-1}].
n_1, n_{syn}	Velocidad sincrónica [min^{-1}].
P_e	Potencia eléctrica.
P_{mec}	Potencia mecánica.
p	Operador diferencial (d/dt), y pares de polos.
fdp	Factor de potencia.
R	Resistencia en general.
r_2, r_r, R_2, R_r	Resistancias por fase del rotor.
r'_2, r'_r, R'_2, R'_r	Resistancias por fase del rotor referidas al estator.
r_1, r_s, R_1, R_s	Resistancias por fase del estator.
[R]	Matriz de resistencias.
[R _r]	Matriz de resistencias del rotor.
[R _s]	Matriz de resistencias del estator.
s	Deslizamiento.
S_a, S_b, S_c	Variables de conmutación del inversor.
t	Tiempo en general.
T _s	Tiempo de muestreo.
τ	Constante de tiempo.
τ_r	Constante de tiempo del rotor.

τ_s	Constante de tiempo del estator.
U	Tensión en general.
u_a, u_b, u_c	Tensiones de línea, sistema trifásico.
u_{as}, u_{bs}, u_{cs}	Tensiones instantáneas simples del estator.
u_{ar}, u_{br}, u_{cr}	Tensiones instantáneas simples del rotor.
u_{ab}, u_{bc}, u_{ca}	Tensiones instantáneas entre fases del estator.
$u_{abr}, u_{bcr}, u_{car}$	Tensiones instantáneas entre fases del rotor.
U_{dc}	Tensión de corriente continua del inversor.
U_{as}, U_{bs}, U_{cs}	Tensiones eficaces simples de estator.
U_{ar}, U_{br}, U_{cr}	Tensiones eficaces simples del rotor.
U_a, U_b, U_c	Valores eficaces de las tensiones trifásicas.
U_l, U_s	Valor eficaz de la tensión simple del estator.
U_{ln}, U_{sn}	Valor eficaz de la tensión nominal del estator.
U_2, U_r	Valor eficaz de la tensión simple del rotor.
U_{2n}, U_m	Valor eficaz de la tensión nominal del rotor.
$\underline{u}_s, \underline{u}_s^s$	Vector de la tensión del estator en el sistema de referencia del estator.
\underline{u}_r^s	Vector de la tensión del rotor en el sistema de referencia del estator.
$\underline{u}_r, \underline{u}_r^r$	Vector actual de la tensión de rotor.
\underline{u}_s^e	Vector de la tensión del estator en el sistema de referencia de la excitación.
u_{dr}, u_{qr}	Componentes del vector de la tensión del rotor en general.
u'_{dr}, u'_{qr}	Componentes del vector de la tensión del rotor en general, referida al estator.
u_{ds}, u_{qs}	Componentes del vector de la tensión del estator en general.
u_{DS}^e, u_{QS}^e	Componentes del vector de la tensión del estator en el sistema de referencia de la excitación.
u_{dr}^s, u_{qr}^s	Componentes del vector de la tensión del rotor en el sistema de referencia del estator.
u_{ds}^s, u_{qs}^s	Componentes del vector de la tensión del estator en el sistema de referencia del estator.
[U]	Vector de tensiones.

$[U_r]$	Vector de las tensiones del rotor.
$[U_s]$	Vector de las tensiones del estator.
$[U]^T$	Vector transpuesto de las tensiones.
X	Reactancia en general.
X_{lr}	Reactancia de dispersión del rotor.
X'_{lr}	Reactancia de dispersión del rotor referida al estator.
X_{ls}	Reactancia de dispersión del estator.
X_m	Reactancia magnetizante.
X_r	Reactancia total del rotor.
X'_2, X'_r	Reactancia del rotor referida al estator.
X_s	Reactancia total del estator.
$[X]$	Matriz de reactancias.
$[X_r]$	Matriz de reactancias del rotor.
$[X_s]$	Matriz de reactancias del estator.
θ	Ángulo de posición arbitrario (grados eléctricos).
ϕ	Ángulo de fase de la tensión de estator (grados eléctricos).
θ_r	Ángulo de posición de los vectores de rotor (grados eléctricos).
θ_s	Ángulo de posición de los vectores de estator (grados eléctricos).
θ_{rs}	Ángulo de posición entre rotor y estator (grados eléctricos).
f	Flujo en el entrehierro.
f_m	Flujo mútuo.
f_s	Flujo en el estator (en el sistema de referencia del estator).
f_r	Flujo en el rotor.
Φ'_m	Flujo magnetizante referido al circuito del estator.
Φ'_r	Flujo del rotor referido al circuito del estator.
Φ_{DR}^e	Componentes vectoriales del flujo del rotor en sistema de referencia de la excitación.
Φ_{QR}^e	Componentes vectoriales del flujo del rotor en sistema de referencia de la excitación.
Φ_{DS}^e	Componentes vectoriales del flujo del estator en sistema de referencia de la excitación.

Φ_{QS}^e	Componentes vectoriales del flujo del estator en sistema de referencia de la excitación.
$[\phi]$	Matriz de flujos.
$[\phi_r]$	Matriz de flujos en el rotor.
$[\phi_s]$	Matriz de flujos en el estator.
ω	Velocidad angular eléctrica en general.
ω_n	Velocidad angular eléctrica base a la frecuencia nominal.
ω_s	Velocidad angular eléctrica de las variables de estator.
Ω	Velocidad angular mecánica del rotor en (rad/s).
ω_{rs}	Velocidad angular eléctrica del deslizamiento entre flujo en el rotor y en el estator.
Ω_{ref}, Ω^*	Consigna de velocidad.
Subíndices	
a, b, c	Fases a, b y c.
D	Eje D del sistema de referencia de la excitación.
d	Eje d del sistema de referencia del estator.
L, l	Dispersión.
rs	Deslizamiento.
l, load	Carga.
m	Mútua.
máx	Amplitud máxima.
Q	Eje Q del sistema de referencia de la excitación.
q	Eje q del sistema de referencia del estator.
R, r	Rotor.
n	Valor nominal.
S, s	Estator.
Ref	Consigna o referencia de una variable.
Superíndices	
e	Sistema de referencia de la excitación.
r	Valor actual referido al rotor.
s	Valor actual referido al estator.
'	Símbolo referido al otro lado.
*	Referencia, consigna o conjugado.

Capítulo 1 Introducción

1.1 Generalidades

Es evidente que con el desarrollo de las nuevas tecnologías tenemos a nuestra disposición microprocesadores cada vez más rápidos y relativamente más baratos. Otro tanto ocurre con los componentes electrónicos de potencia, y los sistemas de control de los mismos. Hoy en día los accionamientos eléctricos a base de motores de inducción y convertidores ya resultan en la mayoría de los casos más ventajosos que los accionamientos de corriente continua., sobre todo si tenemos en cuenta consideraciones tales como la relación potencia / peso, aceleración, mantenimiento, ambiente de operación, velocidad de trabajo, etc. Su menor coste y la mayor robustez de la máquina son con frecuencia las razones para escoger los accionamientos con motor de inducción en aplicaciones de pequeña y mediana potencia.

El fuerte desarrollo que la electrónica de potencia ha tenido con la aparición de semiconductores de altas prestaciones y bloqueo controlado (transistores de potencia, IGBTs, GTOs), que soslayan los problemas de conmutación forzada de los tiristores, ha permitido el diseño de convertidores CC/CA con técnicas de control de ancho del impulso "PWM" que permiten una fácil regulación de sus valores de tensión, corriente y frecuencia de salida, con respuestas prácticamente instantáneas.

De esta forma, los variadores de frecuencia, que toman energía de la red y la transforman para aplicarla al motor, son cada vez más empleados en la alimentación del motor de inducción, presentando el conjunto convertidor-motor ventajas por el bajo mantenimiento, el tamaño compacto y la fácil regulación a elevadas velocidades.

Siendo el par y el flujo del motor de inducción funciones de la tensión y de la frecuencia del estator, los métodos convencionales de control U/f que intentan mantener el flujo constante permiten sólo lentas respuestas de par en el eje de la máquina. Para mejorarlas, el control debe considerar por separado las variables flujo y par, desacoplándolas para su regulación.

Los sistemas de control vectorial o bien de campo orientado y el control directo del par (DTC) realizan esta separación. Permiten al motor de inducción alcanzar prestaciones semejantes a las del motor de corriente continua. Esta característica unida a su bajo costo y a su poco mantenimiento hacen que estos motores se estén imponiendo en las aplicaciones industriales como servomotores. En el control directo del par, el motor y el ondulator forman prácticamente una unidad y todos los procesos de conmutación del ondulator dependen del estado electromagnético del motor. Por esta razón, el sistema DTC permite pilotar rápida y flexiblemente los motores trifásicos, obteniéndose un tiempo de respuesta del par sumamente corto con respecto al control vectorial.

Por tanto, estos sistemas de control requieren para su desarrollo de un modelo de la máquina que haga accesibles las variables de estado que se quieren controlar: flujo, par, corrientes, deslizamiento, etc. Para ello, se necesita un conocimiento exacto de la velocidad y posición del rotor, y una perfecta sintonía entre el modelo y el motor real.

Últimamente las aplicaciones de los métodos de la inteligencia artificial en los campos de la electrónica de potencia y de los sistemas de control de la velocidad y del posicionamiento han crecido considerablemente. Estos métodos, basados en sistemas expertos, la lógica difusa y las redes neuronales artificiales, necesitan una gran base de datos o conocimiento que describa el funcionamiento del sistema junto a un análisis lógico, en lugar del análisis matemático, para controlar el sistema y facilitar la toma de decisiones. Uno de estos métodos corresponde a las redes neuronales artificiales que imitan el funcionamiento del cerebro humano.

Las redes neuronales artificiales se usaron y usan profusamente para el reconocimiento de imágenes y sonidos, para procesamiento de datos y señales, y para clasificar. Actualmente, abren expectativas muy prometedoras para su aplicación en el campo de la electrónica de potencia y en los sistemas de control de posicionamiento. Estas expectativas son las que nos han llevado a tratar de reemplazar algunas partes de los sistemas normales del control vectorial y control directo de par, por un sistema del control basado en redes neuronales artificiales.

1.2 Estado actual del conocimiento

Las referencias consultadas las podemos agrupar básicamente en cuatro grupos:

- Sistemas clásicos de control,
- Sistemas clásicos de flujo orientado,

- Sistemas de control directo del par,
- Aplicación de las técnicas de inteligencia artificial al flujo orientado y control directo del par en la máquina de inducción.

1.2.1 Sistemas clásicos de control

Este grupo corresponde a las referencias [1-22], que utilizan y explican diferentes tipos de inversores de fuente de tensión o fuente de corriente, controladores de corriente o de tensión y el tipo de control: circuito electrónico, microprocesador, microordenador y/o ordenador. Algunas referencias utilizan nuevos métodos para mejorar la operación y formas de onda de corriente y/o tensión de la salida del inversor.

A continuación vamos a presentar en forma resumida las características esenciales de estos trabajos.

- El trabajo presentado por Moffat, Paresch Sen, Younker y Mohamed Bayoumi [1] estudia el control de velocidad para un motor de inducción usando un ciclo de bloqueo de fase digital. Los ciclos de bloqueo de fase fueron desarrollados en los años 30 y desde entonces se han usado ampliamente en los sistemas de comunicación. Su reciente incorporación en los circuitos digitales integrados de bajo precio, han hecho posible el uso de esta técnica en los controles de velocidad de motores. En este trabajo se hace un esbozo del diagrama de bloques y del circuito de control, y se desarrolla el modelo matemático para predecir el comportamiento del sistema.
- Hasmukh Patel y Richard Hof [2] presentan métodos teóricos para eliminar armónicos de las formas de onda del inversor, desarrollando métodos generalizados para eliminar un número fijo de armónicos en la forma de onda de salida de los inversores de medio puente y puente completo, y presentan soluciones para eliminar hasta cinco armónicos. Los armónicos de orden superior no eliminados pueden ser atenuados fácilmente usando filtros en la etapa de salida del inversor.
- También Hasmukh Patel y Richard Hof [3] presentan métodos teóricos de control de la tensión para medio puente y puente completo del inversor basado en los resultados presentados en [2]. Asimismo, obtienen resultados analíticos por el método de la modulación de la anchura del pulso (PWM) y presentan el control simétrico de tensión.
- Plunkett [4] explica el método de control de ancho del pulso "PWM" de la fuente de tensión para minimizar el pico de la corriente de la salida. Su método de control también

genera unas referencias de ángulo del rotor y de la amplitud de la señal del estator usando las señales de realimentaciones de par y de flujo.

- Las referencias [5-8 y 12] estudian la implementación mediante microprocesador de las estrategias de interrupción PWM óptimas y muestran los aspectos especiales, las características y las ventajas de varias configuraciones de microprocesador. Se desarrollan detalladamente todas las técnicas necesarias para el microprocesador, tanto el software, como el hardware y los algoritmos necesarios para la implementación y generación de la estrategia PWM óptima en línea y en tiempo real. También presentan resultados experimentales con un sistema de control para motor de inducción con inversores PWM controlados por microprocesador. Las técnicas desarrolladas y presentadas son fácilmente aplicables a otros microprocesadores disponibles actualmente, con pequeñas modificaciones que reflejan las características especiales del microprocesador utilizado.
- Las referencias [9 y 10] estudian la implementación del microordenador para controlar el inversor con técnica digital. Los estados de las interrupciones del inversor relativos a un número limitado de niveles de armónicos de la tensión de salida se guardan en la memoria del microordenador. Esto permite que la salida de la tensión del inversor tome un rango continuo de valores y que el microordenador opera en tiempo real, cosa necesaria cuando la memoria tenga capacidad reducida.
- Lataire, Venlet y Kaczmarech [11] explican, usando un simple circuito técnico de muestra, un generador de bajo costo PWM polifásico. Posteriormente describen los requerimientos del generador PWM y muestran con datos experimentales cómo éstos son cumplidos por el prototipo.
- Kadhim, Rezak y O'Kelly [12] muestran un sistema basado en un microprocesador para el cálculo en línea de los ángulos de disparo, que posee una gran flexibilidad y versatilidad.
- Nabae, Ogasawara y Akagi [13] explican un esquema de control de corriente para inversores PWM. Este esquema tiene una rápida respuesta de la corriente en estado transitorio y un bajo contenido de armónicos en estado estacionario.
- Hombu, Ueda S. y Ueda A. [14] presentan el uso de un inversor con tiristores GTO y técnicas con modulación del ancho del impulso, PWM, en la parte del rectificador, las cuales hacen que las formas de las ondas de la corriente de entrada sean senoidales y que la tensión del lazo de corriente continua, se pueda regular en un amplio margen.

- En el trabajo presentado por Ching- Tsai Pan y Ting-Yu Chang [15] se investiga un controlador por corriente de histéresis mejorado para reducir la frecuencia de las interrupciones. Dicho controlador coordina las conmutaciones de los interruptores trifásicos en el plano de referencia d-q. Además del error de la corriente, se emplea también la derivada del error de la corriente, teniendo así la ventaja de añadir el vector de tensión cero para reducir la frecuencia de conmutación. Se propone un hardware para el controlador mejorado por corriente de histéresis de fácil implementación, de tal forma que se mantengan los méritos del controlador convencional por corriente de histéresis convencional.
- Los trabajos [16-18] presentan varios esquemas del controlador de corriente del inversor PWM. En estos esquemas, el modo de control se varía de acuerdo a las condiciones de operación para optimizar el comportamiento estático y dinámico del sistema. En tales sistemas el controlador de corriente tiene influencia directa en el comportamiento del sistema y su diseño requiere de consideraciones particulares.
- Holtz J. [19] explica las generalidades de la modulación de ancho de pulso PWM de los inversores.
- El trabajo presentado por Kawakami, y otros autores [20] describe un método de control PWM para equilibrar dos unidades del inversor de la corriente y para reducir la distorsión de la corriente de motores en un inversor GTO múltiple para sistemas de accionamiento de velocidad variable de alta capacidad. Mediante un control de campo orientado, con control del desacoplamiento entre el par y las corrientes de excitación, y el control directo de las corrientes trifásicas de corriente alterna, se logra una alta velocidad de respuesta.
- Halász y otros autores [21] muestran que el inversor de tres niveles tiene una estrategia óptima en todas las regiones de la velocidad, diferenciándose de la estrategia de dos niveles. El control óptimo desarrollado asegura unas pérdidas armónicas del motor mínimas para un número predeterminado de las conmutaciones de los inversores PWM de tres niveles y para un valor dado de la tensión del armónico fundamental.
- Orille A. L., Sowilam G. M. A. y Bargalló R. [22] presentan un esquema generalizado de una fuente de tensión PWM. Este esquema permite cuatro posibilidades: PWM, controlador de corriente de histéresis, controlador de corriente de histéresis mejorado y ondas de tensión programada por software mediante un ordenador. Se diseñan los circuitos de control sugeridos y los circuitos electrónicos necesarios, y todos ellos son

montados y probados en el laboratorio. Este circuito dispone de entradas de magnitud y frecuencia para controlar y ajustar las ondas de referencia de la tensión o de la corriente. Además, también dispone las señales de los pulsos de entrada que provienen del ordenador. Dispone de un interruptor digital para elegir el tipo de controlador del PWM. También dispone de otro interruptor para elegir entre el circuito electrónico y el ordenador.

1.2.2 Sistemas clásicos de flujo orientado

Los accionamientos con servomotores de inducción requieren un buen comportamiento dinámico en un amplio rango de velocidades. Esquemas de control tales como el control de campo orientado FOC aplicado a los motores de inducción logran este objetivo a base de desacoplar la corriente del estator en dos componentes controlables independientemente, una de las cuales es responsable de la producción de flujo y la otra del par [23-35]. Esto permite que el motor de inducción tenga un comportamiento dinámico equiparable al de los motores de corriente continua. A continuación vamos a presentar en forma resumida las características esenciales de estos trabajos.

- Sudrià, March y Bergas [23] presentan el desarrollo de un control vectorial de la máquina de inducción. En este trabajo se muestra la implementación de dicho tipo de control, los resultados simulados y experimentales, así como una propuesta de mejoramiento del método.
- Los trabajos presentados por Atkinson [24] y Brass y Mecrow [25] investigan la implementación del sistema de control vectorial e implementan los algoritmos del estimador de estado usando los datos experimentales de un motor de inducción alimentado desde un inversor.
- Chang y Yeh [26] presentan un método de control de campo orientado sin sensores de la corriente del estator. Usan un estimador parcial de estado para estimar el par/corriente y un predictor de la tensión para predecir el vector de tensión del inversor "VSI".
- Umanand y Bhat [27] presentan un sistema de control vectorial para motores de inducción el cual tiene múltiples entradas y múltiples salidas. Usando técnicas de control moderno se pueden cerrar simultáneamente todos los lazos de realimentación y adicionalmente obtener ganancias óptimas para los controladores. Se propone también un tratamiento sistemático para el diseño del controlador de corriente digital.

- Williamson y Healey [28] estudian un modelo de motor de inducción para transitorios teniendo en cuenta el efecto pelicular y la saturación en ambos caminos del flujo magnético el principal y el de dispersión. Se discute el uso del control orientado por campo magnetizante como base en los controladores vectoriales que emplean este modelo y se describe en detalle la representación del modelo en vectores espaciales.
- El trabajo [29] presenta el control de la máquina de inducción en coordenadas del campo usando procesamiento en paralelo de las señales. La instalación del hardware consta del inversor PWM-MOSEFT, el sistema de multiprocesadores en paralelo “Transputer”.
- Chang-Ming Liaw, Kuei-Hsiang y Faa-Jeng Lin [30] hacen el diseño y la implementación de un controlador adaptativo con modelo de referencia discreta para lograr que el sistema de control del motor de inducción por orientación de campo sea insensible al cambio de parámetros. El control sólo se requiere de la información del modelo de referencia y la salida del sistema. No es necesario la identificación en tiempo real de ningún parámetro explícito. Por tanto, el controlador propuesto es fácil de implementar en la práctica.
- El trabajo presentado por Malesani, Tomasin y Toigo [31] investiga el análisis del comportamiento de los esquemas de modulación usuales para la conmutación por software de los inversores de onda cuadrada de tensión “VSI” cuasi-resonantes en comparación con técnicas normalizadas de PWM (ondas senoidal- triangular y vector espacial). Los objetivos de este artículo son esencialmente dos:
 - a) Describir un algoritmo de PWM basado en vectores espaciales adecuado para inversores con conmutación por software.
 - b) Evaluar y comparar con las técnicas normales el comportamiento del rizado del convertidor acoplado con corriente continua cuasi-resonante, tanto para el caso de control PWM basado en onda portadora triangular y onda de control senoidal como con el nuevo control con vectores espaciales.
- Yamamoto y Shinohara [32] presentan un PWM generado por el método de la modulación de vectores espaciales comparándolo con lo generado por el método de subarmónico en el motor de corriente alterna de imanes permanentes alimentado con inversores con PWM con controlador de corriente.
- El trabajo presentado por De Doncker, Profumo, Pastorelli y Ferraris [33] explica el principio universal del controlador de campo orientado (UFO), que funciona en cualquier referencia arbitraria, y se aplica a un inversor “CR-PWM”. Aquí, la implementación del

UFO alcanza y mantiene la relación angular correcta entre el vector de la corriente de estator y el vector de flujo (estator, entrehierro y rotor), tanto con el método directo como con el indirecto. Sin embargo, todos los métodos de campo orientado padecen problemas específicos en la teoría y la práctica.

- El estudio presentado por Noguchi, Kondo y Takahashi [34] proponen una nueva estrategia de control de par para el motor de inducción que es robusto frente a las variaciones de la resistencia estática y adaptable a la inductancia de dispersión, a la inductancia magnetizante y a la constante de tiempo del rotor. El principio de la estrategia se basa en el control de campo orientado con realimentación de flujo. Para ello usa un simulador de flujo y dos identificadores robustos para los parámetros del motor.

1.2.3 Sistemas de control directo del par (DTC)

El esquema de control propuesto en [35-47] se conoce como control directo del par (DTC). En este esquema, el valor instantáneo del flujo del estator y el par electromagnético se calculan de tan solo las variables del estator (corrientes y tensiones del estator). Estas variables pueden controlarse directamente mediante la selección óptima de los interruptores del inversor dados por una tabla. Esta selección se realiza de tal forma que restringe los errores entre los valores reales y los fijados para el flujo del estator y el par dentro de una banda de histéresis, que permite determinar el vector de tensión óptimo del inversor y obtener un control del par más rápido. El DTC ofrece importantes ventajas respecto al control vectorial. La estructura de control es mucho más simple, requiriendo solo un par de controladores de histéresis. A continuación vamos a presentar en forma resumida las características esenciales de estos trabajos.

- Los primeros trabajos del control directo de par (DTC) se presentan en las referencias [35-38], [40-42]. Estos explican como el DTC tiene una respuesta más rápida y una eficiencia más alta que el control vectorial. Este sistema necesita sólo los comandos del par electromagnético, flujo del estator y la tabla de conmutación para definir el vector de estado del inversor. Es por ello, por lo que este sistema tiene una respuesta del par más rápida que el sistema de control vectorial.
- El trabajo presentado por Habetler, Divan [39] estudia un esquema por control directo del par usando inversores de modulación del ancho del pulso tal como el inversor con el lazo de corriente continua. Un rasgo único del método de control presentando consiste en que sólo requiere un sensor para la corriente continua del bucle de corriente continua.

- Casadei, Grandi y Serra [39] hacen un control del par de un motor de inducción por campo orientado del rotor basado en las componentes de campo del estator como variables de control, sin necesidad de un sensor de velocidad. Este sistema combina las ventajas del campo orientado del rotor y control vectorial del campo del estator permitiendo buen comportamiento del accionamiento usado un esquema simple del control. Este esquema está afectado por las variaciones de la inductancia total de dispersión, que determina el funcionamiento desintonizado. Se presenta un método que permite la posibilidad de estimar la inductancia total de dispersión además de la identificación de la inductancia propia del estator.
- El estudio presentado por Griva, Habetler, Profumo y Pastorelli [43] investiga el funcionamiento del control directo del par cuando está se operando en condiciones transitorias y de sobremodulación o en la región de transición al funcionamiento en seis pasos. El esquema funciona muy satisfactoriamente en sobremodulación comparándolo con los esquemas existentes de corriente regulada basados en PWM, debido al hecho de que los vectores espaciales de las tensiones están controlados directamente.
- La referencia [44] propone un modelo de tensión/corriente con lazo de realimentación interna el cual permite obtener un buen comportamiento del accionamiento por campo orientado en todo el rango de la velocidad, excepto para un área pequeña cerca al cero de la velocidad del flujo.
- Donescu, Griva y Profumo [45] proponen una estrategia nueva de control vectorial de la corriente para un sistema de control del par de campo orientado. La selección de los vectores de interrupciones del inversor está basada en la posición angular del flujo del rotor y en la referencia de los vectores de corriente del motor en el plano de vectores de interrupciones.
- El trabajo de Bird y Zelaya de la Parra [46] presenta dos técnicas de estimación del flujo del estator y las comparan experimentalmente. La primera usa un integrador retardado para resolver la ecuación del flujo del estator, y la segunda está basada en el observador de Luenberger. Los resultados prácticos mostraron que el observador de Luenberger ofrece una mayor robustez a la variación de parámetros.
- Mash, N. J. [47] hace un resumen del control directo del par. Presenta una breve descripción del sistema de accionamiento de corriente continua, el control de la frecuencia escalar, el control vectorial del campo y por fin el control directo del par.

1.2.4 Aplicación de las técnicas de inteligencia artificial al flujo orientado y control directo del par

Las referencias siguientes [48-57] presentan la aplicación de la lógica difusa y las redes neuronales artificiales a la electrónica de potencia y a los sistemas de control de movimiento para algunas máquinas eléctricas tales como las máquinas de corriente continua sin escobillas y máquinas de inducción. A continuación vamos a presentar en forma resumida las características esenciales de estos trabajos.

- Liaw C. M., Wang J. B. y Chang Y. C. [48] aplican la lógica difusa al control de campo orientado para una máquina de inducción. Se diseña un controlador discreto de dos grados de libertad (2DOF) para obtener un control adecuado de la velocidad y un buen comportamiento de la regulación con la carga.
- El-Sharkawi M. A., El-Samahy A. A. y El-Sayed M. L. [49] utilizan una red neuronal artificial para obtener un alto rendimiento de un sistema de motor de corriente continua sin escobillas. Este artículo basado en resultados experimentales, explica que la estructura de redes neuronales propuesta tiene una gran exactitud de rastreo y la robustez del sistema es bastante evidente aún con la presencia del azar.
- El trabajo presentado por Cabrera L. A., Elbuluk M. E. y Husain I. [50] usa la red neuronal para la sintonización de la resistencia del estator del motor de inducción en un sistema del control directo del par. En dicho trabajo, se presenta la simulación de los resultados con tres configuraciones diferentes de redes neuronales explicando la eficacia del proceso de sintonización, y se muestran los resultados experimentales de una de las tres redes neuronales.
- El estudio presentado por Bor- Ren Lin y Hoft R. G. [51] propone una red neuronal para obtener los estados de las interrupciones del inversor de fuente de tensión. En este trabajo se usa el controlador de corriente llamada controlador de histéresis. Los modos y técnicas de aprendizaje han sido investigados a través de simulación. También describen la implementación de la red neuronal y los resultados mediante simulación.
- Trzynadlowski A. M. y Legowski S. [52] presentan una red neuronal para generar estados de interrupciones mejoradas del inversor del controlador de tensión. La modulación de ancho de pulso PWM se basa en redes neuronales de hardware analógico, que obtiene una respuesta de gran exactitud para cualquier valor del índice de la modulación. Para el

análisis teórico se propuso la red neuronal dispersa. Los resultados experimentales confirman el alto rendimiento y las ventajas técnicas del modulador desarrollado.

- Fodor, Griva y profumo [53] presentan usos de las redes neuronales para estimar la magnitud del flujo en el entrehierro de las componentes sincrónicas de las corrientes del estator y de la corriente desacoplada, las cuales bajo la referencia universal de campo orientado aseguran la carencia de la influencia recíproca entre el par y el flujo durante el proceso de control. Las entradas de la red neuronal son cinco: la componente del eje “d” de las corrientes sincrónicas del estator actual y anterior, la componente del eje “q” de las corrientes sincrónicas del estator actual y la anterior y la corriente desacoplada. La salida de la red neuronal artificial es el flujo en el entrehierro.
- El trabajo presentado por Montilla y Castro [54] explica un esquema del control vectorial del motor de inducción usando redes neuronales para adaptación de parámetros en el proceso de control. El estimador de los parámetros utiliza la información instantánea de las corrientes y tensiones del motor y una fórmula de adaptación lineal entre los parámetros y los valores medidos para emular los coeficientes que definen el modelo del motor. La adaptación de los nuevos parámetros en la red neuronal se realiza directamente, sin requerir entrenamientos adicionales. La capacidad de procesamiento en paralelo propio de las arquitecturas neuronales, y la posibilidad de una adaptación en línea de los parámetros del modelo de la máquina de inducción, permiten el desarrollo de un esquema de control vectorial rápido y preciso.
- Simoes M. G. y Bose B. K. [55] presentan la estimación de la señal de realimentación para el control de la tensión de un motor de inducción con algunas ventajas comparativas (una respuesta dinámica al control más rápida e inmunidad a los rizados por armónicos) y su implementación usando DSP.
- Wang X. y Elbuluk M. E. [56] muestran el uso de algoritmos genéticos (GA) en el control directo del par bajo redes neuronales. En este artículo, la red neuronal se usa para emular el selector de estados del vector del inversor del sistema DTC. Obtienen unos buenos resultados comparados con el DTC convencional.
- Cabrera L. A., Elbuluk M. E. y Zinger, D. S. [57] presentan cuatro algoritmos de entrenamiento para emular el selector del estator en un DTC. Los algoritmos para entrenamiento son el de retropropagación, modelo de neurona adaptable, filtro de Kalman extendido y el de predicción recursiva paralela del error.

1.3 Trabajo presentado

En este estudio se presenta la aplicación de redes neuronales artificiales en los sistemas de control vectorial y control directo de par (DTC) para una máquina de inducción. Esta tecnología, relativamente nueva, sirve para poder reemplazar eficientemente los equipos analógicos ya existentes. Para un sistema de control directo de par se han utilizado redes neuronales artificiales “feedforward” que sustituyen el sector del estator (la tabla de interrupciones), la transformación de la referencia del marco de tensiones en coordenadas abc a coordenadas dq, la transformación de la referencia del marco de corrientes en coordenadas abc a coordenadas dq y por último en un estimador de par. Cada una de estas cuatro redes neuronales se probó independiente en el conjunto del sistema y luego todas se probaron conjuntamente. Su comportamiento en todos los casos fue bueno en comparación con la simulación del sistema sin redes neuronales. En los sistemas de control vectorial directo e indirecto se han utilizado redes neuronales artificiales tipo FIRANN [58] ‘Finite Impulse Response Artificial Neural Network’ para emular algunas partes de los sistemas del control vectorial tales como la estimación de comandos de referencias de corriente de las variables del sistema. Cada red neuronal artificial se ha diseñado, entrenado y probado como una parte del conjunto del sistema de control.

Se indican a continuación los contenidos de los capítulos que siguen, en los que se describe el trabajo realizado.

- En el capítulo 2, se realiza la simulación de la máquina de inducción mediante las ecuaciones de la misma en sistema de coordenadas arbitrario. Esta simulación resulta útil en el estudio del comportamiento del motor de inducción cuando se alimenta por medio de sistemas electrónicos de potencia. El motor se puede estudiar con diferentes condiciones de funcionamiento tales como, variación de la carga, de la aceleración y con pérdida de una fase (fase abierta) de alimentación, con la ventaja de que al simular la máquina en cualquier sistema de referencia, solamente se cambia ω . También permite usar motores de diferentes potencias nominales y trabajar en valores unitarios (p.u.).
- En el capítulo 3 se describe el control de campo orientado tradicional del rotor en un motor de inducción alimentado con un inversor, con controlador de corriente (controlador de histéresis), como fuente de tensión. Se hacen dos tipos de implementaciones, que usan el método directo y el método indirecto. Cuando se utiliza el método directo (control con realimentación del campo), el ángulo espacial del flujo acoplado se obtiene con medidas directas a través de un sensor de efecto Hall o utilizando el llamado modelo de flujo. Sin

embargo, cuando se utiliza el método indirecto (control feedforward), el ángulo espacial del flujo acoplado del rotor se obtiene como la suma del ángulo del rotor monitorizado y el valor de referencia calculado del ángulo de deslizamiento. El ángulo del deslizamiento da la posición del flujo del rotor respecto al rotor (o más precisamente respecto al eje directo del sistema de referencia fijado en el rotor). Los sistemas se prueban con diferentes niveles de consigna.

- El capítulo 4 presenta un sistema de control directo del par (DTC) que está basado en la teoría de la regulación de campo orientado en máquinas de campo giratorio y de la autorregulación. En el control directo del par, el motor y el ondulator forman prácticamente una unidad. Todos los procesos de conmutación del ondulator dependen del estado electromagnético del motor (del flujo del estator y del par electromagnético). El sistema DTC permite pilotar rápida y flexiblemente los motores trifásicos obteniéndose un tiempo de respuesta del par sumamente corto comparado con la respuesta del control vectorial.
- En el capítulo 5 se presenta un breve resumen sobre las redes neuronales artificiales y sus fundamentos. Se describen también algunos tipos de funciones, estructuras de las redes neuronales artificiales y algunos métodos de implementación. Finalmente, en este capítulo se explica como realizar un modelo de red neuronal artificial de tipo FIRANN mediante el programa “Simulink”.
- En el capítulo 6 se utilizan redes neuronales artificiales MFANN para sustituir algunas partes del sistema de control directo del par y también se usan redes neuronales FIRANN para emular las referencias de las corrientes del estator en el control vectorial directo e indirecto, con y sin realimentación del lazo de velocidad. Las estructuras de redes neuronales propuestas se entrenan en línea como partes del conjunto de los sistemas de control. Asimismo, se hacen comparaciones respecto del comportamiento entre los sistemas tradicionales y los sistemas que utilizan redes neuronales.
- En el capítulo 7 se muestra la implementación física del equipo para el control de un motor de inducción por el método directo clásico, y usando redes neuronales. Ambas alternativas de control (método clásico directo y redes neuronales) se han implementado mediante una tarjeta dSPACE “DS1103”. A partir de este esquema se realizó el montaje experimental. Este montaje ha permitido hacer las medidas necesarias para poder comparar el comportamiento del sistema bajo las alternativas propuestas.

- En el capítulo 8 se presentan las conclusiones generales de la tesis.
- En el capítulo 9 se presenta la bibliografía usada en el trabajo.
- En el apéndice A se presentan los parámetros de las máquinas de inducción utilizadas.
- En el apéndice B se presenta el montaje experimental empleado en la tesis.
- En el apéndice C se presenta una herramienta gráfica para representar y visualizar los modelos de simulación del motor de inducción con control vectorial y con control directo de par y sus respuestas. Además se presenta el control de un motor de inducción usando redes neuronales. El objetivo de este apéndice es ver las respuestas de la simulación del control del motor en tiempo real, especialmente de los sistemas que tienen redes neuronales en sus circuitos del control.

Capítulo 2 Principios básicos de la máquina de inducción

2.1 Introducción

Antes de describir los problemas que plantea el control de un motor de inducción y de encontrar las leyes adecuadas para resolverlos, es necesario disponer de un modelo de la máquina que permita obtener mediante métodos numéricos las diferentes magnitudes de la máquina y su respuesta. En este capítulo se presenta un modelo de la máquina de inducción, que puede funcionar con varias condiciones como son: funcionamiento en vacío, funcionamiento con carga variable, funcionamiento con fase abierta, varios rangos de potencias. Y además, que permita trabajar con distintos sistemas de referencia y valores unitarios (p.u).

2.2 Simulación de máquina de inducción

El modelo matemático que utiliza para transformar los variables de motor de abc a dq, es utilizado desde hace mucho tiempo como se muestra en de la referencia [59] hasta la [64]. El objetivo de estas transformaciones es pasar de las ecuaciones diferenciales no- lineales de las máquinas a un sistema de ecuaciones diferenciales lineales. Estas transformaciones sirven para reducir el tiempo de cálculo y especialmente para estudios de la máquina en algunas condiciones transitorias de su comportamiento. Además, éstas han sido introducidas para facilitar el análisis del motor.

Este trabajo muestra que es posible utilizar un programa comercial fácilmente disponible para simular un motor trifásico de inducción. Se introducen los componentes típicos de una máquina de inducción y se presenta un método para incorporar esos elementos en el programa SIMULINK de MatLab. La simulación se realiza mediante las ecuaciones del motor de inducción simétrico en coordenadas de referencia arbitrarias. Esta simulación puede ser útil en el estudio del comportamiento del motor de inducción cuando está energizado a través de sistemas electrónicos de potencia. El motor se puede estudiar para diferentes condiciones de

funcionamiento tales como, variación de la carga, aceleración, pérdida de una fase de alimentación. También permite usar diferentes potencias nominales de motores.

En las referencia [60-61] se muestra un modelo de la máquina de inducción simétrica con las siguientes características:

- a) Entrehierro uniforme.
- b) Circuito magnético lineal.
- c) Devanados del estator idénticos y distribuidos físicamente de tal forma que se produce una sola fuerza magnetomotriz senoidalmente distribuida en el espacio de la máquina rotativa con las corrientes del estator equilibradas.
- d) Se suponen las bobinas del rotor, o barras, organizadas de tal forma que su fuerza magnetomotriz está senoidalmente distribuida en el espacio y con el mismo número de polos que el estator.

2.2.1 Representación de la máquina de inducción en coordenadas de referencia arbitraria

Generalmente, los parámetros del motor se miden desde el devanado estatórico. Por tanto, es conveniente referir todas los parámetros del rotor al devanado del estator. Con las variables del rotor referidas al devanado del estator y con la inductancia propia separada en las componentes de la inductancia de dispersión, la inductancia de magnetización, se obtienen las ecuaciones de las tensiones de la máquina trifásica siguientes [61]

$$u_{qs} = p\mathbf{f}_{qs} + \mathbf{f}_{ds}\boldsymbol{\omega} + r_s i_{qs} \quad (1)$$

$$u_{ds} = p\mathbf{f}_{ds} - \mathbf{f}_{qs}\boldsymbol{\omega} + r_s i_{ds} \quad (2)$$

$$u'_{qr} = p\mathbf{f}_{qr} + \mathbf{f}'_{dr}(\boldsymbol{\omega} - \boldsymbol{\omega}_r) + r'_r i'_{qr} \quad (3)$$

$$u'_{dr} = p\mathbf{f}'_{dr} - \mathbf{f}'_{qr}(\boldsymbol{\omega} - \boldsymbol{\omega}_r) + r'_r i'_{dr} \quad (4)$$

Donde $\boldsymbol{\omega}$ es la velocidad angular del sistema de referencia arbitrario y $\boldsymbol{\omega}_r$ es la velocidad angular del rotor. Las ecuaciones para las corrientes son:

$$i_{qs} = \frac{1}{X_{ls}}(\Psi_{qs} - \Psi_{mq}) \quad (5)$$

$$i_{ds} = \frac{1}{X_{ls}}(\Psi_{ds} - \Psi_{md}) \quad (6)$$

$$i'_{qr} = \frac{1}{X'_{lr}}(\Psi'_{qr} - \Psi_{mq}) \quad (7)$$

$$i'_{dr} = \frac{1}{X'_{lr}}(\Psi'_{dr} - \Psi_{md}) \quad (8)$$

En estas ecuaciones se tiene que $\Psi_{qs} = \mathbf{w}_e \mathbf{f}_{qs}$,

siendo:

ω_e la velocidad angular eléctrica base correspondiente a la frecuencia nominal;

X_{ls}, X'_{lr} reactancias de dispersión del estator y el rotor referidas al estator;

i_{qs} y i_{ds} son las corrientes del estator en los respectivos eje q y eje d;

i'_{qs}, i'_{ds} las corrientes del rotor en los eje q y eje d referidas al estator y

\mathbf{f} son los enlaces de flujo.

Las ecuaciones de las tensiones resultantes son:

$$\Psi_{mq} = X_m (i_{qs} + i'_{qr}) = X_{mq} \left(\frac{\Psi_{qs}}{X_{ls}} + \frac{\Psi'_{qr}}{X'_{lr}} \right) \quad (9)$$

$$\Psi_{md} = X_m (i_{ds} + i'_{dr}) = X_{md} \left(\frac{\Psi_{ds}}{X_{ls}} + \frac{\Psi'_{dr}}{X'_{lr}} \right) \quad (10)$$

donde

$$X_{mq} = X_{md} = \frac{1}{(1/X_m + 1/X_{ls} + 1/X'_{lr})}$$

Si usamos las ecuaciones (5) a (8) para eliminar las corrientes en las ecuaciones (1) a (4), así como en las ecuaciones (9) y (10) y adicionalmente las ecuaciones de la tensión resultante se organizan respecto a las variables $\Psi_{qs}, \Psi_{ds}, \Psi'_{qr}$ y Ψ'_{dr} , se obtienen las ecuaciones siguientes:

$$\Psi_{qs} = \frac{\mathbf{w}_e}{p} [u_{qs} - \frac{\mathbf{w}}{\mathbf{w}_e} \Psi_{ds} + \frac{r_s}{X_{ls}} (\Psi_{mq} - \Psi_{qs})] \quad (11)$$

$$\Psi_{ds} = \frac{\mathbf{w}_e}{p} [u_{ds} + \frac{\mathbf{w}}{\mathbf{w}_e} \Psi_{qs} + \frac{r_s}{X_{ls}} (\Psi_{md} - \Psi_{ds})] \quad (12)$$

$$\Psi'_{qr} = \frac{\mathbf{w}_e}{p} [u'_{qr} - (\frac{\mathbf{w} - \mathbf{w}_r}{\mathbf{w}_e}) \Psi'_{dr} + \frac{r'_r}{X'_{lr}} (\Psi_{mq} - \Psi'_{qr})] \quad (13)$$

$$\Psi'_{dr} = \frac{\mathbf{w}_e}{p} [u'_{dr} + (\frac{\mathbf{w} - \mathbf{w}_r}{\mathbf{w}_e}) \Psi'_{qr} + \frac{r'_r}{X'_{lr}} (\Psi_{md} - \Psi'_{dr})] \quad (14)$$

que se solucionarán mediante métodos numéricos usando el ordenador. Las cuatro ultimas ecuaciones pueden simular el motor de inducción de acuerdo a las siguientes referencias:

- Sistema de referencia fijado al campo $\mathbf{w} = \mathbf{w}_e$
- Sistema de referencia fijado al rotor $\mathbf{w} = \mathbf{w}_r$
- Sistema de referencia fijado al estado $\mathbf{w} = 0$

La ecuación del par está dada por:

$$M_e = \left(\frac{n}{2}\right)\left(\frac{P}{2}\right)\left(\frac{1}{\omega_e}\right)(\Psi'_{qr}i'_{dr} - \Psi'_{dr}i'_{qr}) \quad (15)$$

La ecuación de la velocidad es:

$$\omega_r = \frac{1}{p} \frac{(M_e - M_l)}{(2/P) \cdot J \omega_e} \quad (16)$$

La ecuación de la posición del rotor viene dada por:

$$\mathbf{q}_r = \frac{1}{p} \omega_r \quad (17)$$

2.2.2 Representación de la máquina de inducción en coordenadas de referencia arbitraria con valores unitarios

Siempre se expresan los parámetros de las máquinas eléctricas y sus variables en valores unitarios. Se selecciona potencia base y tensión base y se normalizan todos los parámetros y variables de la máquina usando estos valores bases. En general como valores de base se seleccionan los valores nominales de la máquina. El valor eficaz de tensión simple es seleccionando como tensión base para variables en el sistemas de referencia trifásico “abc”, mientras su valor máximo es generalmente se selecciona como valor base en la referencia dq [60]. Por esto, la ecuación (18) muestra la relación entre la tensión de base del en el sistema de referencia trifásico y en la referencia dq.

$$U_{dq-base} = \sqrt{2} U_{abc-base} \quad (18)$$

La potencia base de la máquina es:

$$P_{base} = 3 U_{abc-base} \cdot I_{abc-base} = (3/2) U_{dq-base} I_{dq-base} \quad (19)$$

La impedancia base es:

$$Z_{base} = \frac{U_{abc-base}}{I_{abc-base}} = 3 \frac{U_{abc-base}^2}{P_{base}} = \frac{U_{dq-base}}{I_{dq-base}} = \left(\frac{3}{2}\right) \frac{U_{dq-base}^2}{P_{base}} \quad (20)$$

La velocidad base:

$$\omega_{base} = \omega_e \quad (21)$$

El par base es:

$$M_{base} = \frac{P_{base}}{(2/P) \omega_{base}} \quad (22)$$

Si se usa el par de la ecuación (15) y se divide la ecuación (21) con ayuda de la ecuación (19), se obtiene el par electromagnético en valores unitarios como:

$$M_{e-pu} = (\Psi'_{qr}i'_{dr} - \Psi'_{dr}i'_{qr}) \quad (23)$$

Se define la constante de inercia en segundos como:

$$H = (1/2)(2/P) \cdot \frac{J\mathbf{w}_{base}}{M_{base}} \quad (24)$$

Dividiendo la ecuación (16) por la \mathbf{w}_{base} , obtenida de la ecuación (24), se obtiene la velocidad del rotor en valores unitarios:

$$p\mathbf{w}_{r-pu} = \frac{(M_e - M_l)}{2H} \quad (25)$$

Las ecuaciones de la (11) hasta la (14), se puedan expresar en valores unitarios dividiendo cada una de ellas por \mathbf{w}_e .

2.2.3 Representación con una fase abierta del estator

Las simulaciones por ordenador, ampliamente desarrolladas, pueden ser usadas para investigar una gran variedad de condiciones de operación. En el artículo [61] se han previsto simulaciones para una fase abierta. Las ecuaciones modificadas que se deben emplear son respectivamente:

Fase “a” abierta

$$u_a = \frac{p}{\mathbf{w}_e} \left(\frac{X_m}{X_m + X'_{lr}} \right) \Psi'_{qr} \quad (26)$$

$$u_{qs} = u_a \quad (27)$$

$$u_{ds} = \frac{1}{\sqrt{3}} (-u_b + u_c) \quad (28)$$

Fase “b” abierta

$$u_b = \frac{1}{2\mathbf{w}_e} \left(\frac{X_m}{X_m + X'_{lr}} \right) (p\Psi'_{qr} + \sqrt{3}p\Psi'_{dr}) \quad (29)$$

$$u_{qs} = 0.5(u_a - u_c) - 0.5u_b \quad (30)$$

$$u_{ds} = -\frac{1}{2\sqrt{3}}(u_a - u_c) + \frac{\sqrt{3}}{2}u_b \quad (31)$$

Fase “c” abierta

$$u_c = -\frac{1}{2\mathbf{w}_e} \left(\frac{X_m}{X_m + X'_{lr}} \right) (p\Psi'_{qr} - \sqrt{3}p\Psi'_{dr}) \quad (32)$$

$$u_{qs} = 0.5(u_a - u_b) - 0.5u_c \quad (33)$$

$$u_{ds} = -\frac{1}{2\sqrt{3}}(u_a - u_b) + \frac{\sqrt{3}}{2}u_c \quad (34)$$

2.2.4 El modelo para simulación del motor de inducción

El modelo del motor que se presenta en [64], tiene la ventaja que sirve para simular la máquina de inducción en cualquier referencia arbitraria, como se ha citado anteriormente con

sólo cambiar ω . En este trabajo se ha implementado el mismo usando el programa SIMULINK. Dicha implementación se ha probado con motores de diferentes valores nominales, funcionando tanto en carga, como en vacío, y con una la fase abierta.

Para facilitar la solución de las ecuaciones deducidas anteriormente, se realizan algunos submodelos que a su vez son útiles para otras aplicaciones. El modelo completo del motor de inducción que se muestra en la figura 2.2.4.1, y se compone de los siguientes bloques:

- Bloque designado como MOTOR: Se utiliza para resolver las ecuaciones (5) a (8) y las (15) a (17). Sus entradas son las tensiones en los devanados u_{qs} y u_{ds} , el tipo de referencia (seleccionable con w), y el par de la carga M_l . Sus salidas son las corrientes i_{qs} , i_{ds} , el par electromagnético M_e , la posición del rotor y velocidad del rotor. Este bloque se muestra en la figura (2.2.4.2). Además éste tiene otro bloque designado como y : Se utiliza para resolver las ecuaciones (11) a (14). Sus entradas y salidas se muestran en la figura (2.2.4.3) y contiene otro bloque llamado con ψ_{md} - ψ_{mq} se usa para resolver las ecuaciones (9) y (10) y sus entradas y salidas se muestran en la figura (2.2.4.4).
- Bloque designado como abc's \rightarrow qd's: Que sirve a transformar el sistema de la referencia trifásica "abc" al sistema de la referencia "dq". Sus entradas y salidas se muestran en la figura (2.2.4.5).
- Bloque designado como dqs's \rightarrow abc's: Realiza la transformación del sistema de la referencia en "dqs" al sistema trifásico "abc". Sus entradas son las corrientes i_{ds} , i_{qs} y el ángulo de referencia; mientras que sus salidas son las corrientes trifásicas en el estator i_{sa} , i_{sb} , i_{sc} . La figura (2.2.4.6) muestra este bloque.
- Bloque designado como W de referencia: Su entrada es w_r y su salida es la w de referencia. Este bloque se utiliza para cambiar las coordenadas de referencia seleccionando una de las tres referencias mencionados anteriormente. La figura (2.2.4.7) muestra el programa para realizar esta selección.

Se incluyen programas para selección de las potencias nominales y los motores que se han de usar en cada caso. En el programa se dispone de elementos para visualizar los resultados.

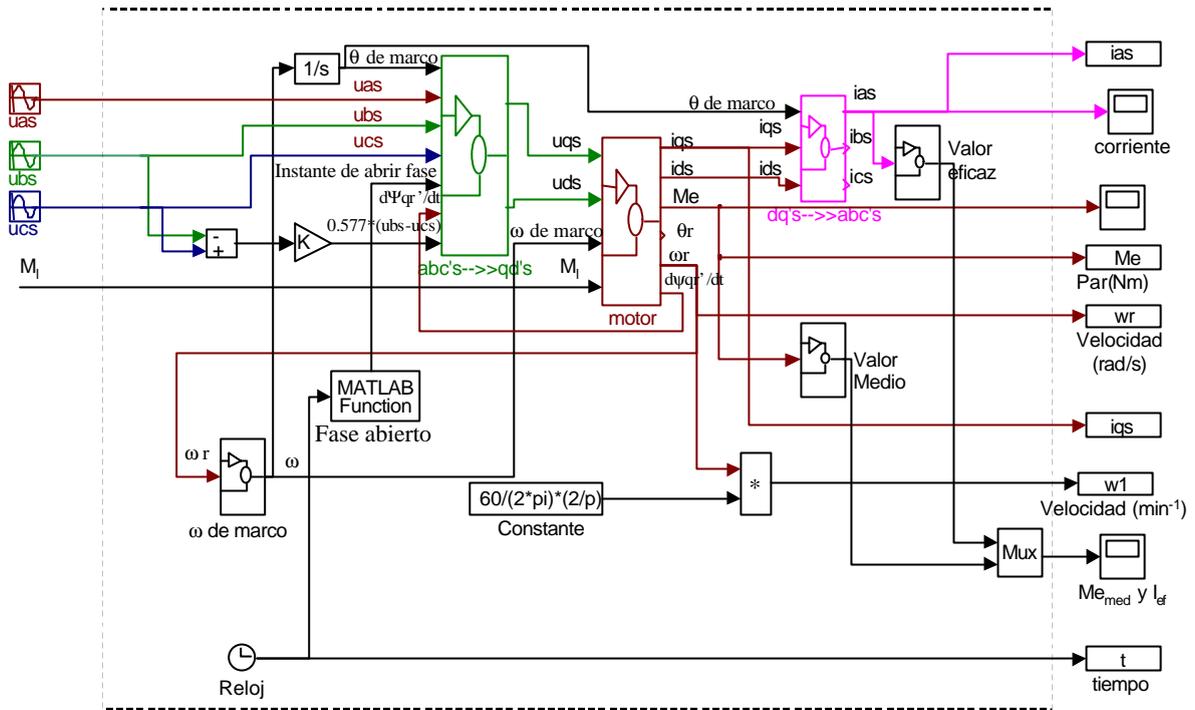


Fig. 2.2.4.1 Modelo fundamental para simular el motor de inducción.

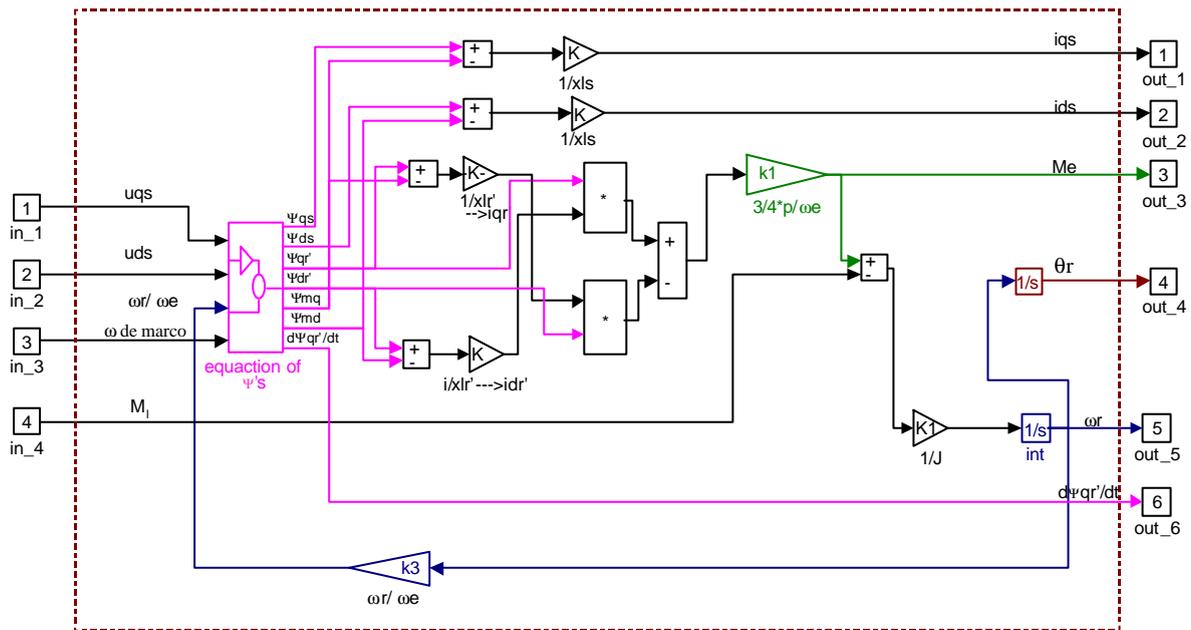


Fig. 2.2.4.2 El modelo de motor.

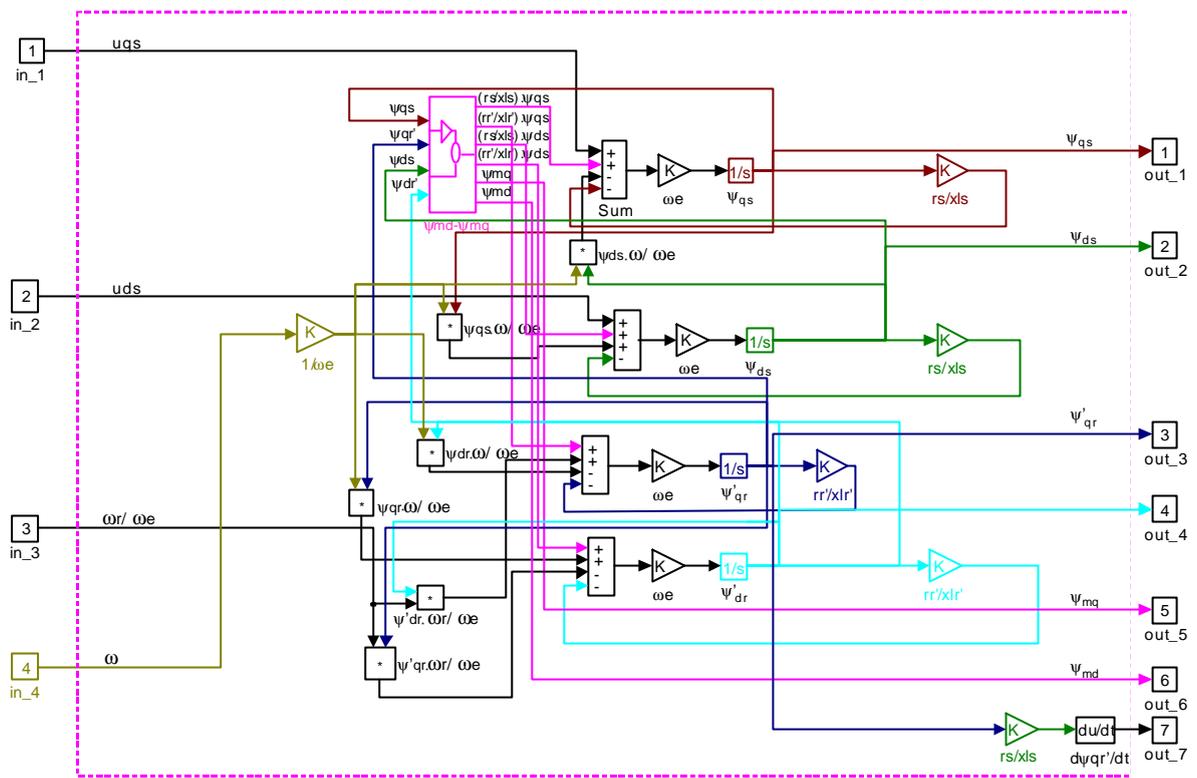


Fig. 2.2.4.3 Modelo y para resolver ecuaciones de y.

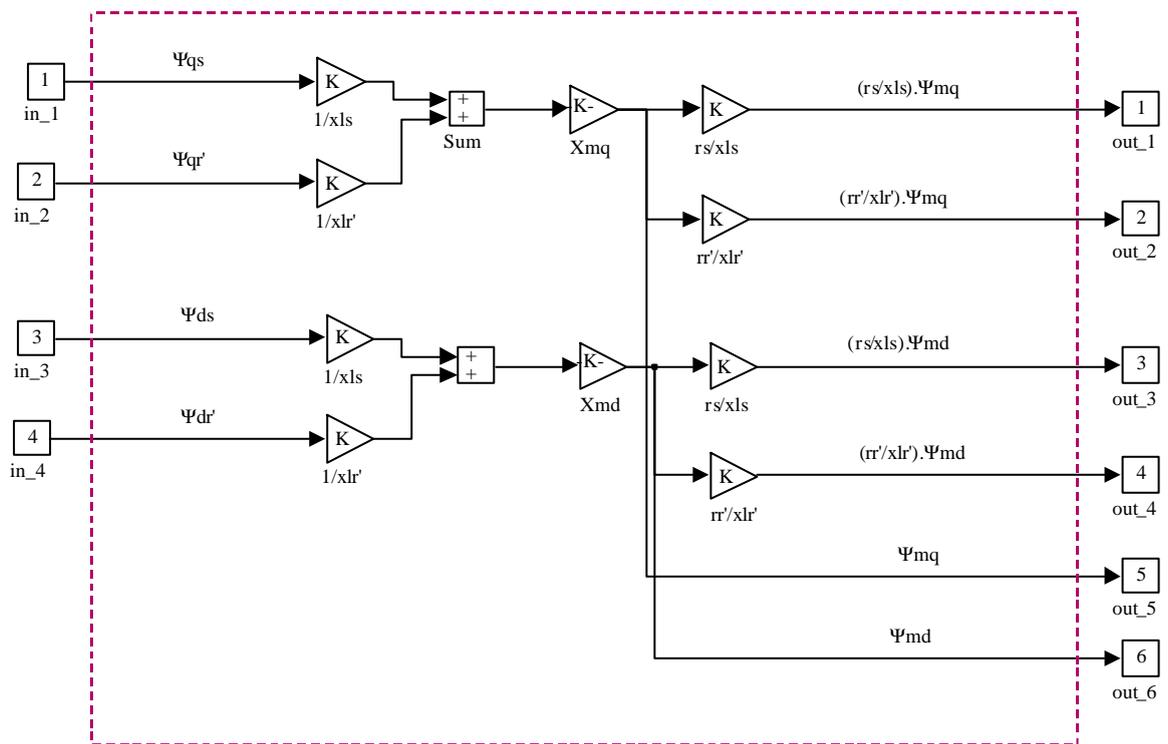


Fig. 2.2.4.4 El modelo ymd- ymq para resolver y_{md} y y_{mq} .

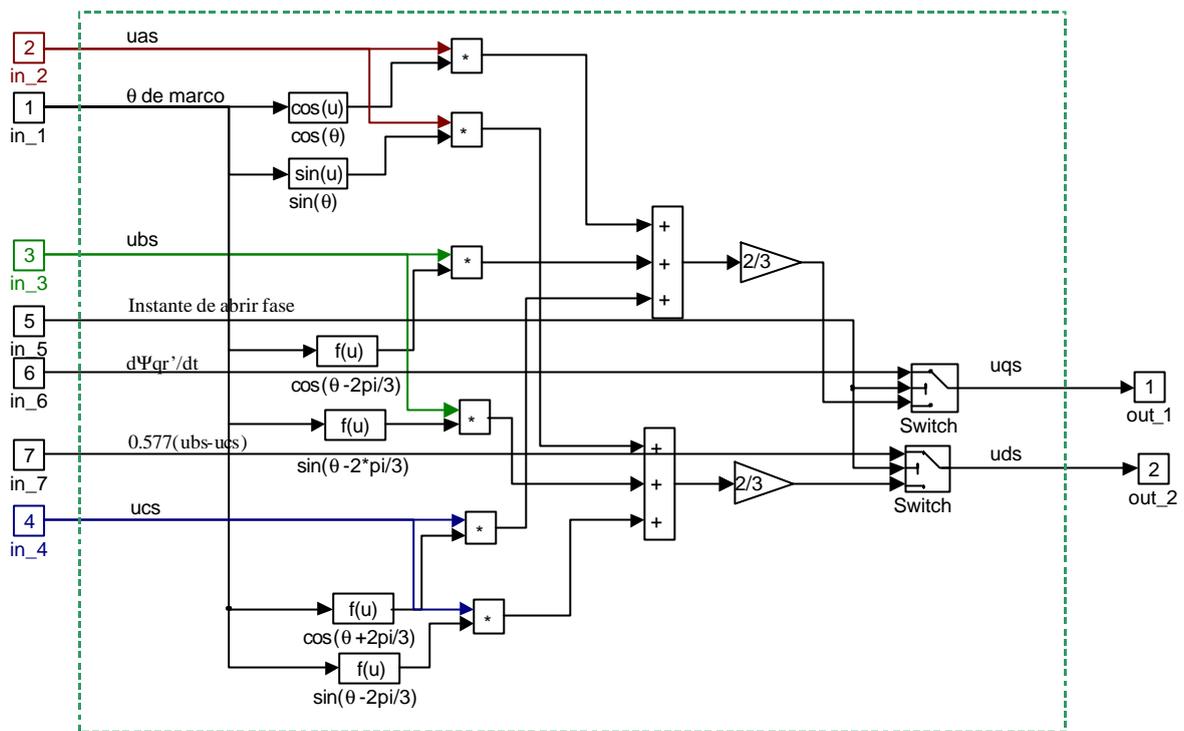


Fig. 2.2.4.5 El modelo $abc \rightarrow dq$ para transformar del sistema trifásico "abc" al sistema de la referencia "dq".

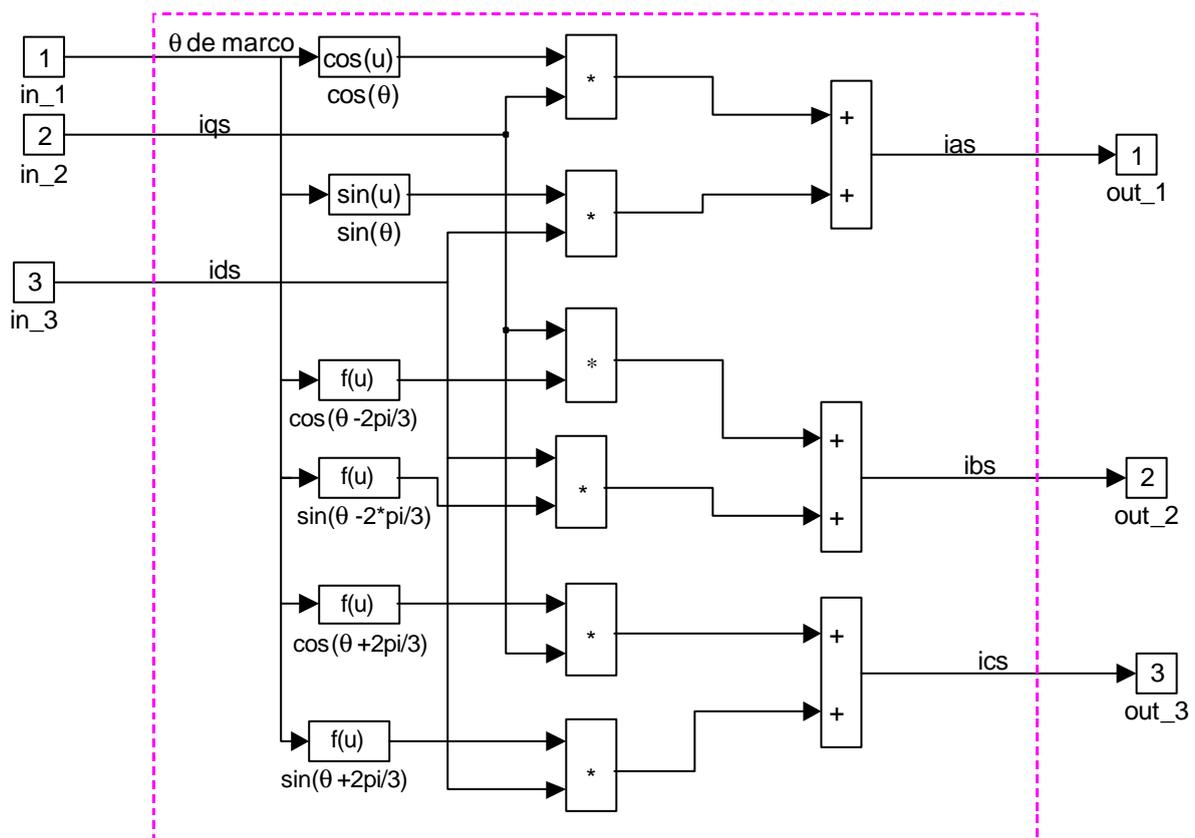


Fig. 2.2.4.6 El modelo $dq \rightarrow abc$ para transformar el sistema de la referencia "dq" al sistema trifásico "abc".

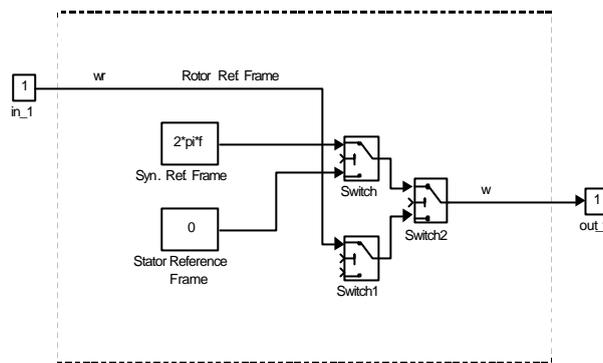


Fig. 2.2.4.7 El modelo W para seleccionar referencia.

2.2.5 Resultados de la simulación

En esta sección se muestran los resultados y características del modelo con tres rangos de motores. Los parámetros del motor se muestran en el apéndice A.

En la figura (2.2.5.1) se muestran, las variaciones de velocidad temporales de, corriente y par de un motor 3 hp, así como la característica velocidad-par en vacío. La figura (2.2.5.2) muestra i_{sa} , i_{ds} , i_{qs} , v_{qs} y v_{ds} de las coordenadas de referencia sincrónica. La figura (2.2.5.3) muestra las mismas variables de las coordenadas de referencia fija al estator y la figura (2.2.5.4) de las coordenadas de referencia fija al rotor. La figura (2.2.5.5) muestra el comportamiento de un motor en condiciones de carga variable. La figura (2.2.5.6) muestra los resultados obtenidos de características externas con un motor de 500 hp. La figura (2.2.5.7) muestra las características de un motor 10 hp en valores unitarios y bajo la referencia sincrónica. La figura (2.2.5.8) muestra las respuestas de motor 10 hp con fase a abierta.

En el apéndice C se describe un programa de herramientas realizado para visualizar los resultados de las simulaciones.

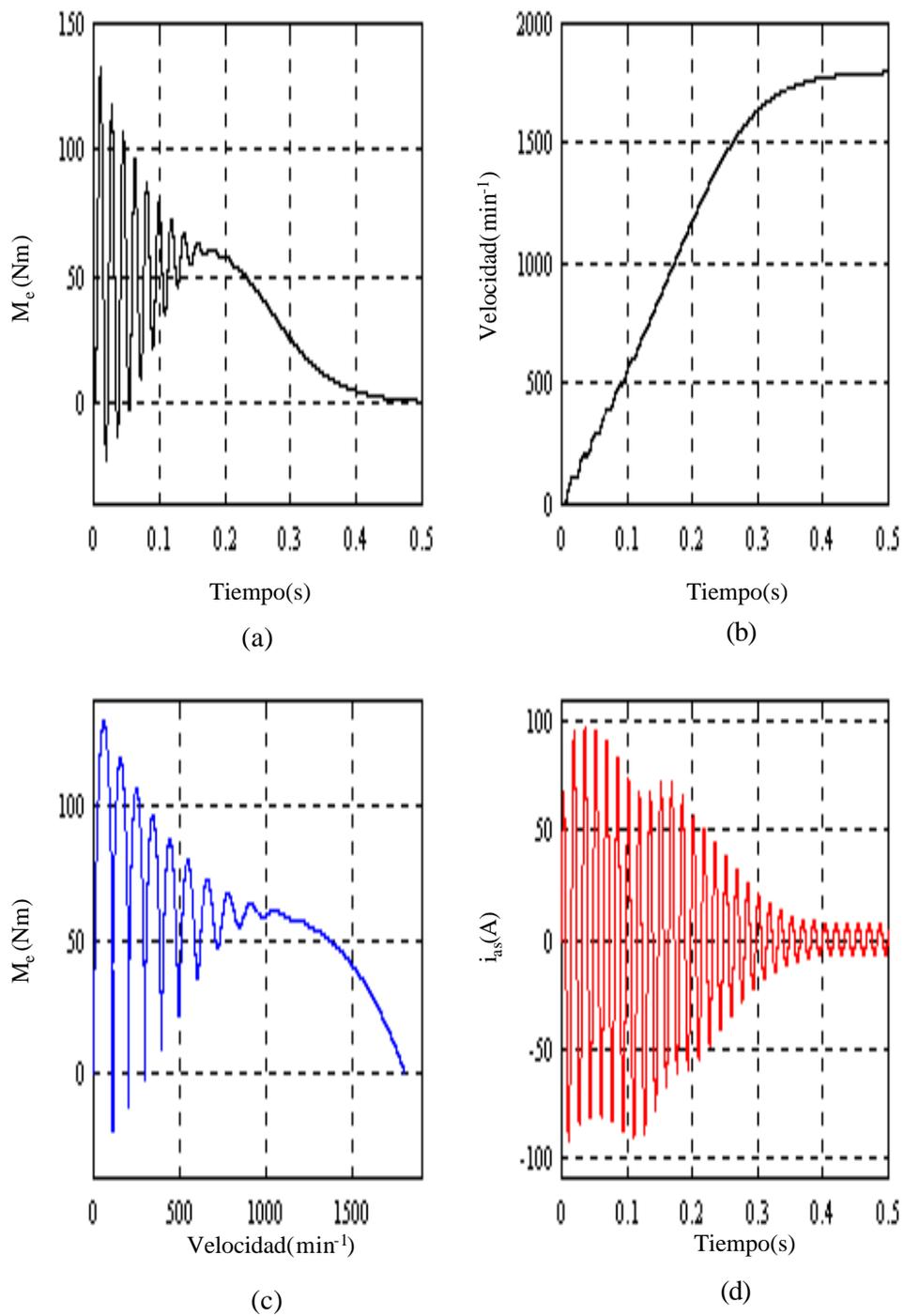


Fig. 2.3.5.1 La característica de un motor 3 hp en vacío (Apéndice A).

- a) El par-tiempo, b) velocidad- tiempo,
 c) El par- velocidad, d) la corriente de la fase "a"- tiempo.

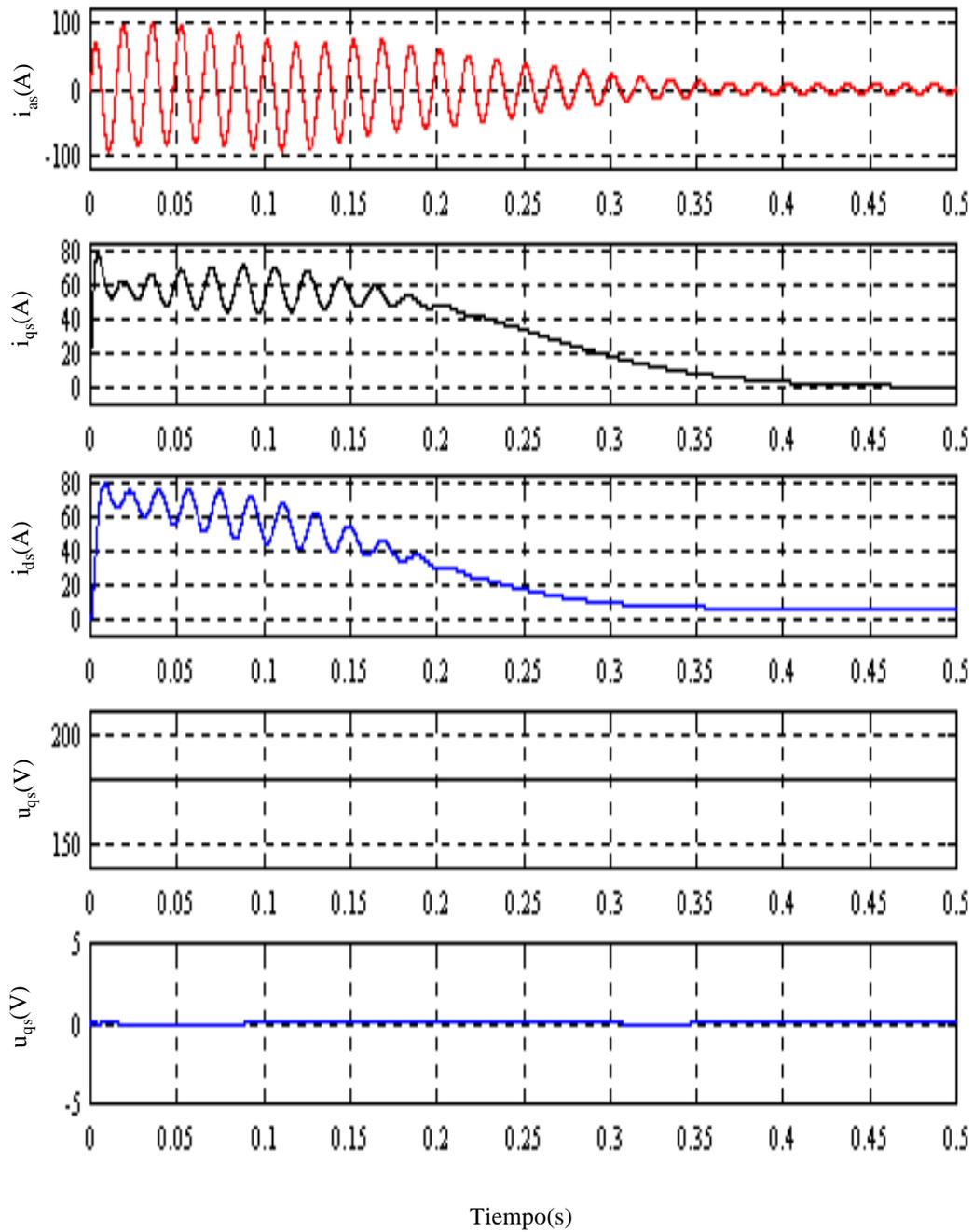


Fig. 2.2.5.2 Los coordenadas del sistema de la referencia sincrónica para un motor 3 hp funciona en vacío.

(a) i_{ds} .

(b) i_{qs} .

(c) i_{ds} .

(d) u_{qs} .

(e) u_{ds} .

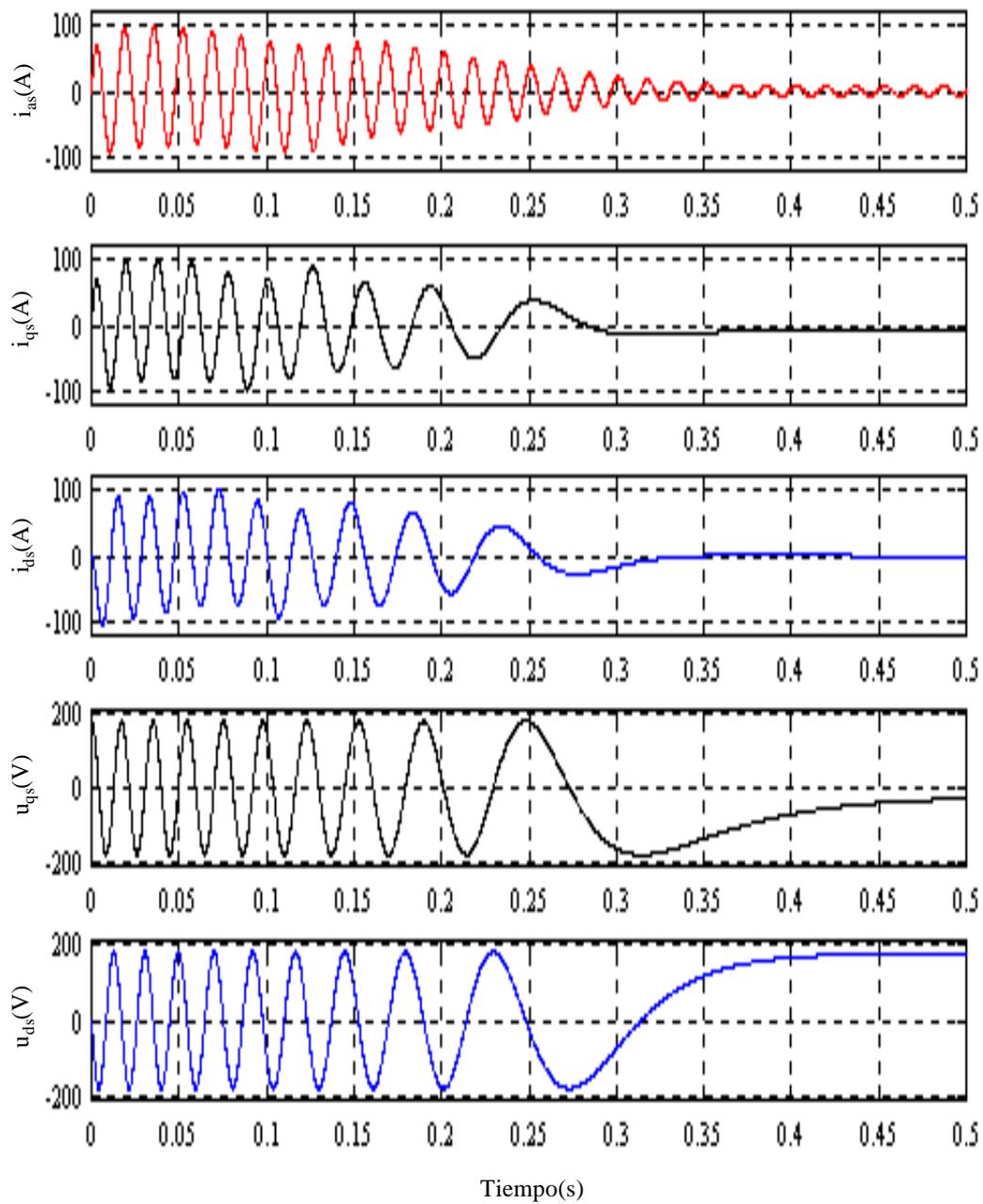


Fig. 2.2.5.3 Los coordenadas del sistema de la referencia fijado al rotor para un motor 3 hp funciona en vacío.

(a) i_{as} .

(b) i_{qs} .

(c) i_{ds} .

(d) u_{qs} .

(e) u_{ds} .

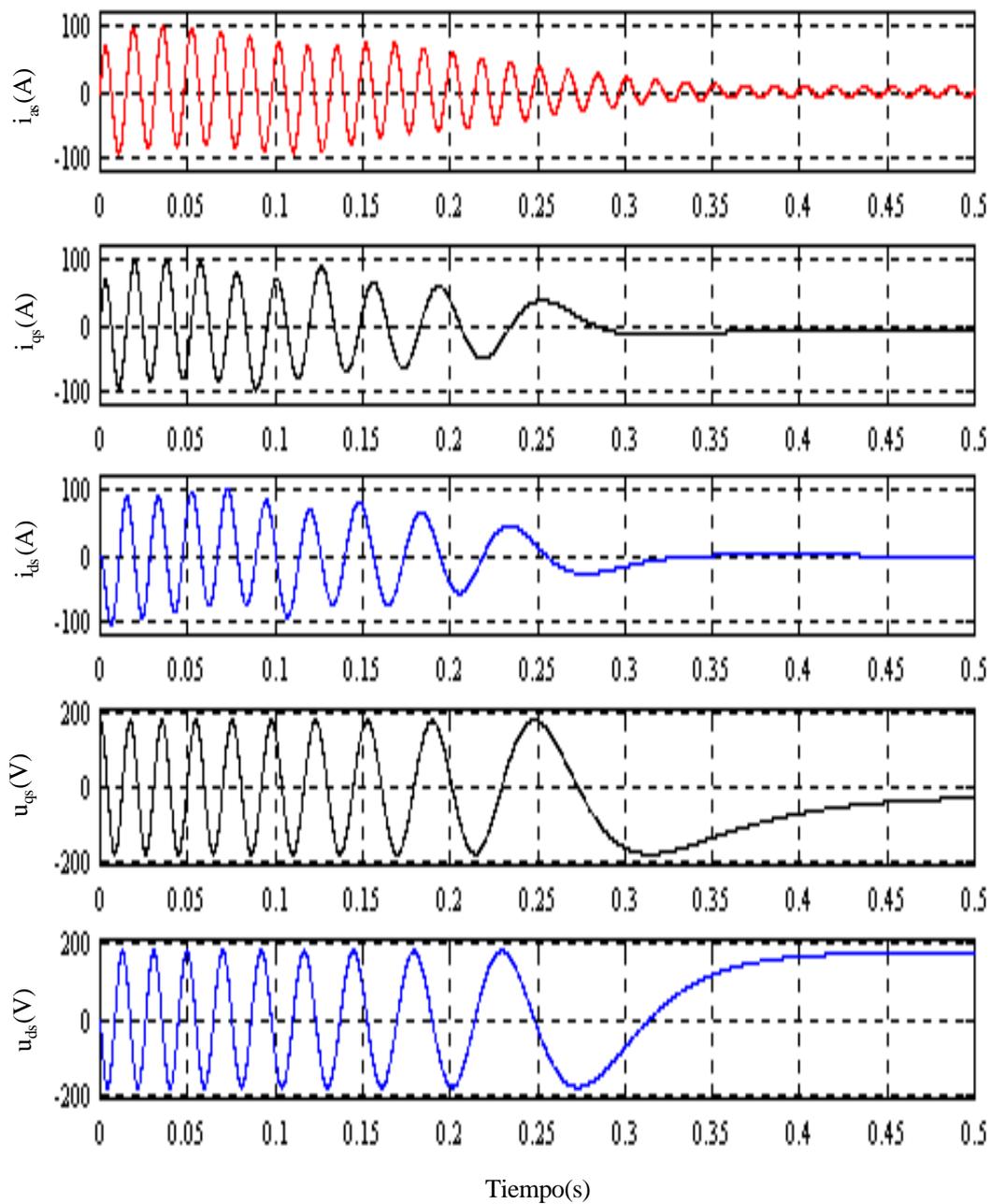


Fig. 2.2.5.4 Los coordenadas del sistema de la referencia fijado al estator para un motor 3 hp funciona en vacío.

(a) i_{as} .

(b) i_{qs} .

(c) i_{ds} .

(d) u_{qs} .

(e) u_{ds} .

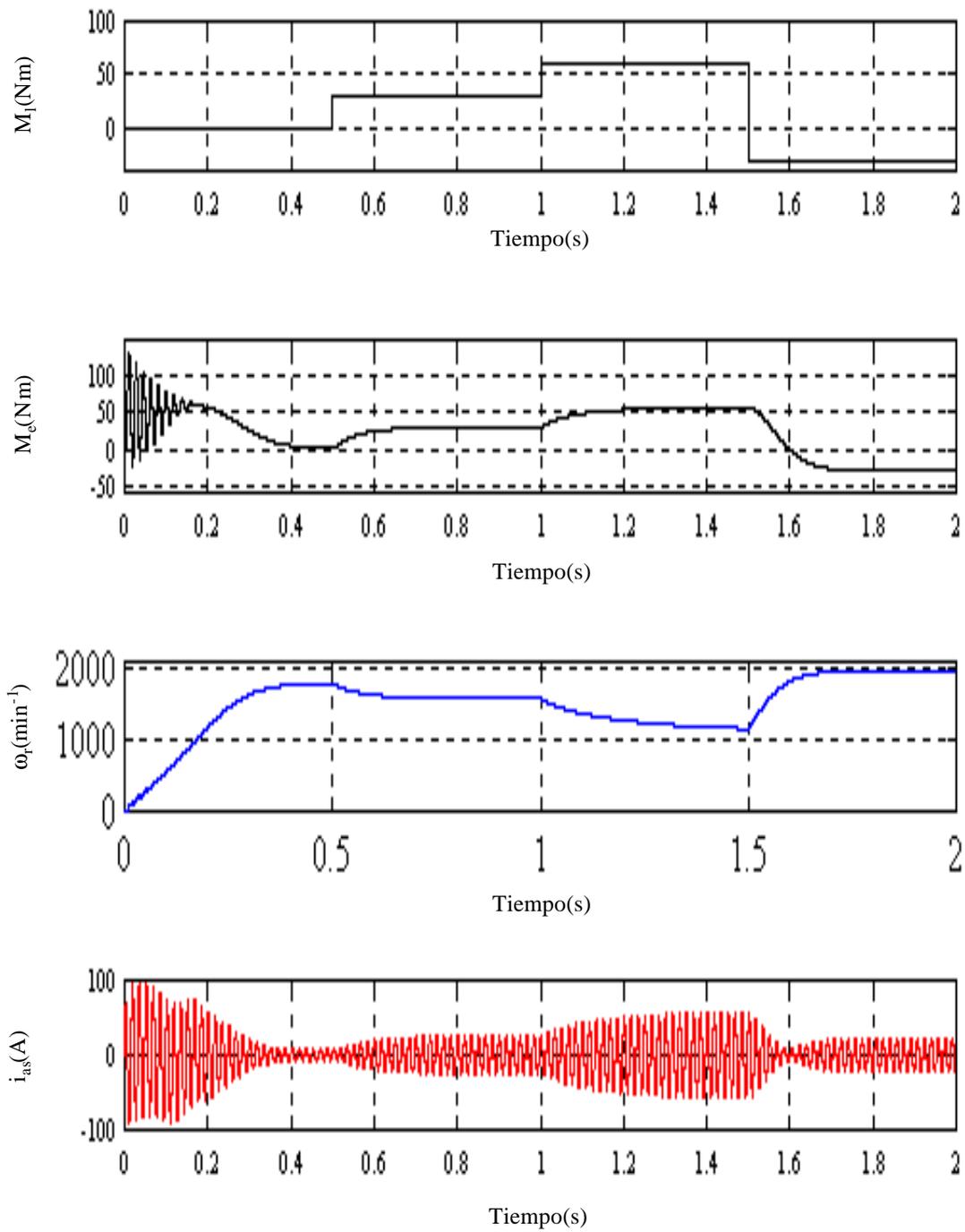


Fig. 2.2.5.5 Muestras de características de un motor 3 hp funciona con carga variable.

- (a) M_1 . (b) M_e .
 (c) Velocidad. (e) i_{as} .

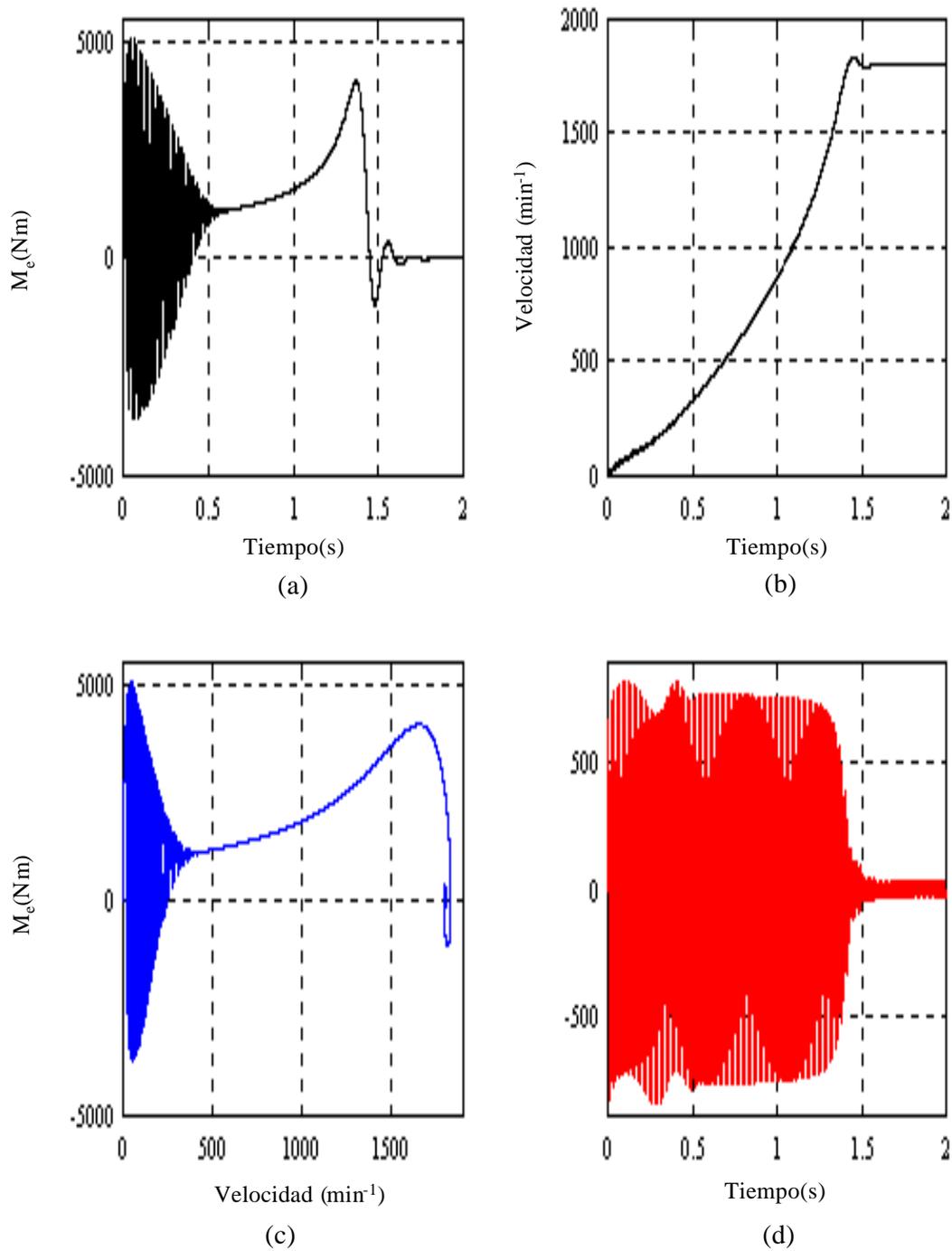


Fig. 2.2.5.6 Características de un motor de inducción 500 hp funciona en vacío (Apéndice A).

- (a) M_e .
 (b) Velocidad.
 (c) M_e -Velocidad.
 (d) i_{ws} .

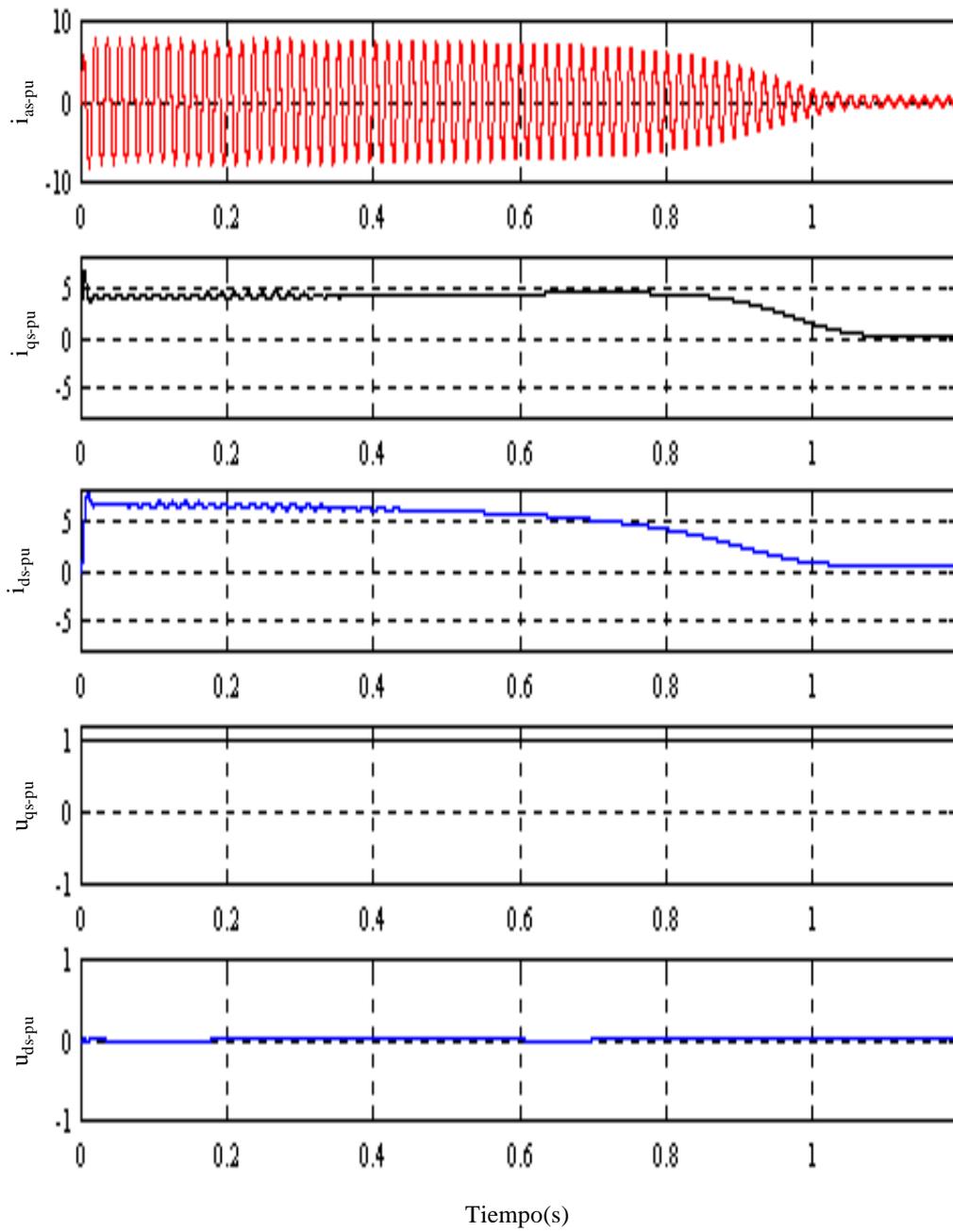


Fig. 2.2.5.7 Respuesta de un motor 10 hp en valores unitarios en vacío (Apéndice A).

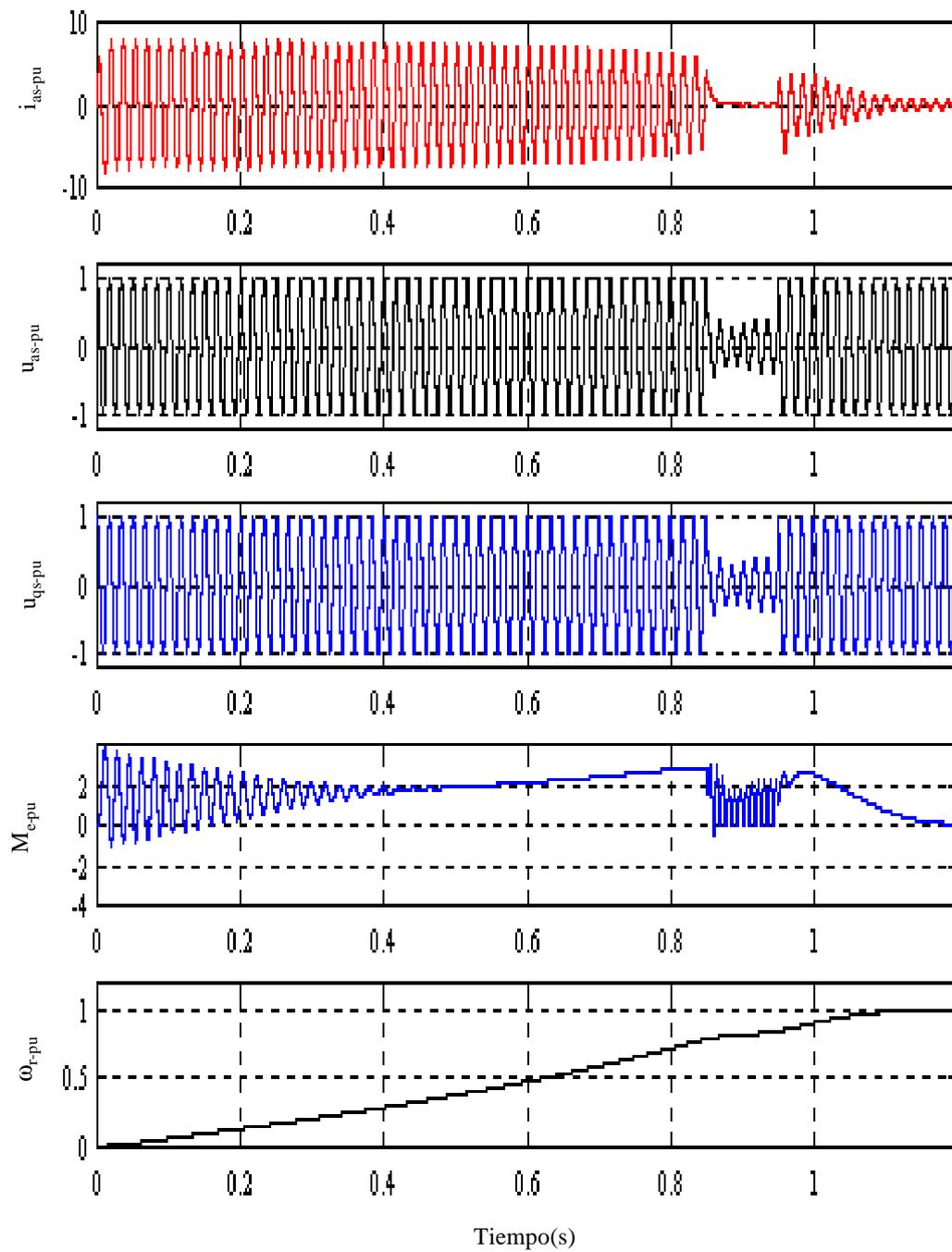


Fig. 2.2.5.8 Respuesta de un motor 10 hp con la fase "a" abierta en valores unitarios.

Capítulo 3 Sistema de control vectorial del motor de inducción

3.1 Introducción

El motor de inducción controlado vectorialmente [65-70] tiene un comportamiento dinámico muy similar al del motor de corriente continua. Esta característica unida a su bajo costo y a su poco mantenimiento hacen que se esté imponiendo en las aplicaciones industriales como servomotor.

Al controlar, con esta técnica, no solo la magnitud sino también la fase se consiguen:

- Una regulación precisa de velocidad,
- Un par máximo disponible a cualquier velocidad, hasta la de sincronismo,
- La operación en cuatro cuadrantes,
- que no hay a zonas muertas en el control de par o velocidad y
- Una excelente respuesta dinámica.

En este capítulo se muestran la evolución y el estado actual de la tecnología del control de motor de inducción, enumerando los problemas que aparecen y las soluciones propuestas. Asimismo, se presenta la implementación de dicho tipo de control, los resultados de la simulación y experimentales, así como una propuesta de mejoras del método.

3.2 Principio del control de campo orientado

El control independiente a la corriente de la excitación y de la corriente del inducido es factible en los motores de corriente continua con excitación independiente. En ellos la corriente del estator determina el flujo magnético y la corriente del rotor se puede usar como medio directo para controlar el par. La posición física de las escobillas con respecto al campo del estator asegura la condición óptima para el par bajo todas las posibilidades. De en la misma manera que la máquina de corriente continua, en los motores de inducción los devanados del inducido están en el rotor, mientras que el campo está generado por las corrientes de los devanados del estator. Por ésto, la corriente del rotor no está directamente

alimentada de una red externa, generando a partir de la fuerza electromotriz que se induce en sus devanados como (cerrados) consecuencia del movimiento relativo de los conductores del rotor con respecto al campo del estator. La máquina de inducción más útil es la máquina de jaula de ardilla y en ella sólo se puede controlar la corriente del estator, debido a la inaccesibilidad del rotor.

Las condiciones para producir un par óptimo no son inherentes a un dispositivo mecánico. Aquí no hay colector de delgas como en la máquina de corriente continua y por tanto no hay un dispositivo que, fije las posiciones relativas entre los flujos estático y rotórico, dejando de ser lineal la expresión del par motor.

El principio de la orientación del campo define las condiciones para separar el control del campo del control del par. Un motor de inducción con control de campo orientado emula un motor de corriente continua con excitación externa en dos aspectos:

(1) Tanto el campo magnético como el par desarrollado por el motor se pueden controlar independientemente.

(2) Las condiciones para producción del par óptimo (par máximo por unidad de corriente) se producen tanto con el motor en estado estable como en condiciones de funcionamiento transitorio.

3.3 Condiciones de producción de par óptimo

Las condiciones óptimas y no óptimas de producción de par se muestran en la figura 3.3.1. La ortogonalidad de los vectores de corriente, \bar{I} , y de flujo $\bar{\Phi}$ hacen que el brazo de palanca sea máximo y que las fuerzas electrodinámicas, F , den como resultado el par máximo posible para esas condiciones. Como se mencionó anteriormente, las condiciones de producción del par óptimo son satisfechas de forma inherente en el motor de corriente continua como se muestra en la figura 3.3.2. La corriente del inducido, i_a , suministrada en las escobillas a los devanados del rotor, a través del conmutador, están posicionadas de tal forma que el vector de corriente de inducido es siempre ortogonal con el vector de flujo, Φ_s , producido en el estator y acoplado con los devanados del rotor. En efecto, el par desarrollado, M_s , es proporcional a la corriente de inducido y al flujo de campo, es decir,

$$M_e = K_T i_a \Phi_s \quad (3.3.1)$$

Dado que en un motor de corriente continua con excitación independiente, la corriente de inducido y flujo de campo pueden ser controlados independientemente, de acuerdo a la

ecuación 3.3.1, el motor tiene comportamiento lineal del par con respecto a la corriente con una ganancia de $K_T \phi_s$ ajustable.

3.4 Diagrama de bloques dinámico de un motor de inducción en el sistema de referencia del campo

Vamos a presentar de una forma resumida el principio de funcionamiento del control vectorial en el sistema de referencia del campo y como obtener las condiciones de producción del par óptimo. La ecuación del par motor viene dada por [70]:

$$M_e = \frac{p \cdot L_m}{3 \cdot R_r \cdot t_r} (i_{QS}^e \cdot \Phi_{DR}^e - i_{DS}^e \cdot \Phi_{QR}^e) \quad (3.4.1)$$

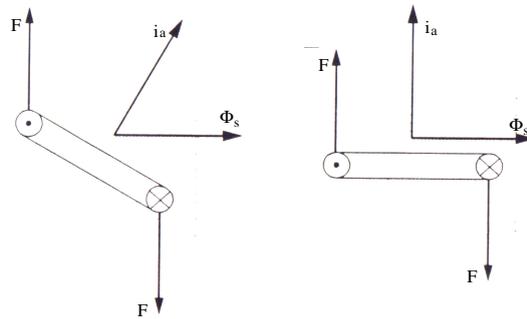


Fig. 3.3.1 Condición para producir el par. (a) No óptimo. (b) Óptimo.

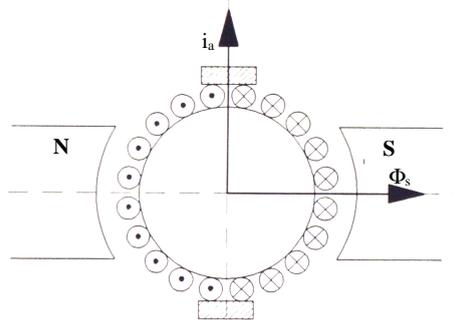


Fig. 3.3.2 Representación de ortogonalidad entre los vectores de corriente y flujo en un motor de Corriente continua.

La tensión del rotor es nula (rotor de jaula) y viene dada por:

$$p \Phi_R^e = \frac{1}{t_r} (L_m i_s^e - (1 + j\Omega t_r) \cdot \Phi_r^e) = 0 \quad (3.4.2)$$

Descomponiendo la ecuación 3.4.2 en sus componentes DQ y dividiendo las ecuaciones resultantes por el operador p, se obtienen las ecuaciones siguientes:

$$\Phi_{DR}^e = \frac{1}{p} \left(\frac{L_m}{t_r} i_{DS}^e - \frac{1}{t_r} \Phi_{DR}^e + \Omega_r \Phi_{QR}^e \right) \quad (3.4.3)$$

$$\Phi_{QR}^e = \frac{1}{p} \left(\frac{L_m}{t_r} i_{QS}^e - \frac{1}{t_r} \Phi_{QR}^e + \Omega_r \Phi_{DR}^e \right) \quad (3.4.4)$$

3.5 Condición de orientación del campo

Para obtener una ecuación parecida a la del par motor de corriente continua, hay que introducir en la ecuación 3.4.1 la condición siguiente:

$$\Phi_{QR}^e = 0 \quad (3.5.1)$$

verificándose:

$$M_e = \frac{p \cdot L_m}{3 \cdot R_r \cdot t_r} (i_{QS}^e \cdot \Phi_{DR}^e) = K_T \cdot \Phi_{DR}^e i_{QS}^e, \quad (3.5.2)$$

donde

$$K_T = \frac{p L_m}{3 L_r} \quad (3.5.3)$$

La ecuación 3.5.2 es análoga a la ecuación de par del motor de corriente continua con excitación independiente. Cuando se satisface la ecuación 3.5.1 y

$$\Phi_{DR}^e = \text{constante} \quad (3.5.6)$$

El motor de inducción se comporta como un convertidor lineal de la corriente en par.

Si se satisfacen las condiciones 3.5.1 y 3.5.6 entonces:

$$i_{DR}^e = 0, \quad i_R^e = j i_{QR}^e, \quad p \Phi_{DR}^e = 0 \quad \Phi_R^e = \Phi_{DR}^e$$

Por consiguiente, los vectores precedentes i_R^e y Φ_R^e son ortogonales y representan las condiciones de producción de par óptimo, manteniéndose la analogía en el motor de corriente continua con excitación independiente.

La figura 3.5.1 muestra un sistema de campo orientado para un motor de inducción. El sistema de campo orientado produce señales de referencia de las corrientes i_{as}^* , i_{bs}^* y i_{cs}^* basadas en las referencias de entrada Φ_r^* y M_e^* y a las señales correspondientes a variables seleccionadas del motor. Para entender la operación del algoritmo del sistema de campo orientado, debemos observar que i_{as}^* , i_{bs}^* y i_{cs}^* pueden ser calculada de la transformación de “dq” a “abc”. En las secciones siguientes, se toman tres esquemas del campo orientado:

- implementación que utiliza el método indirecto alimentado con un inversor PWM con controlador de corriente,
- implementación que utiliza el método indirecto alimentado con un inversor PWM con controlador de corriente y dispone de un controlador de velocidad (PI),

- implementación que utiliza el método directo alimentado con un inversor PWM con controlador de corriente, con modelo de flujo y tres controladores (PI) para regular la velocidad, el flujo y el par.

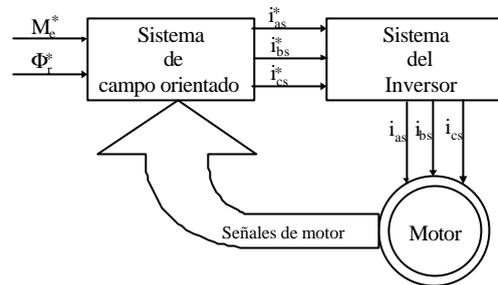


Fig. 3.5.1 Diagrama de bloques general del control vectorial de un motor de inducción.

3.6 Control del motor de inducción alimentado con inversor PWM de corriente controlada

En esta sección se describirá el control del flujo orientado del rotor en un motor de inducción alimentado con un inversor como fuente de tensión con control rápido de la corriente. Se presentarán dos tipos de implementaciones que usan el método directo y el método indirecto respectivamente. Cuando se utiliza el método directo (control retroalimentado del flujo), el ángulo espacial del flujo acoplado se obtiene con medidas directas (por ejemplo con sensor de efecto Hall) o utilizando el llamado modelo de flujo [66]. Sin embargo, cuando se utiliza el método indirecto (control “feedforward”), el ángulo espacial del flujo acoplado del rotor se obtiene como la suma del ángulo del rotor monitorizado y el valor de referencia del ángulo de deslizamiento calculado. El ángulo de deslizamiento da la posición del flujo acoplado del rotor respecto al rotor (o más precisamente respecto al eje directo del marco de referencia fijado en el rotor).

3.6.1 Implementación del método directo del flujo orientado

La figura 3.6.1.1 muestra el esquema de la implementación del método directo del control del flujo orientado del rotor de un motor de inducción alimentado con un inversor PWM con control de corriente. El valor medido de velocidad del rotor se compara con su velocidad de consigna, la señal del error se suministra a la entrada del control de velocidad (controlador PI) y su salida es la referencia del par electromagnético. La comparación de la referencia del par electromagnético y el valor del par real da un error que alimenta la entrada del controlador de par (controlador PI) y su salida es el valor de la referencia del eje en cuadratura de la corriente del estator expresada en el sistema de la referencia del flujo orientado (i_{syref}^*). La

referencia de eje directo de la corriente del estator (i_{sxref}^*), en el marco de referencia del flujo orientado, se obtiene como la salida del control de flujo (controlador PI) cuya entrada es la diferencia entre el valor de referencia $|i_{mrref}|$ y el valor actual de la corriente magnetizante del rotor $|i_{mr}|$. La corriente de referencia $|i_{mrref}|$ se obtiene de la salida del generador de funciones FG, lo que permite la implementación del debilitamiento del campo. Por esto la entrada de FG es la velocidad del rotor monitorizada y por debajo de la velocidad base, FG da un valor constante de la $|i_{mrref}|$. Sin embargo por encima de la velocidad base la $|i_{mrref}|$ es inversamente proporcional a la velocidad del rotor.

Las corrientes de referencia del estator, i_{sxref}^* e i_{syref}^* , se transforman primero en una corriente de referencia de dos ejes expresada en un marco estacionario i_{sDref}^* e i_{sQref}^* a través de la aplicación de la transformada $\exp \rho_r$. Donde ρ_r es el ángulo del fasor espacial de la corriente magnetizante del rotor con respecto al eje directo en el marco de referencia estacionario.

$$i_{sDref}^* = \cos(\rho_r) i_{sxref}^* - \sin(\rho_r) i_{syref}^* \tag{3.6.1.1}$$

$$i_{sQref}^* = \sin(\rho_r) i_{sxref}^* + \cos(\rho_r) i_{syref}^* \tag{3.6.1.2}$$

Estas corrientes se transforman a sus valores de referencia trifásicos a través de la transformación de dos ejes a tres ejes.

$$i_{sa}^* = i_{sDref}^* \tag{3.6.1.3}$$

$$i_{sb}^* = -\frac{i_{sDref}^*}{2} + \sqrt{3} \frac{i_{sQref}^*}{2} \tag{3.6.1.4}$$

$$i_{sc}^* = -\frac{i_{sDref}^*}{2} - \sqrt{3} \frac{i_{sQref}^*}{2} \tag{3.6.1.5}$$

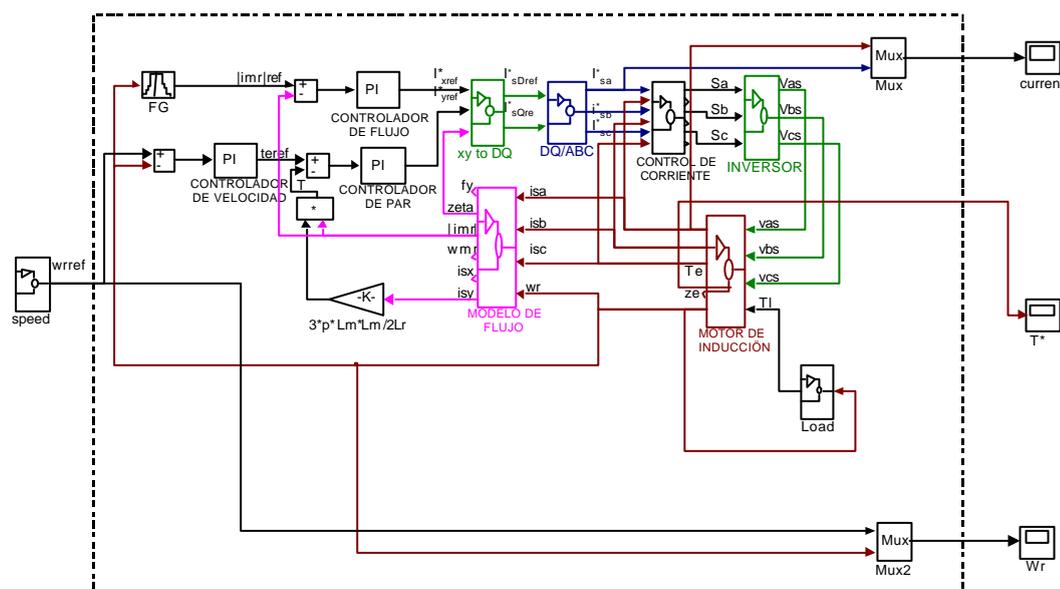


Fig. 3.6.1.1 Esquema de la implementación directa del control del flujo orientado del rotor de un motor de inducción alimentado con un inversor PWM de control de corriente.

Éstos valores se usan, junto con las corrientes del motor trifásico medidas para obtener las conmutaciones necesarias del inversor que alimenta el motor de inducción. Los valores medidos de las corrientes del estator y la velocidad son las entradas al modelo del flujo que se describe en la figura 3.6.1.2 y [66].

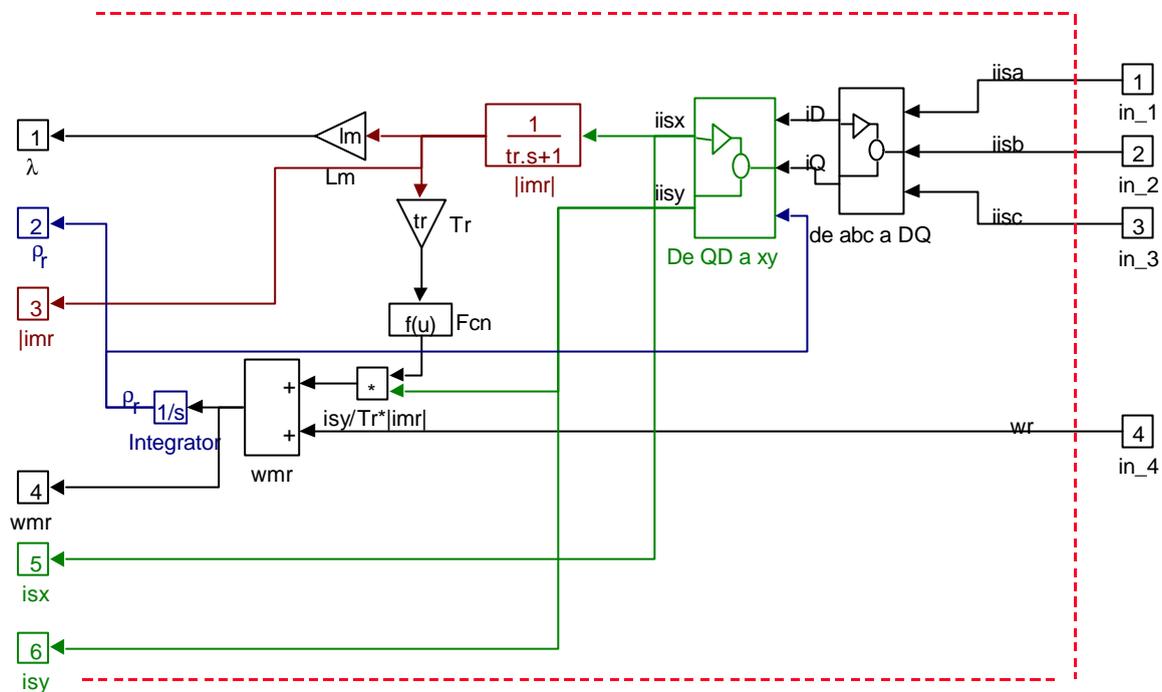


Fig. 3.6.1.2 El esquema de bloques desarrollado del modelo del flujo de la figura 3.6.1.1.

3.6.2 Implementación del método indirecto del control del flujo orientado

La implementación del control indirecto del flujo orientado del rotor o de un motor de inducción alimentado con un inversor PWM controlado con corriente [70] es similar al método directo excepto que el ángulo del fasor espacial de corriente magnetizante ρ_r , se obtiene como la suma del ángulo del rotor y el valor del ángulo del deslizamiento de referencia. La figura 3.6.2.1 muestra el esquema de la implementación del control indirecto del flujo orientado de rotor. El valor de consigna del par y del flujo se entran al bloque del control vectorial para calcular la consigna de la velocidad del deslizamiento y la consigna de la corriente en el sistema de referencia de la excitación i_{Dref} e i_{Qref} . La señal de la velocidad monitorizada se suma con la velocidad del deslizamiento y se integran, la salida del bloque de cálculo de la posición da ρ_r . A continuación se transforman los valores de la corriente en el sistema de referencia de la excitación a la referencia de la corriente en el marco de referencia fijado al estator i_{Dsref} e i_{Qsref} . Seguidamente, se transforman estas corrientes a sus valores trifásicos de consigna a través de una transformación de dos ejes a tres ejes. Las ecuaciones 3.6.1.3, 3.6.1.4 y 3.6.1.5 muestran la transformación. Las corrientes trifásicas de referencia y

las corrientes trifásicas medidas se usan para obtener conmutaciones necesarias en el inversor que alimenta al motor de inducción. La figura 3.6.2.2 muestra el mismo sistema pero utilizando un control con realimentación de la velocidad, controlador PI y FG. La consigna del par se genera a través de la comparación entre la velocidad del rotor y la consigna de velocidad y su error pasa al controlador PI, siendo su salida la referencia del par. La FG se usa para dar la referencia necesaria para el flujo.

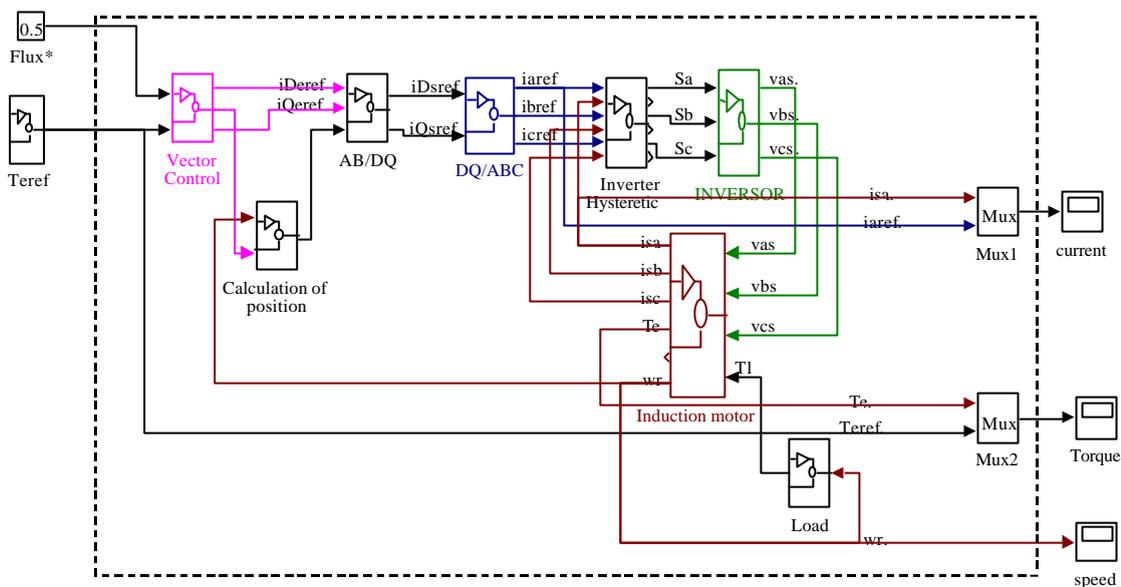


Fig. 3.6.2.1 Esquema de la implementación del método indirecto del control de campo orientado del rotor alimentado el motor de inducción con inversor PWM con control de corriente.

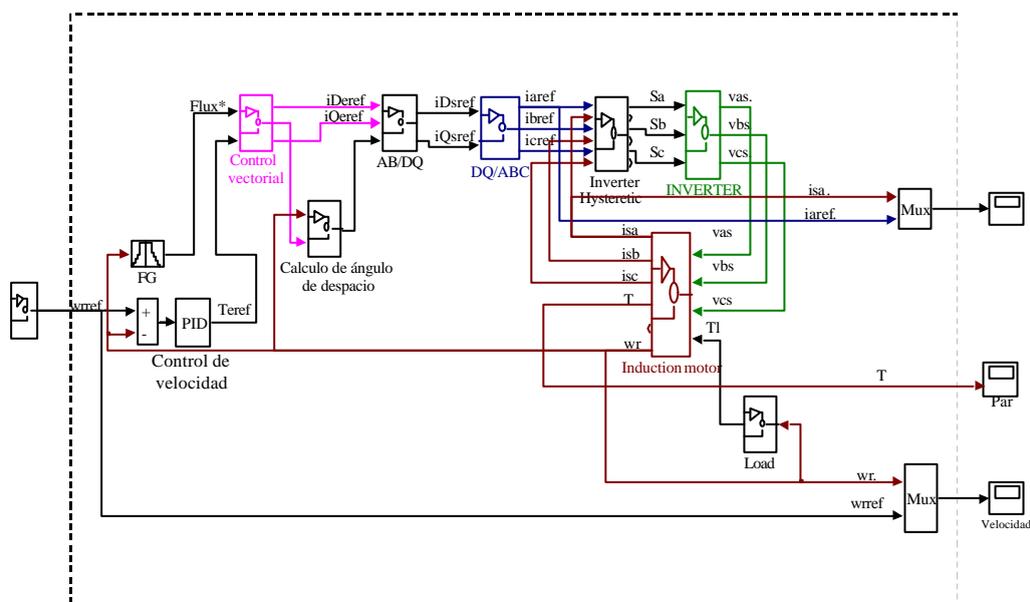


Fig. 3.6.2.2 Esquema de la implementación del método indirecto del control de campo orientado del rotor alimentado el motor de inducción con inversor PWM con control de corriente con retroalimentación de la velocidad y FG.

3.7 Simulación de los sistemas de orientación del campo

Los principios del campo orientado que se explicaron anteriormente se utilizan para controlar un motor de inducción usando los programas Simulink y Matlab. Por supuesto, se tiene que utilizar el modelo de la máquina de inducción que se explicó antes. Para la simulación mediante el método indirecto anteriormente se parte de los modelos siguientes

1. Modelo del motor de inducción explicado en [64] y en capítulo 2, tal como se muestra en la figura 3.7.1.
2. Modelo del inversor, que tiene tres entradas designadas por S_a , S_b y S_c y tres salidas con las designaciones V_{as} , V_{bs} y V_{cs} para dar al motor de inducción la alimentación necesaria. Este modelo se muestra en la figura 3.7.2.
3. Modelo del llamado “bang-bang” o inversor con histéresis. En este modelo las señales reales de la corriente del estator se comparan con las señales de las corrientes de consigna. Las señales de error se aplican a dos niveles del controlador de histéresis generándose las interrupciones S_a , S_b y S_c necesarias al inversor, figura 3.7.3.
4. Modelo del control vectorial. En este modelo se calcula el valor de ángulo espacial del deslizamiento y las referencias i_{Dref} e i_{Qref} a partir de las entradas de las consigas del par y del flujo, figura 3.7.4.
5. Modelo AB/DQ. Este modelo se usa para transformar las referencias i_{Dref} e i_{Qref} con la ayuda de ángulo de deslizamiento a las referencias i_{Dsref} e i_{Qsref} , figura 3.7.5.
6. Modelo DQ/abc. Este modelo se usa para transformar las referencias i_{Dsref} e i_{Qsref} a las referencias de la corriente del estator del motor trifásico, figura 3.7.6.
7. Modelo de cálculo del ángulo espacial. Este modelo calcula el ángulo espacial a través del ángulo de la referencia del deslizamiento y el ángulo del rotor, figura 3.7.7.
8. Los modelos T_{eref} y modelo w_{rref} se utilizan para generar las consignas necesarias para controlar el motor.

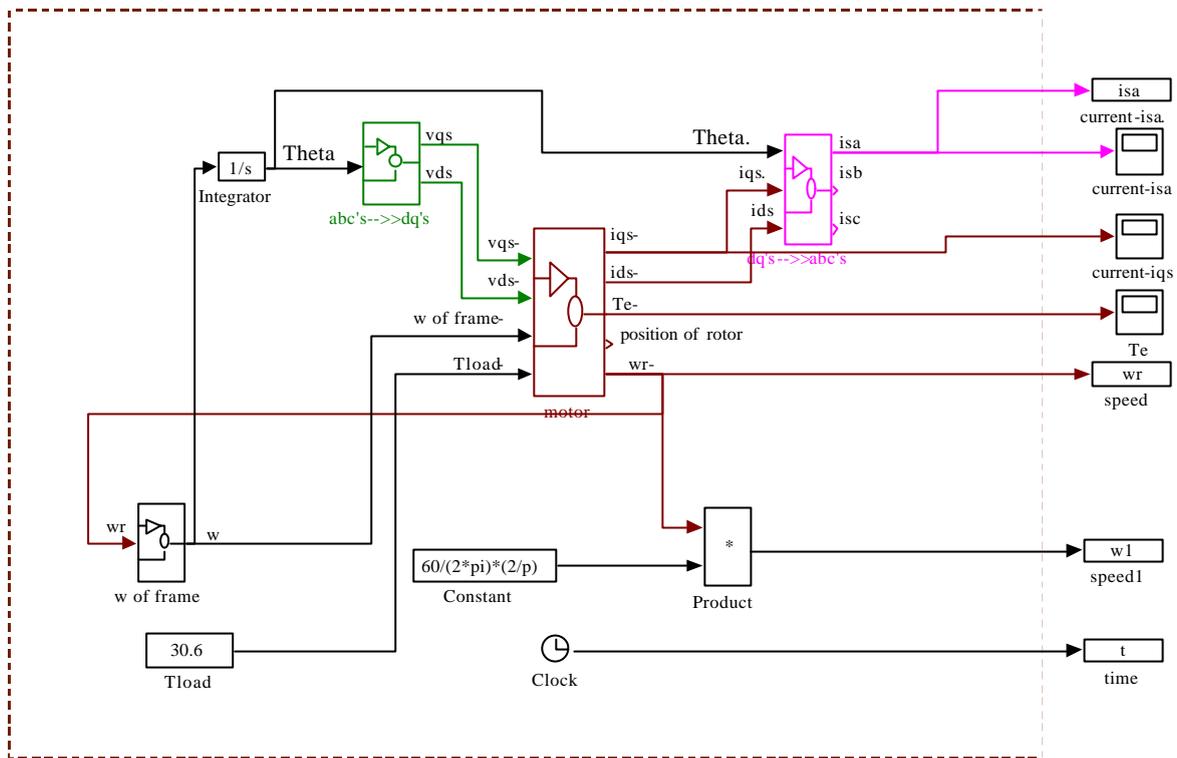


Fig. 3.7.1 Diagrama de bloques del modelo del motor de inducción usando la simbología del Simulink.

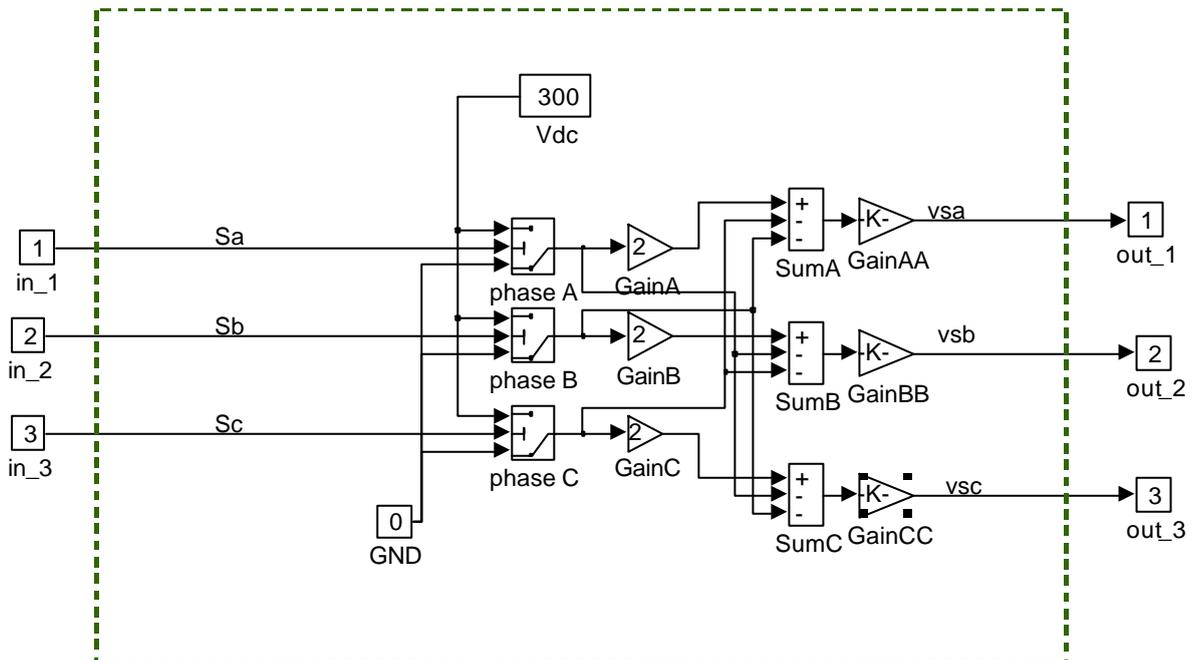


Fig. 3.7.2 Diagrama de bloques del modelo del inversor usando la simbología del Simulink.

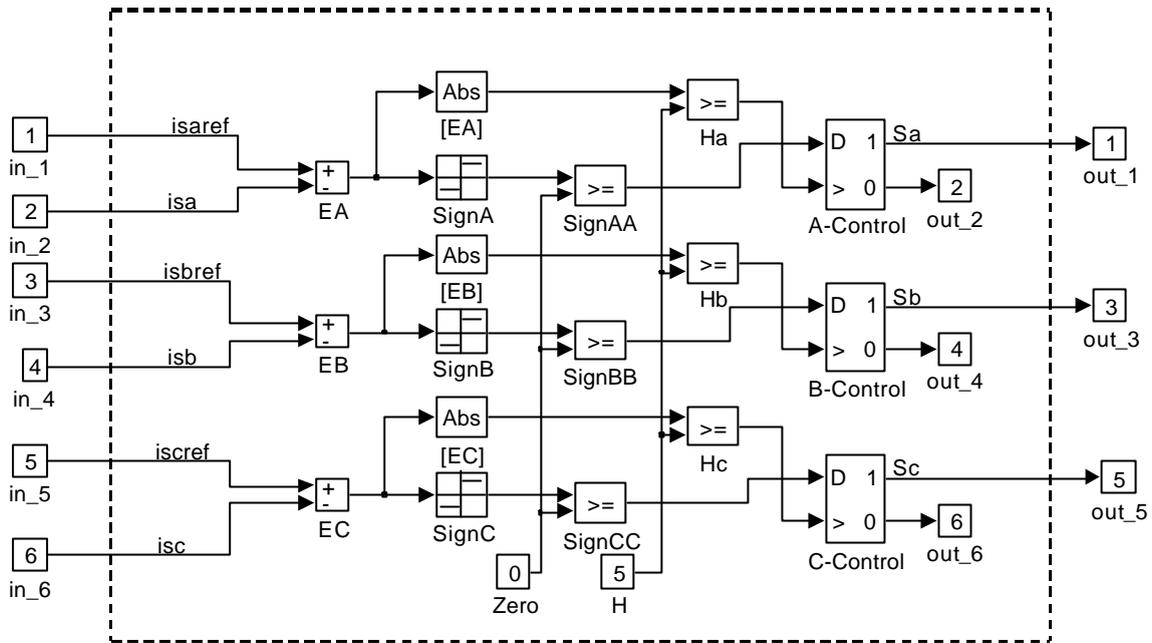


Fig. 3.7.3 Diagrama de bloques del modelo del bang-bang usando la simbología del Simulink.

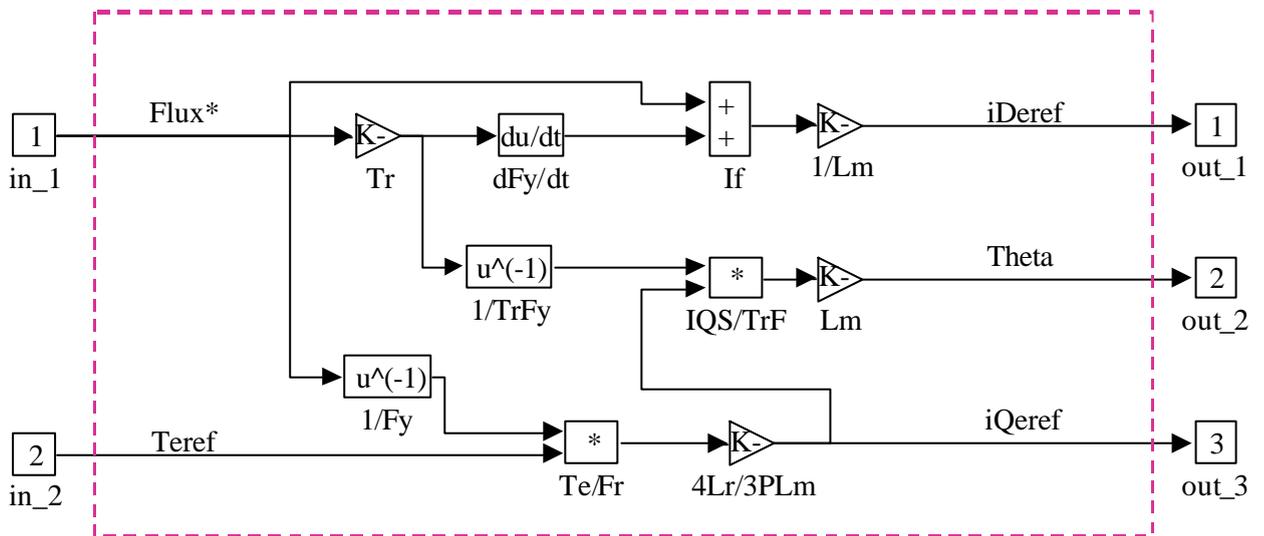


Fig. 3.7.4 Diagrama de bloques del modelo del vector control usando la simbología del Simulink.

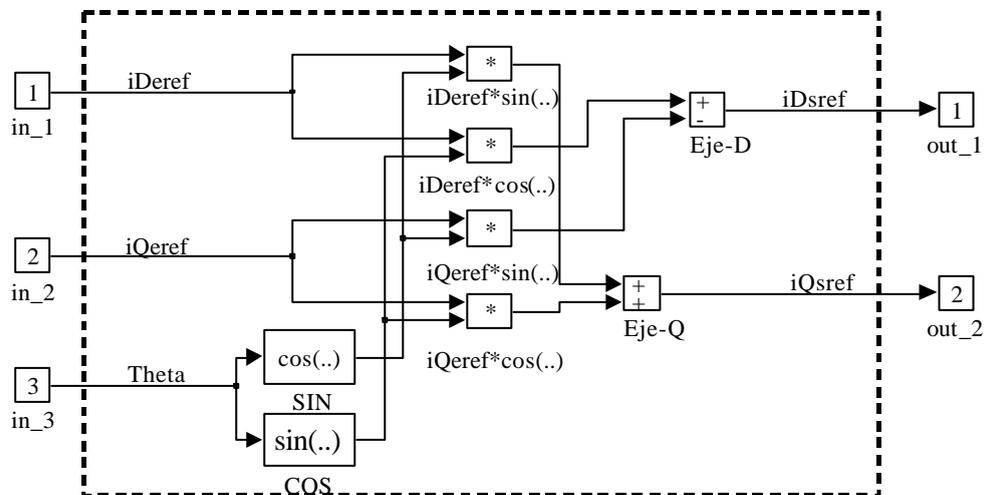


Fig. 3.7.5 Diagrama de bloques del modelo AB/DQ usando la simbología del Simulink.

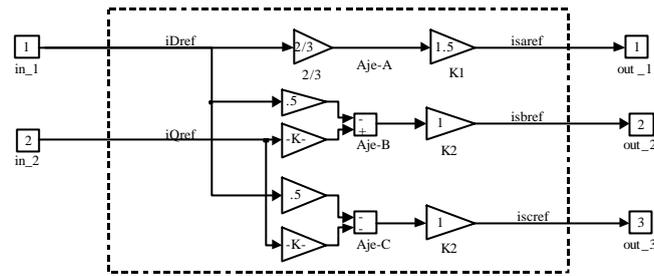


Fig. 3.7.6 Diagrama de bloques del modelo DQ/abc usando la simbología del Simulink.

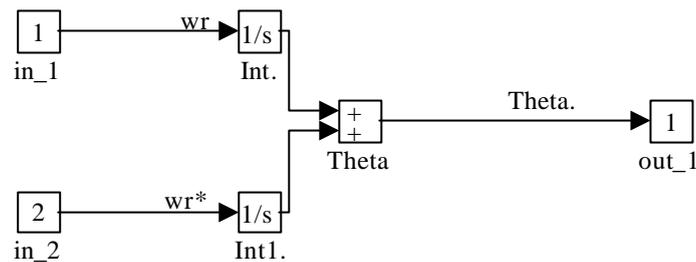


Fig. 3.7.7 Diagrama de bloques del modelo de cálculo del ángulo de espacio usando la Simbología del Simulink.

De igual forma que en caso anterior, para la simulación del método directo del sistema del campo orientado se parte de los modelos 1 al 7 explicados anteriormente y además, del modelo de flujo explicado en la figura 3.6.1.2 y los controladores PI para la velocidad, par y flujo.

3.8 Resultados

Los sistemas de control vectorial explicados anteriormente se prueban sobre un motor de inducción trifásico de 10 hp cuyos parámetros están en el apéndice (A).

Las figuras 3.8.1 a 3.8.3 muestran el comportamiento del sistema por el método indirecto de control vectorial.

En la figura 3.8.1 se muestran las respuestas del motor para el par electromagnético, la corriente de i_{as} e i_{as}^* y la velocidad del motor bajo la consigna de par que se muestra en la figura 3.8.1.a.

En las figuras 3.8.2 a y b se muestran los transcurros temporales de las corrientes trifásicas reales del estator y de la referencia dentro del intervalo 0,0 a 0,35 s y las figuras 3.8.2 d y e muestran los mismos pero dentro del intervalo 0,9 a 1,7 s.

La figura 3.8.2.c muestra las corrientes de referencia i_{Dref} e i_{Qref} dentro del intervalo 0,9 a 1,7 s.

La figura 3.8.2.f muestra el par electromagnético y la consigna del par dentro del intervalo 0,9 a 1,7 s.

En las figuras 3.8.2 c y f, se pueden observar que la corriente i_{Qref} tiene la misma forma que la consigna del par.

La figura 3.8.3 muestra la respuesta del motor para la velocidad, el deslizamiento, la posición y el flujo del estator.

Las figuras 3.8.4 a 3.8.6 muestran las respuestas del sistema por el método indirecto con controlador de velocidad, PI y FG.

Las figuras 3.8.7 a 3.8.9 muestran el comportamiento del sistema por el método directo de control vectorial.

En el apéndice C se describe un programa de herramientas realizado para visualizar los resultados de las simulaciones.

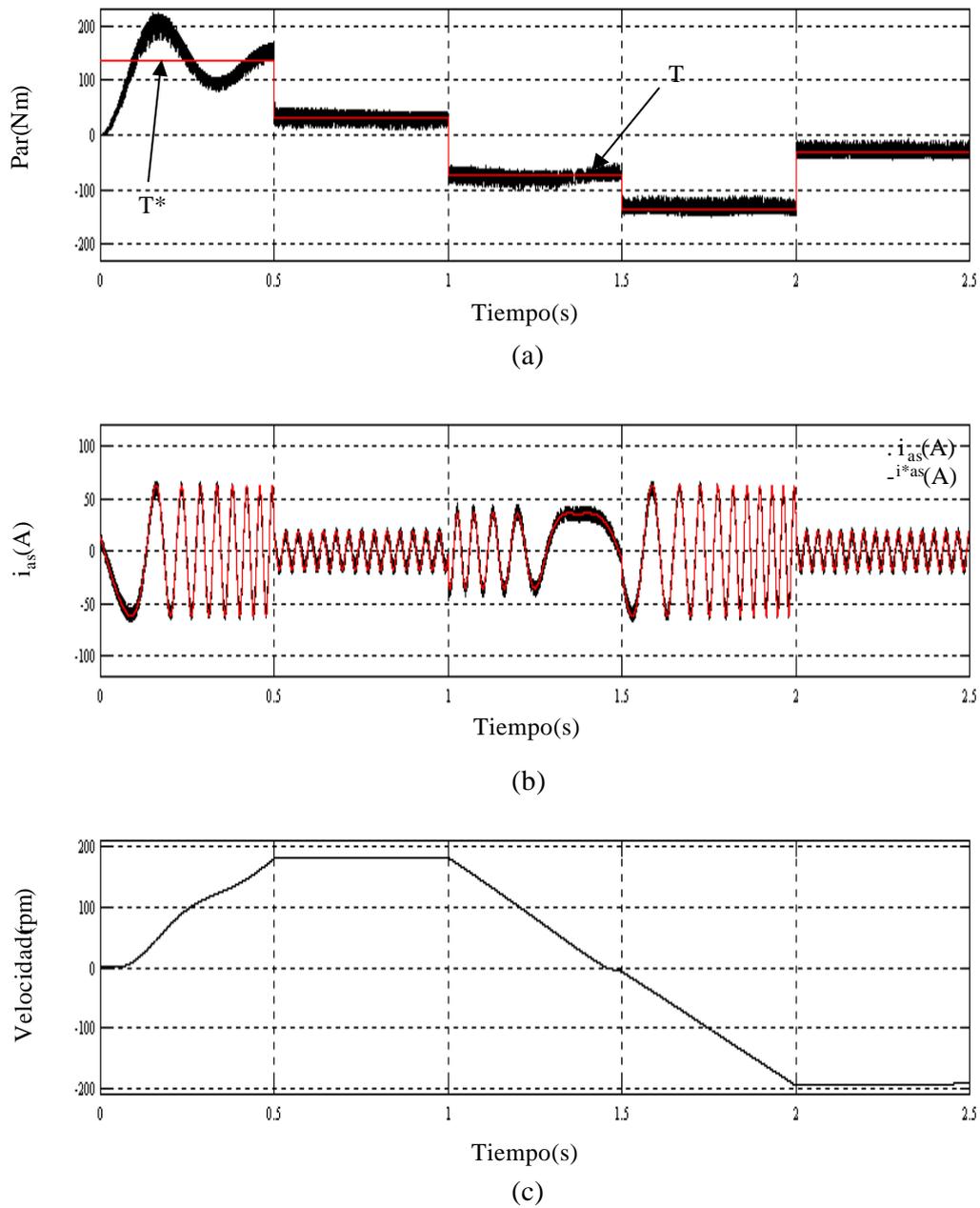


Fig. 3.8.1 Características temporales del motor de 10 hp (apéndice A) para el método indirecto de control vectorial.

(a) Par motor y consigna.

(b) i_{as} (real y referencia).

(c) Velocidad.

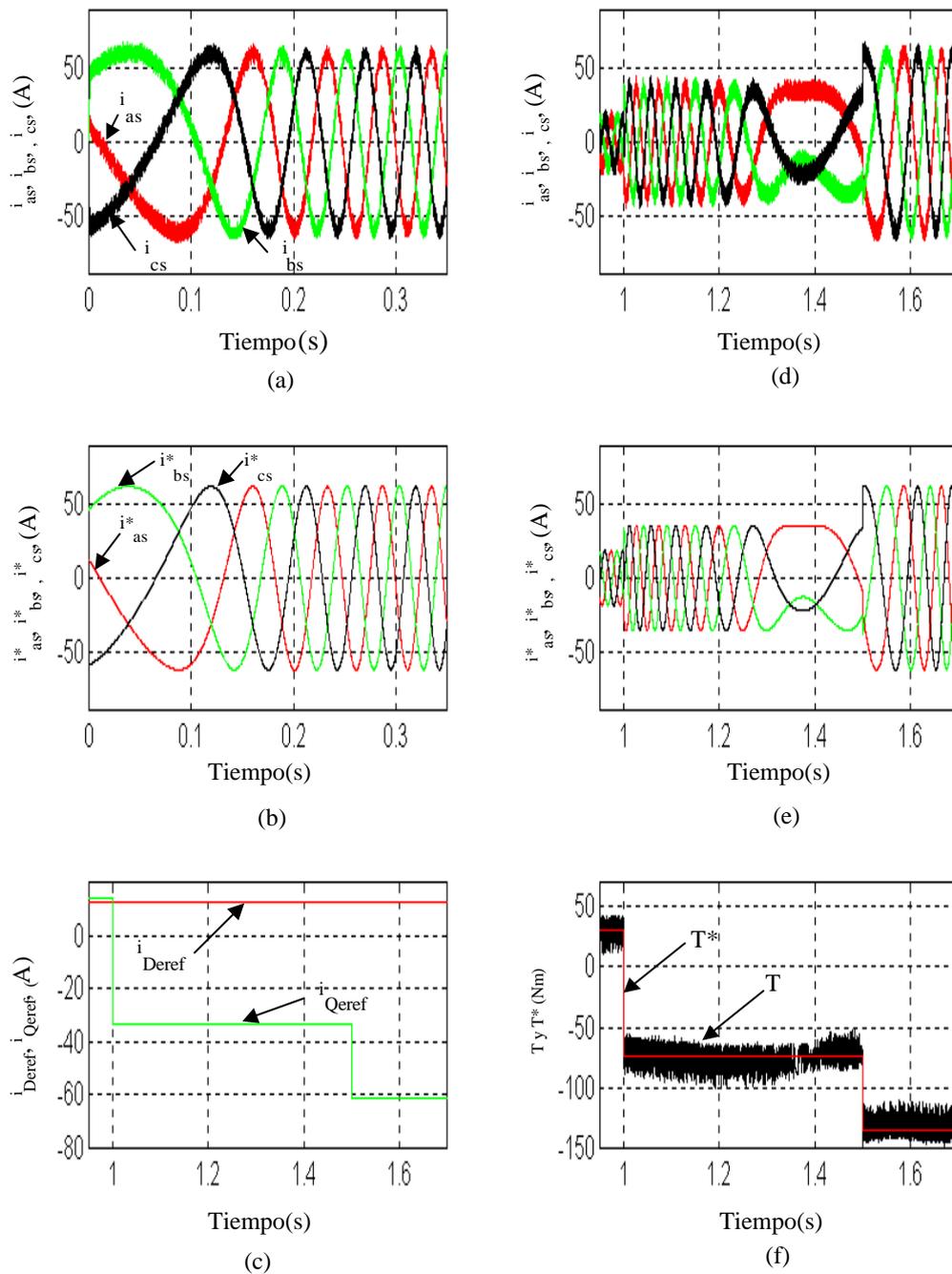


Fig. 3.8.2 Características temporales del motor de 10 hp (Apéndice A) para el método indirecto del control vectorial.

(a) Corrientes estáticas (0 a 0,35 s).
 (b) Corrientes de referencia (0 a 0,35 s).
 (c) Corrientes i_{Deref} i_{Qeref} (0,8 a 1,8 s).

(d) Corrientes estáticas (0,8 a 1,8 s).
 (e) Corrientes de referencia (0,8 a 1,8 s).
 (f) Par motor y de consigna (0,8 a 1,8 s).

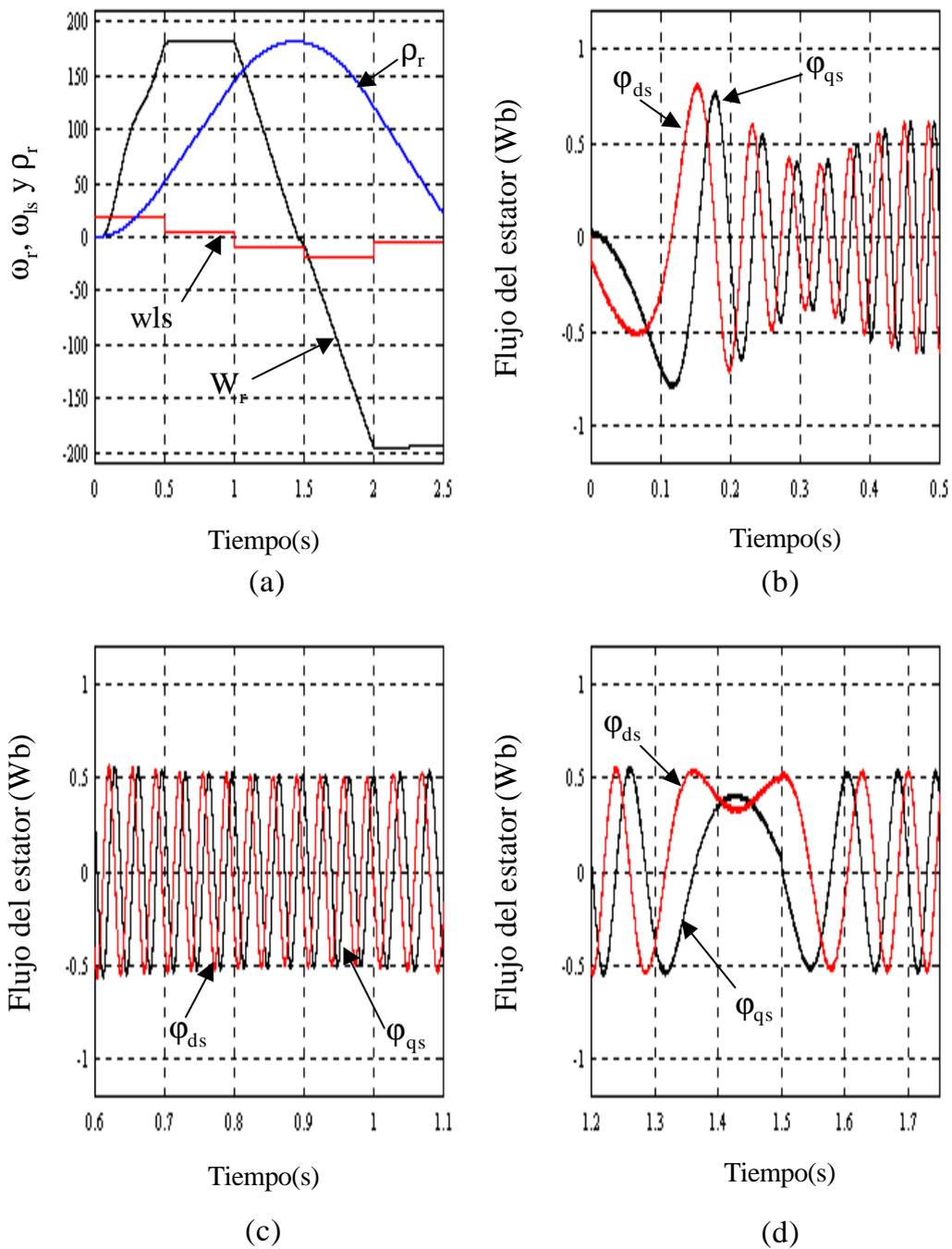


Fig. 3.8.3 Características temporales del motor de 10 hp para el método indirecto de control vectorial.
 (a) w_r , w_{ls} y r (0,0 a 2,5 s).
 (b) F_{ds} y F_{qs} (0 a 0,5 s).
 (c) F_{ds} y F_{qs} (0,6 a 1,1 s).
 (d) F_{ds} y F_{qs} (1,2 a 1,75 s).

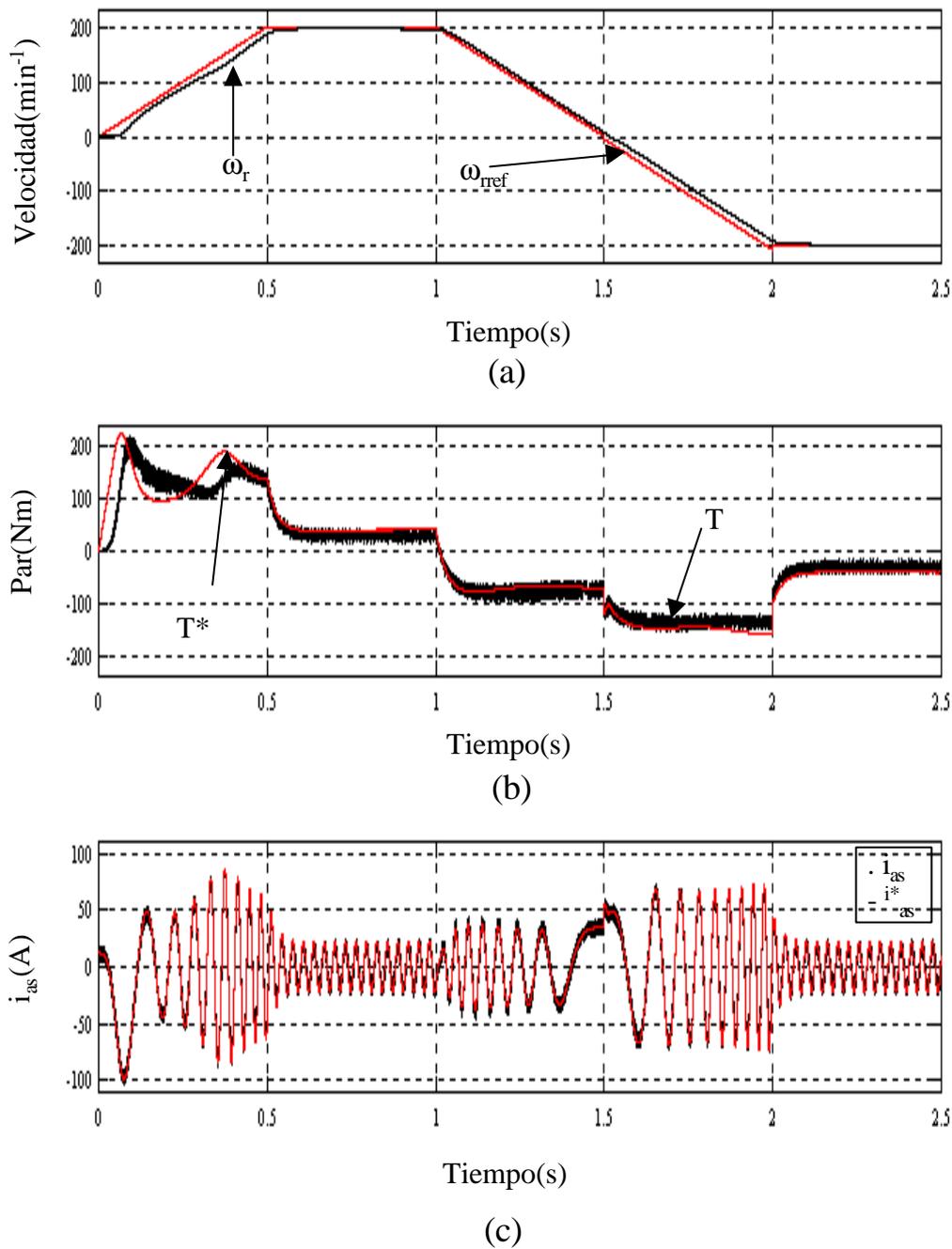


Fig. 3.8.4 Características temporales del motor de 10 hp para método indirecto del control vectorial con realimentación de velocidad.

(a) Velocidad.

(b) Par motor.

(c) Corriente de estator y de referencia.

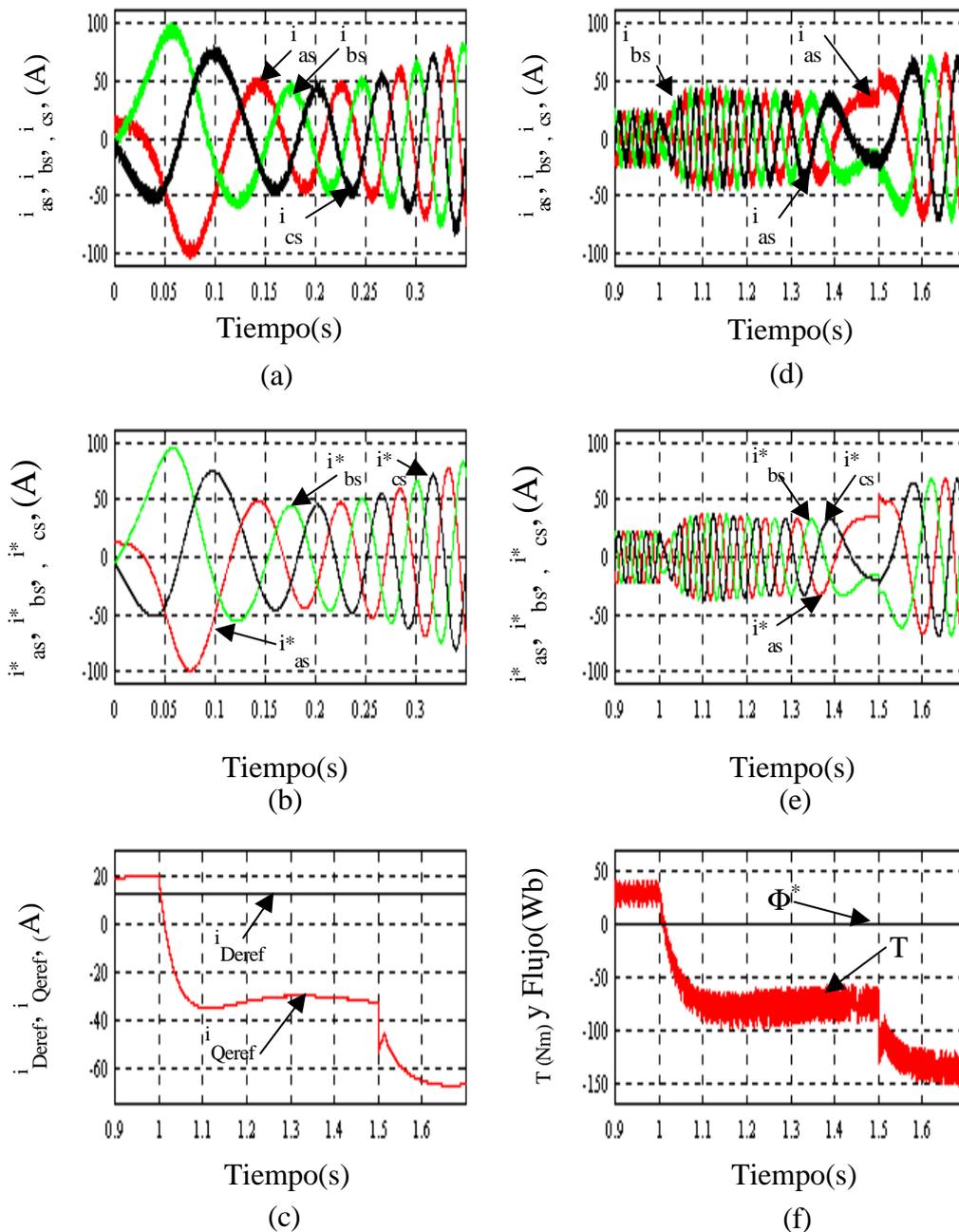


Fig. 3.8.5 Características temporales de las corrientes, par y flujo bajo el método indirecto del control vectorial con realimentación de velocidad.

- (a) Corrientes estáticas (0 a 0,35 s). (d) Corrientes estáticas (0,8 a 1,8 s).
 (b) Corrientes de referencia (0 a 0,35 s). (e) Corrientes de referencia (0,8 a 1,8 s).
 (c) Corrientes i_{Dref} , i_{Qref} (0,8 a 1,8 s). (f) Par motor y de referencia.

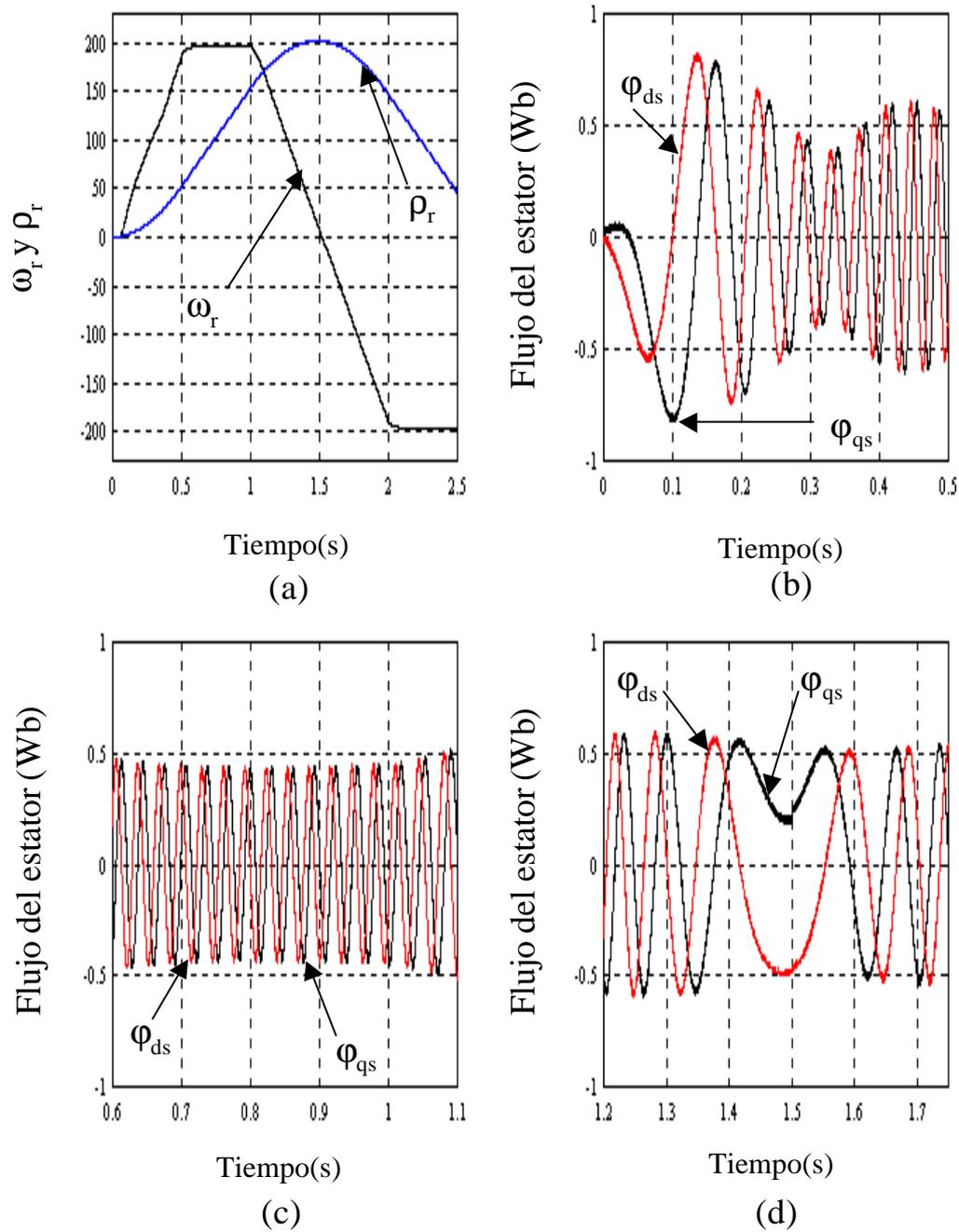


Fig. 3.8.6 Características temporales de velocidad, posición y los flujos de eje directo y transversal bajo el método indirecto del control vectorial con realimentación de velocidad.

(a) ω_r y ρ_r (0 a 2,5).

(b) Φ_{ds} y Φ_{qs} (0 a 0,5).

(c) Φ_{ds} y Φ_{qs} (0,6 a 1,1).

(d) Φ_{ds} y Φ_{qs} (1,2 a 1,75).

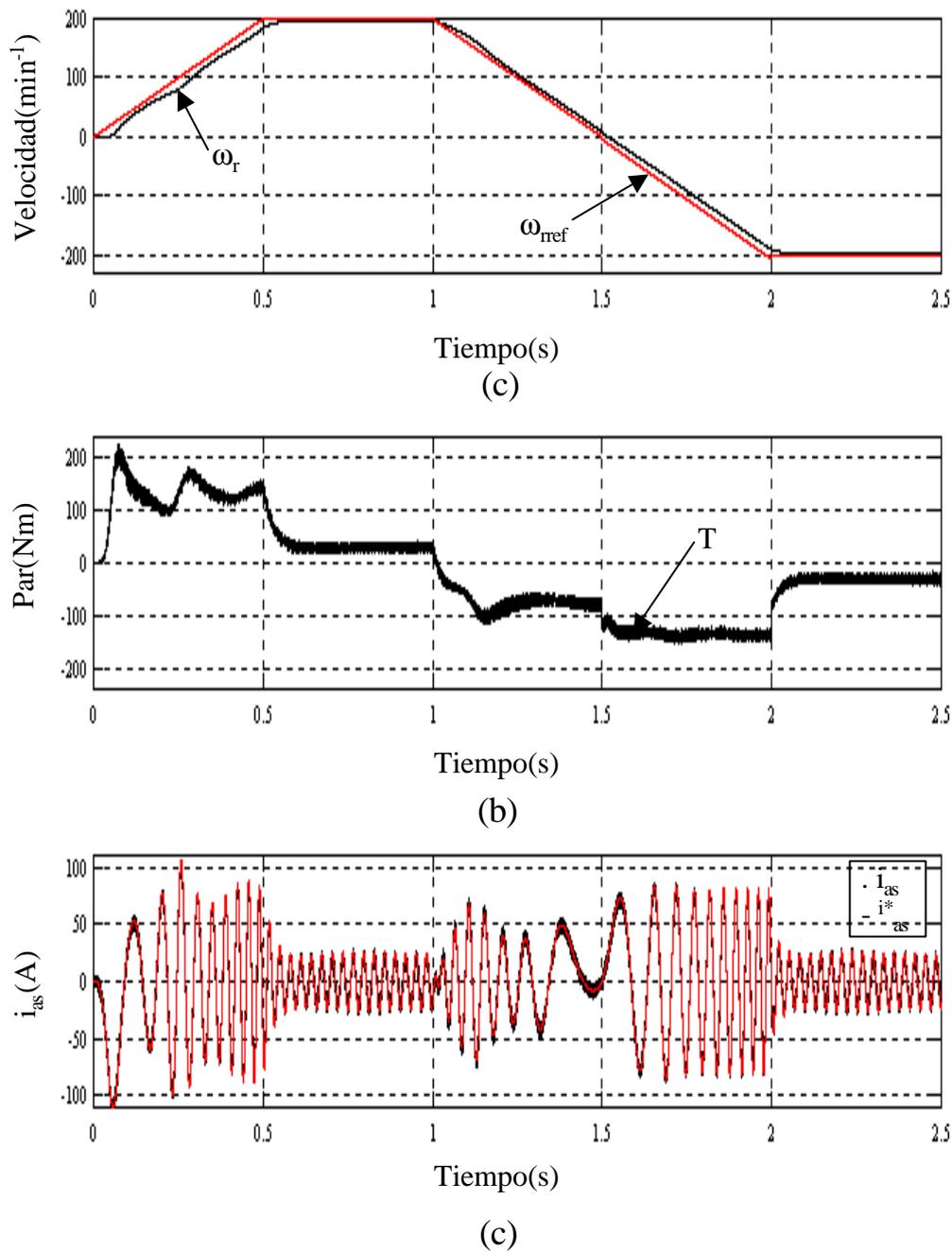


Fig. 3.8.7 Características temporales de motor de 10 hp para el método directo de control vectorial con realimentación de velocidad.

(a) Velocidad.

(b) Par motor.

(c) Corriente de estator y de referencia.

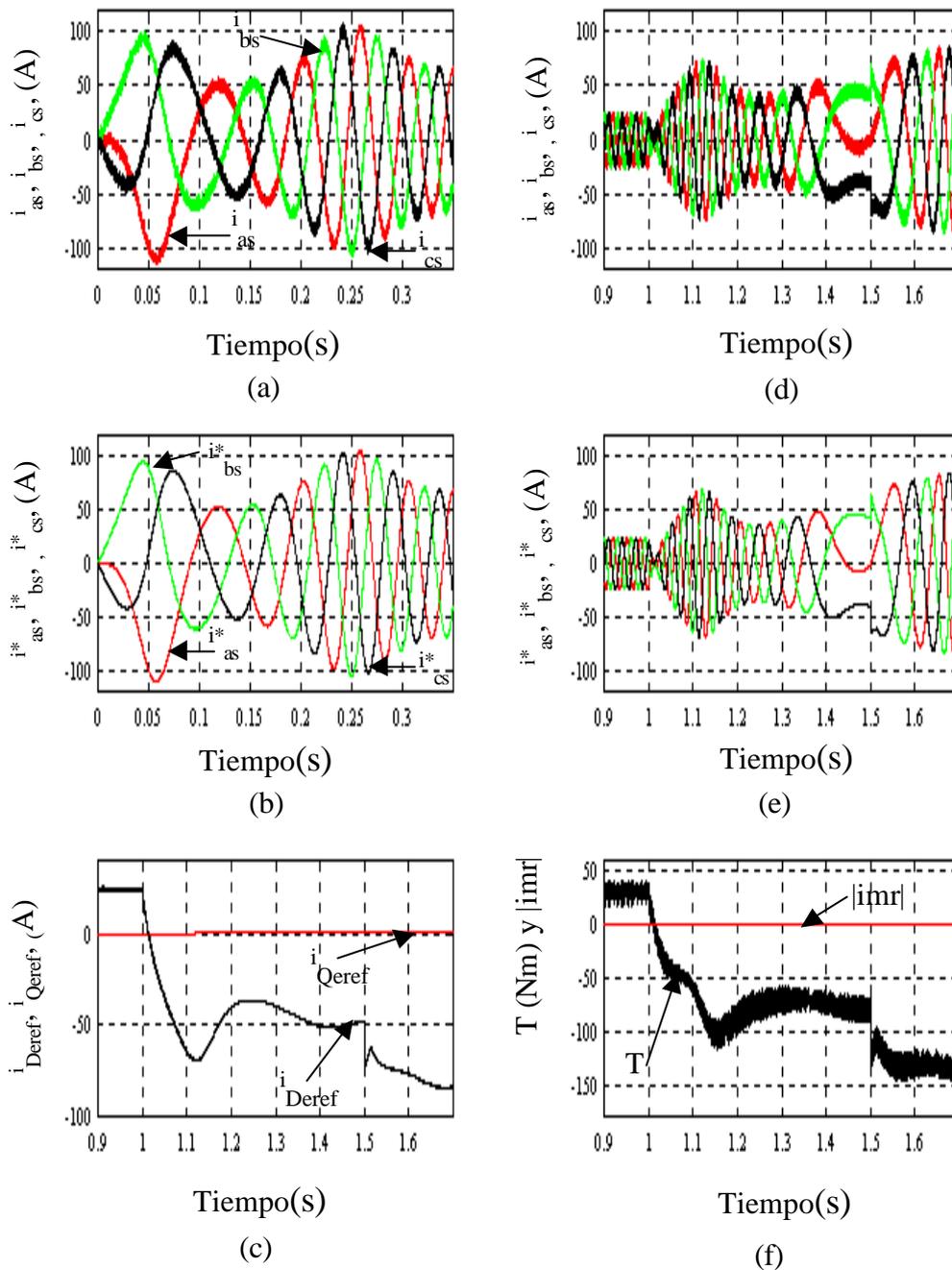


Fig. 3.8.8 Características temporales del motor de 10 hp para el método directo de control vectorial con realimentación de velocidad.

- (a) Corrientes estáticas (0 a 0,35 s).
- (b) Corrientes de referencia (0 a 0,35 s).
- (c) Corrientes i_{Deref} i_{Qeref} (0,8 a 1,8 s).
- (d) Corrientes estáticas (0,8 a 1,8 s).
- (e) Corrientes de referencia (0,8 a 1,8 s).
- (f) Par motor y de referencia.

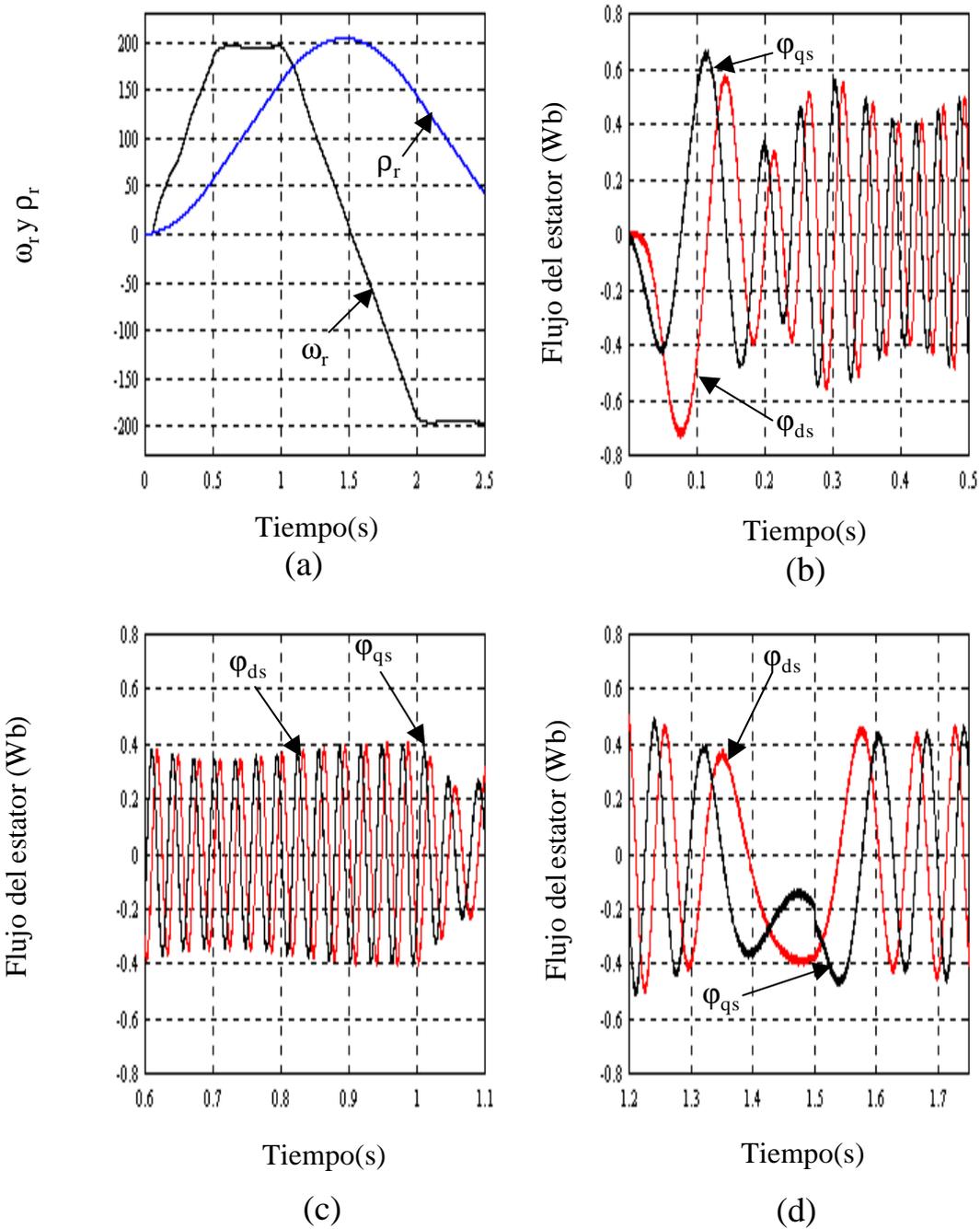


Fig. 3.8.9 Características temporales de velocidad, posición y los flujos de eje directo y transversal para el motor de 10 hp para el método directo del control vectorial con realimentación de velocidad.

(a) ω_r y ρ_r (0 a 2,5).

(b) Φ_{ds} y Φ_{qs} (0 a 0,5).

(c) Φ_{ds} y Φ_{qs} (0,6 a 1,1).

(d) Φ_{ds} y Φ_{qs} (1,2 a 1,75)

Capítulo 4 El control directo del par

4.1 Introducción

El control directo del par (DTC) está basado en la teoría de la regulación de campo orientada de las máquinas de campo giratorio y de la autorregulación [35]-[47]. En el control directo del par, el motor y ondulator forma prácticamente una unidad. Todo los procesos de conmutación del ondulator dependen del estado electromagnético del motor. Como en el caso de accionamiento de corriente continua, el sistema DTC permite la regulación por separado del campo magnético del motor, del flujo y del par. En este esquema, el valor instantáneo del flujo del estator y el par se calculan solo usando las variables primarias (corrientes y tensiones del estator). El sistema DTC permite pilotar rápida y flexiblemente los motores trifásicos, es decir, el tiempo de respuesta del par es sumamente corto.

4.2 Fundamentos del control directo del par

Los componentes principales de sistema DTC son el modulo de la regulación por histéresis del par electromagnético y del flujo magnético. La figura 4.2.1 muestra un diagrama esquemático de un sistema de control directo del par. El valor leído de la velocidad del rotor se compara con la velocidad de referencia, la señal de error se lleva al controlador de velocidad (controlador PI) y la salida de éste es el valor de referencia del par electromagnético. Comparando ambas señales del par se obtiene un error, el cual es la entrada de un controlador de histéresis de tres niveles y cuya salida va a la tabla de conmutaciones (ver tabla 4.2.1) [35]. La magnitud del flujo se compara con el flujo de referencia y el error entra a un controlador de histéresis de dos niveles, cuya salida entra también a la tabla de conmutaciones. El ángulo del flujo pasa a través de un bloque que determina la región en la cual esta excitado el vector de flujo. Dicha región está dividida en seis niveles que dependen del sextante en que cae el vector de flujo, tal como se muestra en la figura 4.2.2. La salida del

bloque anterior se lleva a la tabla de conmutaciones. El error del flujo, el error del par y el ángulo del flujo son los índices de una tabla que define el vector de estado óptimo del inversor (estado de conmutación). El control de velocidad de lazo cerrado se obtiene por medio de un controlador PI que proporciona el par de referencia.

4.3 Circuito de regulación interior de DTC

En este esquema, el valor instantáneo del flujo del estator y el par electromagnético (que se muestran en ecuaciones 4.3.3 y 4.3.5) se calculan usando solo las corrientes y tensiones del estator, cuyas expresiones se muestran en ecuaciones 4.3.1, 4.3.2. La figura 4.2.2 muestra el esquema simplificado del funcionamiento del inversor y los vectores asociados a las tensiones para los distintos estados. La tabla 4.3.1 muestra los posibles estados de conmutación del inversor. El vector del inversor tiene ocho estados de operación, seis activos (V1 a V6) y dos inactivos (V0 y V7). Ecuación 4.3.4 muestra el cálculo del ángulo del flujo del estator que define el sector del sextante en el que está situado el flujo.

$$\underline{u}_s = u_{ds} + ju_{qs} = R_s \underline{i}_s + \frac{d\Phi_s}{dt} = \sqrt{2/3} \left[u_{as} - 0.5u_{bs} - 0.5u_{cs} + j \frac{\sqrt{3}}{2} (u_{bs} - u_{cs}) \right] \quad (4.3.1)$$

Tabla 4.2. 1 tabla de conmutaciones óptimas.

ϕ_s	M_e	$\theta(1)$	$\theta(2)$	$\theta(3)$	$\theta(4)$	$\theta(5)$	$\theta(6)$
1	1	1 1 0	0 1 0	0 1 1	0 0 1	1 0 1	1 0 0
1	0	1 1 1	0 0 0	1 1 1	0 0 0	1 1 1	0 0 0
1	-1	1 0 1	1 0 0	1 1 0	0 1 0	0 1 1	0 0 1
0	1	0 1 0	0 1 1	0 0 1	1 0 1	1 0 0	1 1 0
0	0	0 0 0	1 1 1	0 0 0	1 1 1	0 0 0	1 1 1
0	-1	0 0 1	1 0 1	1 0 0	1 1 0	0 1 0	0 1 1

$$\underline{i}_s = i_{ds} + ji_{qs} = \left[\sqrt{2/3} [(i_{as} - 0.5i_{bs} - 0.5i_{cs}) + j \frac{\sqrt{3}}{2} (i_{bs} - i_{cs})] \right] \quad (4.3.2)$$

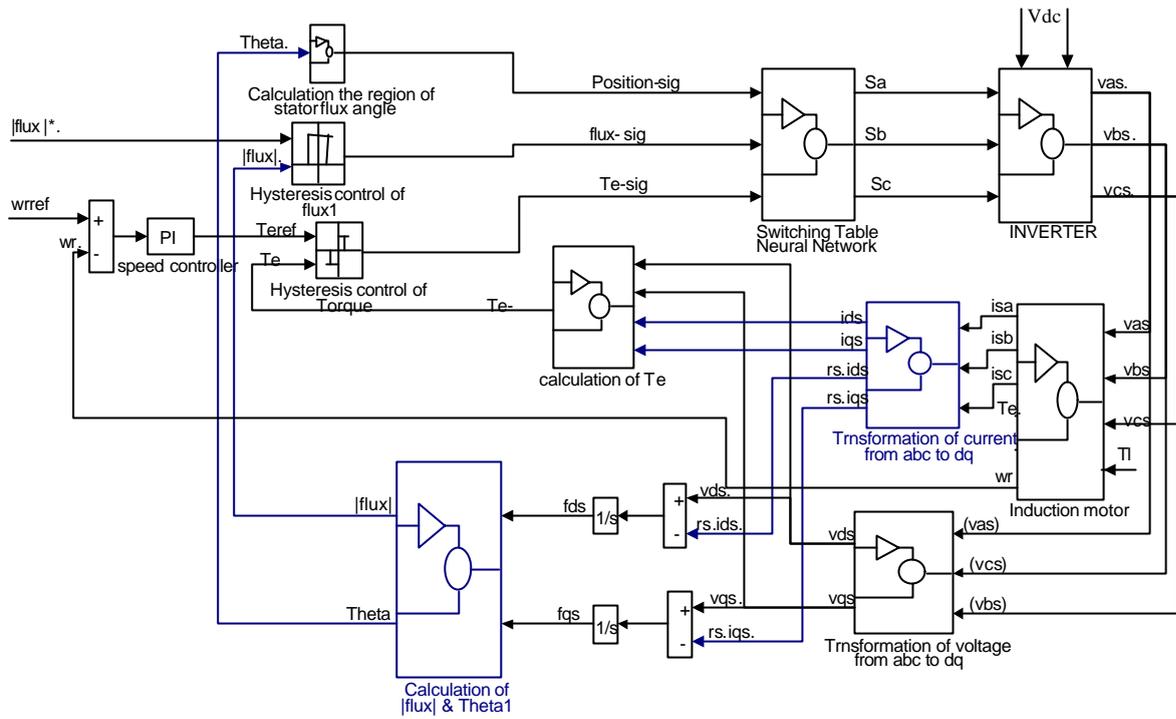


Fig. 4.2.1 Diagrama de bloques del sistema DTC usando simbología del Simulink.

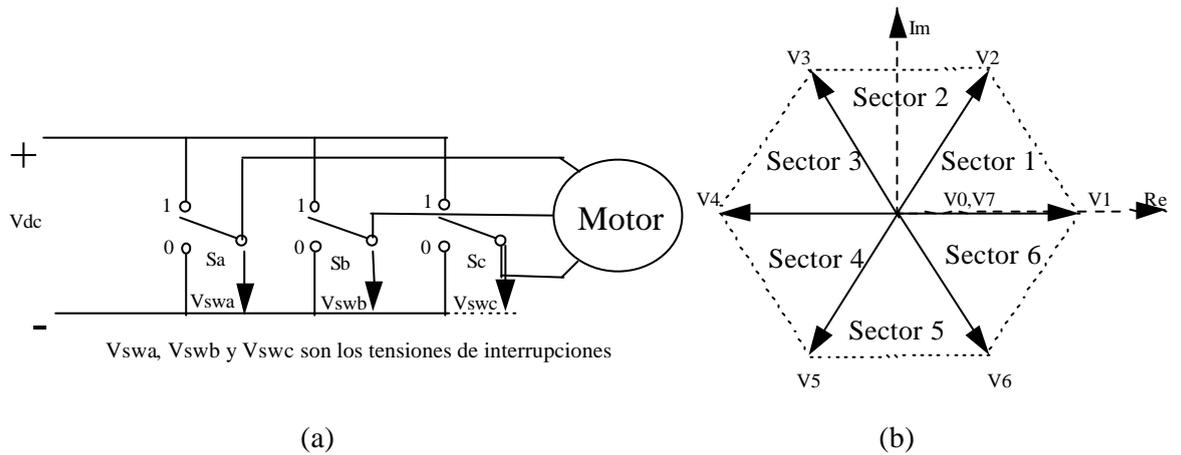


Fig. 4.2.2 Muestra de los estados de tensión del inversor.
 (a) Esquema simplificado de la alimentación del motor con el inversor.
 (b) Sectores del flujo.

Tabla 4.3.1 Estado de los interruptores del inversor.

Estado	Sa	Sb	Sc	Estado de peración	V(k)
0	0	0	0	Inactivo	V0
1	1	0	0	Activo	V1
2	1	1	0	Activo	V2
3	0	1	0	Activo	V3
4	0	1	1	Activo	V4
5	0	0	1	Activo	V5
6	1	0	1	Activo	V6
7	1	1	1	Inactivo	V7

El flujo magnético y su ángulo vienen definidos por las ecuaciones 4.3.3 y 4.3.4

$$\underline{\Phi}_s = \Phi_{ds} + j\Phi_{qs} = \int (u_{ds} - R_s i_{ds}) dt + \int (u_{qs} - R_s i_{qs}) dt \quad (4.3.3)$$

$$\mathbf{q} = \arctan\left(\frac{\Phi_{qs}}{\Phi_{ds}}\right) \quad (4.3.4)$$

El par electromagnético se calcula como:

$$M_e = k(\Phi_{ds} i_{qs} - \Phi_{qs} i_{ds}) \quad (4.3.5)$$

4.4 Regulación por histéresis del flujo y del par

En la regulación DTC, el flujo estatórico y el par se mantienen dentro de límites de histéresis definidos, es decir, dentro de la banda elegida. Los valores de consigna sólo se modifican cuando los valores efectivos del par y del flujo del estator difieran de sus valores de consigna en un valor superior al de la histéresis admitida. Cuando el valor del flujo estatórico giratorio alcanza el límite de histéresis superior o inferior, se emplea un vector de tensión adecuado para modificar la dirección del vector de flujo estatórico y para mantenerlo dentro de la banda de histéresis, tal como se muestra en figura 4.4.1. Las ecuaciones 4.4.1 y 4.4.2 determinan los límites de histéresis del flujo.

$$\Phi_s = 1 \quad \text{Para } |\Phi_s| \leq |\Phi_s|^* - \frac{\Delta|\Phi_s|}{2} \quad (4.4.1)$$

$$\Phi_s = 0 \quad \text{Para } |\Phi_s| \geq |\Phi_s|^* + \frac{\Delta|\Phi_s|}{2} \quad (4.4.2)$$

El controlador del par tiene tres límites de histéresis, tal como se explica en ecuaciones 4.4.3, 4.4.4 y 4.4.5, para seleccionar los estados activos e inactivos del inversor. En la figura 4.4.2 se muestra como actúa el controlador del par con tres límites de histéresis, verificándose:

$$M = -1 \quad \text{para } M_e^* - \Delta M_e \leq M_e \leq M_e^* \quad (4.4.3)$$

$$M = 0 \quad \text{para } M_e^* < M_e \leq M_e^* + \Delta M \quad (4.4.4)$$

$$M = 1 \quad \text{para } \left\{ \begin{array}{l} M_e^* - \Delta M_e > M_e \\ M_e \leq M_e^* \end{array} \right\} \quad (4.4.5)$$

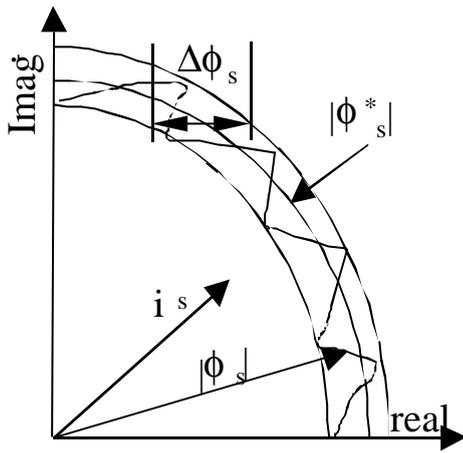


Fig. 4.4.1: Banda de histéresis del controlador del flujo.

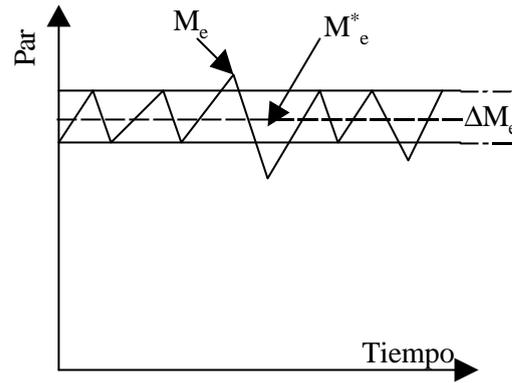


Fig. 4.4.2: Banda de histéresis del controlador del par.

La tabla de conmutaciones contiene la principal ley para el control directo del par. Para incrementar la velocidad de actuación del sistema y determinar los estados de tensión del inversor, haremos unas modificaciones en las entradas de la tabla. Las modificaciones que realizamos es convertir las señales de sus entrada en digitales. Mediante un bit representaremos el error de la señal del flujo del estator; con dos bits el error del par electromagnético; y con tres bits la región del flujo del estator tal como se muestra en tabla 4.4.1. Así por ejemplo, si las entradas de la tabla anterior son 1-11-000, la salida es 110.

4.5 Resultados

El DTC se prueba con el motor de inducción trifásico de 10 hp cuyos parámetros están en el apéndice A. Como magnitud del flujo de referencia se toman 0.5 Wb. Las figuras 4.5.1 y 4.5.2 muestran las respuestas del sistema. La figura 4.5.1 muestra la trayectoria del vector de flujo del estator. La figura 4.5.2 presenta las características temporales de la velocidad (actual y de referencia), el par electromagnético y la corriente de la fase a del motor. En la figura 4.5.3(a, b, c y d) se muestran las consignas y las respuestas de la velocidad del motor en el intervalo temporal 0 a 0.6 s respectivamente. La figura 4.5.4 explica la trayectoria del flujo del estator cuando se ha cambiado la referencia de 1 Wb a 0.5 Wb. La figura 4.5.5 explica la respuesta del motor dentro el período 0 a 0.6 s.

En el apéndice C se describe un programa de herramientas realizado para visualizar los resultados de las simulaciones.

Tabla 4.4.1 Conversión de las señales de flujo, del par y de las regiones del flujo en digital

ϕ_s	f_s	M_e	M_e	$\theta(1)$	$\theta(2)$	$\theta(3)$	$\theta(4)$	$\theta(5)$	$\theta(6)$
Flujo (analógico)	Flujo (digital)	Par (analógico)	Par (digital)	Región del flujo (digital)					
				0 0 0	0 0 1	0 1 0	0 1 1	1 0 0	1 0 1
1	1	1	1 1	1 1 0	0 1 0	0 1 1	0 0 1	1 0 1	1 0 0
1	1	0	0 0	1 1 1	0 0 0	1 1 1	0 0 0	1 1 1	0 0 0
1	1	-1	0 1	1 0 1	1 0 0	1 1 0	0 1 0	0 1 1	0 0 1
0	0	1	1 1	0 1 0	0 1 1	0 0 1	1 0 1	1 0 0	1 1 0
0	0	0	0 0	0 0 0	1 1 1	0 0 0	1 1 1	0 0 0	1 1 1
0	0	-1	0 1	0 0 1	1 0 1	1 0 0	1 1 0	0 1 0	0 1 1

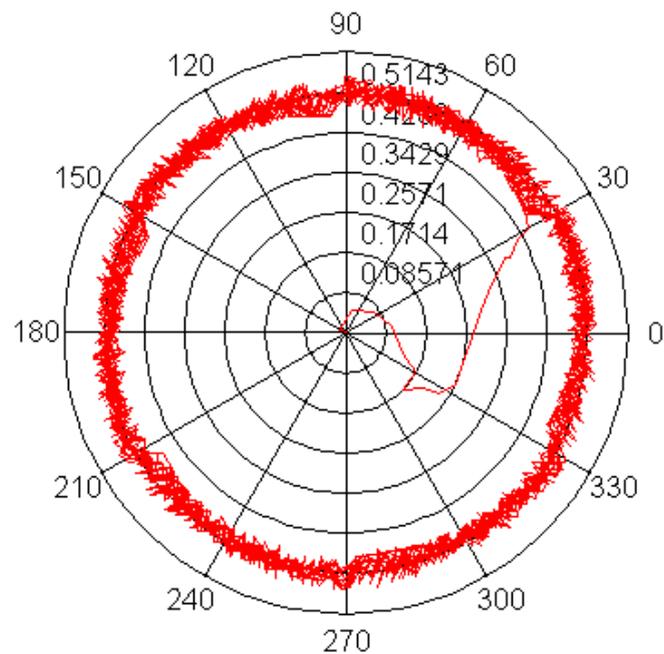


Fig. 4.5.1 Muestra la trayectoria del vector de flujo del estator.

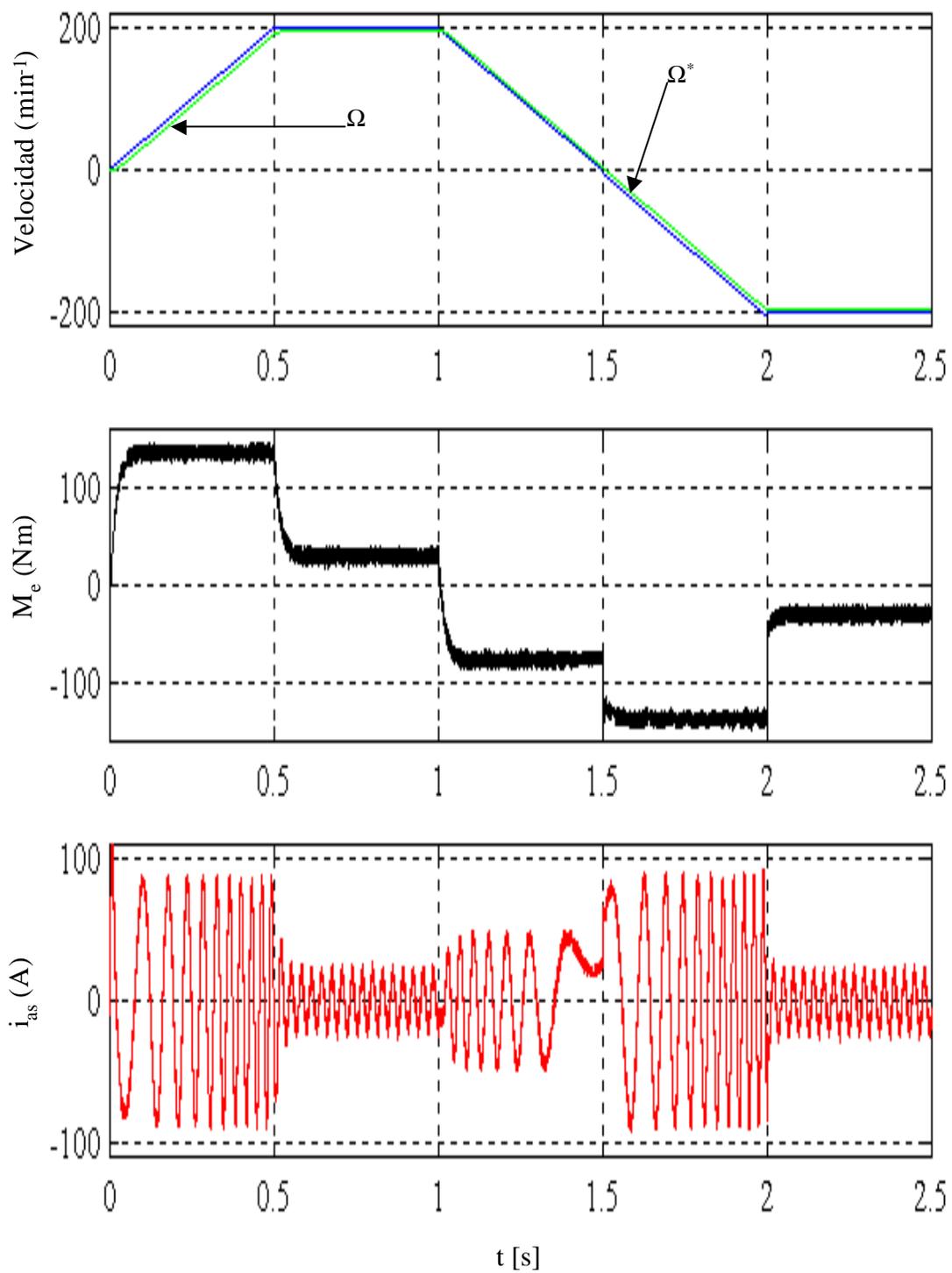


Fig. 4.5.2 Comportamiento del sistema control directo del par.
(a) Velocidad (real y consigna).
(b) Par.
(c) Corriente de la fase "a".

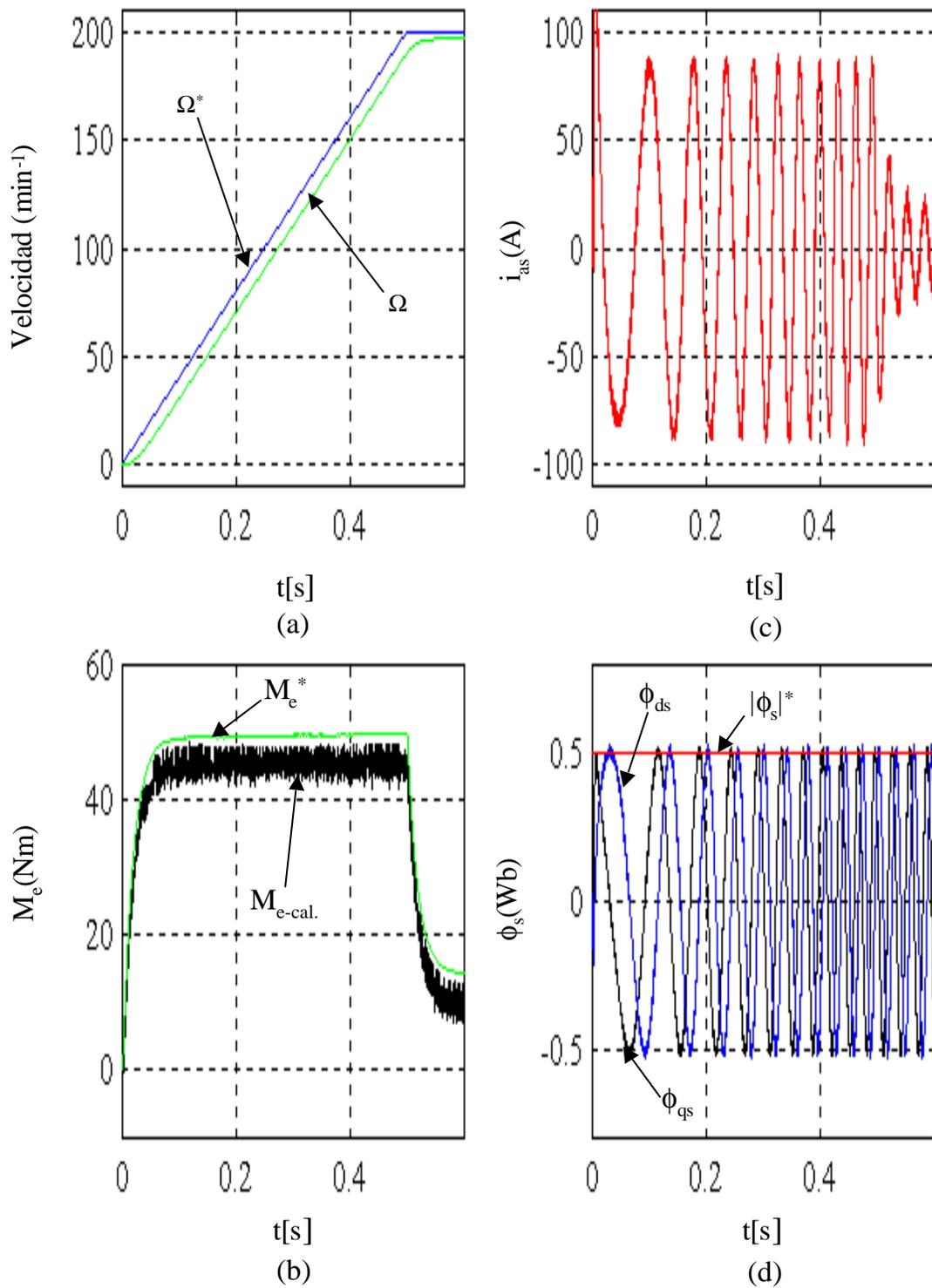


Fig.4.5.3 Respuestas del motor dentro el período 0 y 0.6 s.

(a) Velocidad (real y consigna).

(b) Par (real y referencia).

(c) Corriente de la fase "a".

(d) Flujo del estator, flujo de eje directo y flujo de eje transversal.

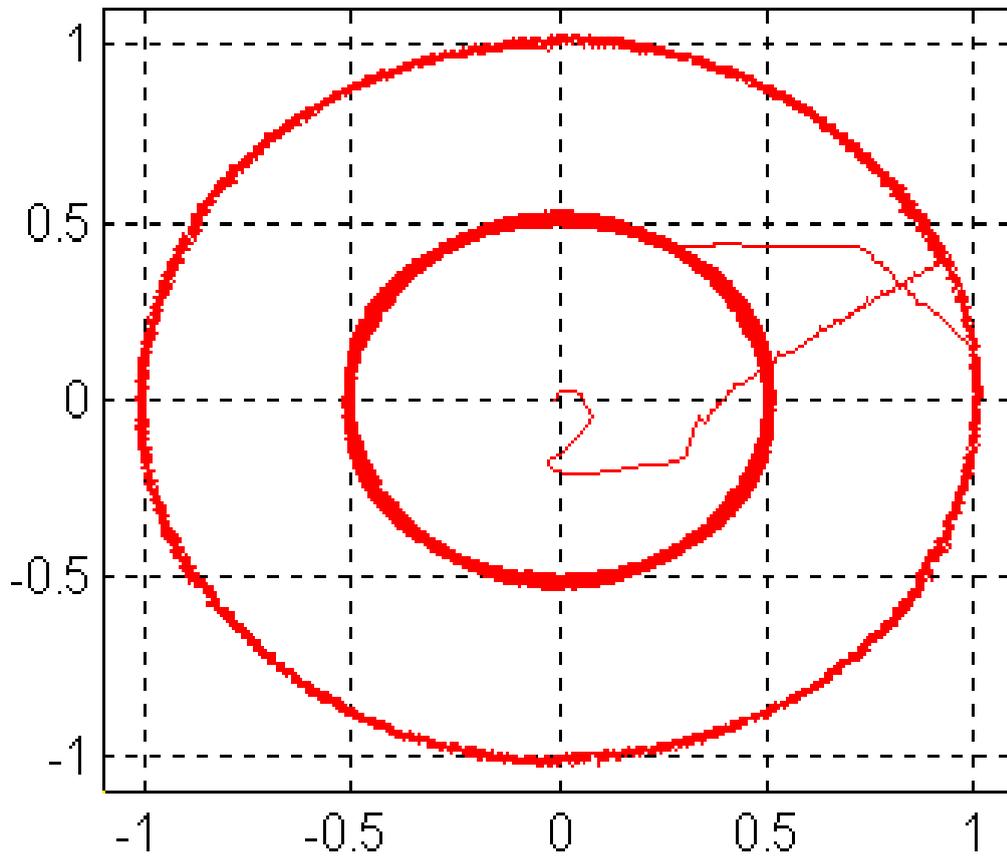


Fig. 4.5.4 Representación gráfica de las trayectorias del flujo del estator cuando se valor cambia de 1Wb y 0.5 Wb.

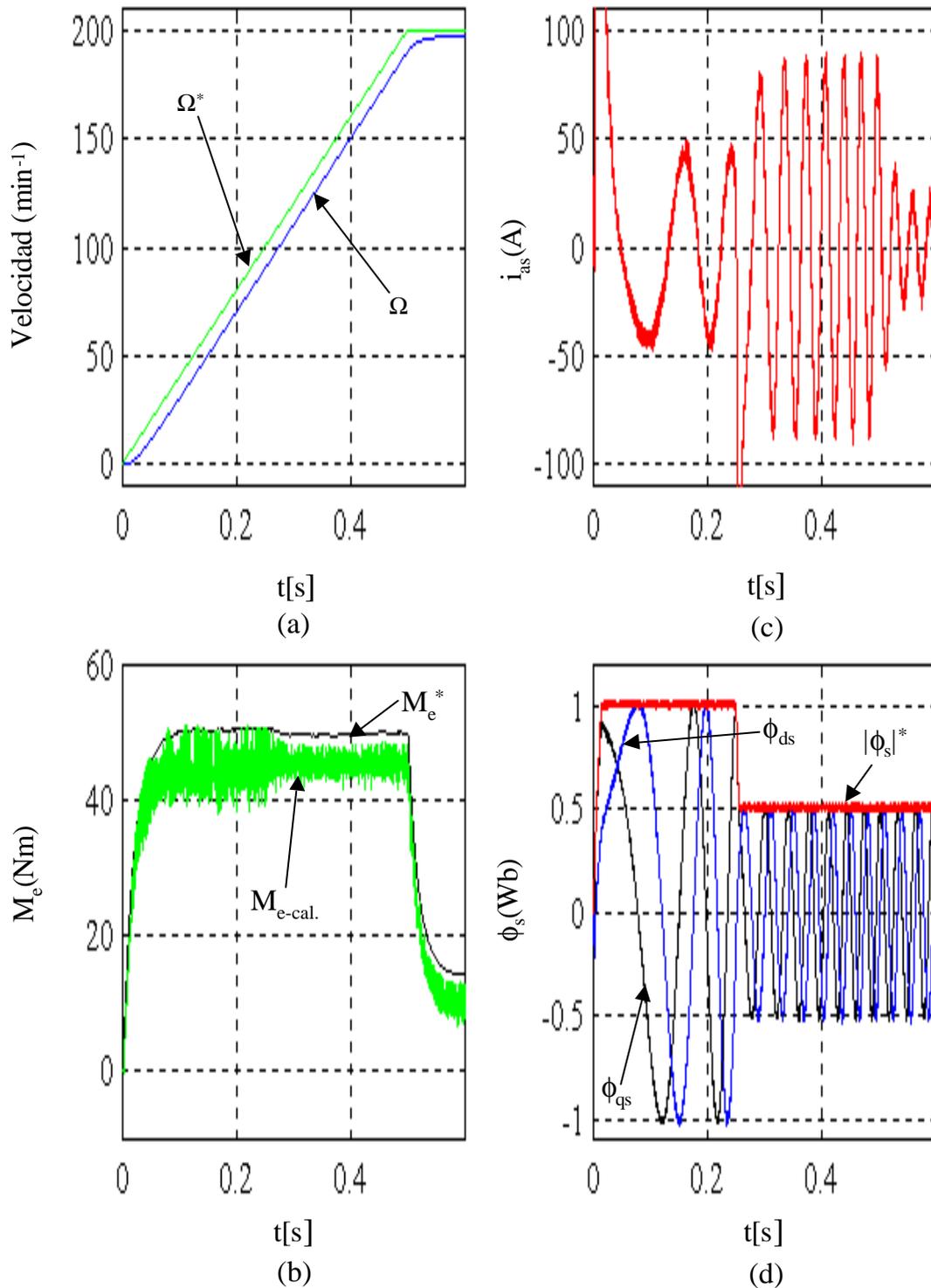


Fig. 4.5.5 Respuesta del motor cuando se cambia la consigna del flujo de 1.0 Wb a 0.5 Wb.

- (a) Velocidad (real y consigna).
- (b) Par (real y referencia).
- (c) Corriente de la fase "a".
- (d) Flujo del estator, flujo de eje directo y flujo de eje transversal.

Capítulo 5 Redes neuronales artificiales

En este capítulo se presenta un resumen histórico sobre redes neuronales artificiales (ANN) y sus fundamentos. Este tema está bastante desarrollado en las referencias [71- 83], por tal motivo solo pasaremos a hacer alguna breve descripción de algunos aspectos básicos. Una red neuronal es un procesador distribuido en paralelo, que puede filtrar y procesar las informaciones y tener una decisión. Una red neuronal se parece al cerebro en dos ideas básicas:

- La red necesita una cantidad de información para entrenarse
- Las conexiones entre las neuronas se usan para almacenar las informaciones.

El uso de las redes neuronales ofrece muchas propiedades y capacidades, como el aprendizaje adaptativo, autoorganizativas, funcionamiento en paralelo en tiempo real y tolerancia de fallos por la codificación redundante de la información. Desde punto de vista de solucionar problemas, las redes neuronales son diferentes de los ordenadores convencionales que usan algoritmos secuenciales, mientras que las redes neuronales actúan como el cerebro humano, procesando la información en paralelo, y también pueden aprender y generalizar a casos nuevos que no estaban incluidos durante el proceso del diseño. Las redes neuronales pueden procesar las informaciones más rápido que los ordenadores convencionales, pero tiene la desventaja de que no podemos seguir su respuesta paso a paso como se puede hacer al ejecutar un programa convencional en un ordenador por lo que no resulta fácil detectar los errores.

5.1 Similitud entre el sistema nervioso de los animales y las redes neuronales artificiales

La base y fuente de inspiración de las redes neuronales artificiales es la célula del sistema nervioso de los animales, conocida como neurona, y es por tanto importante observar su fisiología para comprender como los investigadores en ingeniería y matemática tratan de imitar los mecanismos de almacenamiento y procesamiento de la información en el cerebro. En una neurona biológica, ver figura 5.1.1, se puede distinguir cuatro partes fundamentales: el soma, el axón y las sinapsis.

5.1.1 El soma

El soma o núcleo de la célula es la parte central redonda donde se realizan casi todas las funciones lógicas de la neurona.

5.1.2 El axón

El axón es una fibra nerviosa conectada directamente con la soma y que sirve como canal de salida. El axón usualmente está muy ramificado para permitir su conexión a un gran número de neuronas. En estos sistemas biológicos las señales son secuencias de impulsos que se propagan por el axón sin atenuación.

5.1.3 Las dendritas

Las dendritas son las entradas de información a la neurona. Son un grupo de fibras muy ramificadas y de forma irregular que se conectan directamente al soma. Se calcula entre 10^3 y 10^4 el número de dendritas en una neurona, permitiendo que esta reciba información de un gran grupo de otras neuronas.

5.1.4 Las sinapsis

Sinapsis son contactos especializados entre los axones y las dendritas de diferentes neuronas. Estas sinapsis pueden cambiar la polaridad de los potenciales provenientes de otras neuronas y en estos casos se suele hablar de naturaleza excitadora o inhibidora según sea su función para la excitación o bloques de la neurona. Se considera que el almacenamiento de la información está concentrado en estas conexiones sinápticas. Se conoce que en el sistema nervioso de los seres humanos estas conexiones sinápticas son de naturaleza química muy compleja a diferencia de los insectos que tienen conexiones de transmisión eléctrica simples.

McCulloch y Pitts construyeron un modelo básico de neurona artificial, con una neurona muy simple a base de un sumador y una función de activación. Las conexiones (sinapsis) de una neurona se consideran como se muestra en la figura 5.1.2. En ellas, las activaciones x con

unas determinadas intensidades w_{ji} de otras neuronas son sumadas, y se permite que en la salida de la neurona (axón) se origine una actividad siempre que la suma $w_{ji}x_i$ supere un valor umbral (θ_j).

La expresión matemática de esta neurona es

$$y_i = \mathbf{j} \left(\sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + \mathbf{q}_j \right) \quad (5.1.1)$$

Donde w_{ji} son los pesos sinápticos que ponderan las entradas x_i y \mathbf{q}_j es el umbral. φ es la función de activación de la neurona y n es número total de pesos sinápticos conectados a entrada de la neurona. En algunos libros incluyen el umbral dentro de las entradas y de pesos quedando expresada la salida de neurona como:

$$y_i = \mathbf{j} \left(\sum_{i=0}^n w_{ji} x_i \right) \quad (5.1.2)$$

con $x_0 = \pm 1$, y $w_{j0} = \mathbf{q}_j$, dando una presentación más compacta. Como función de activación, \mathbf{j} , se pueden usar muchas funciones, pero las más usadas para los casos no lineales son las sigmoides. En la sección siguiente se explican las funciones de activación más utilizadas en redes neuronales.

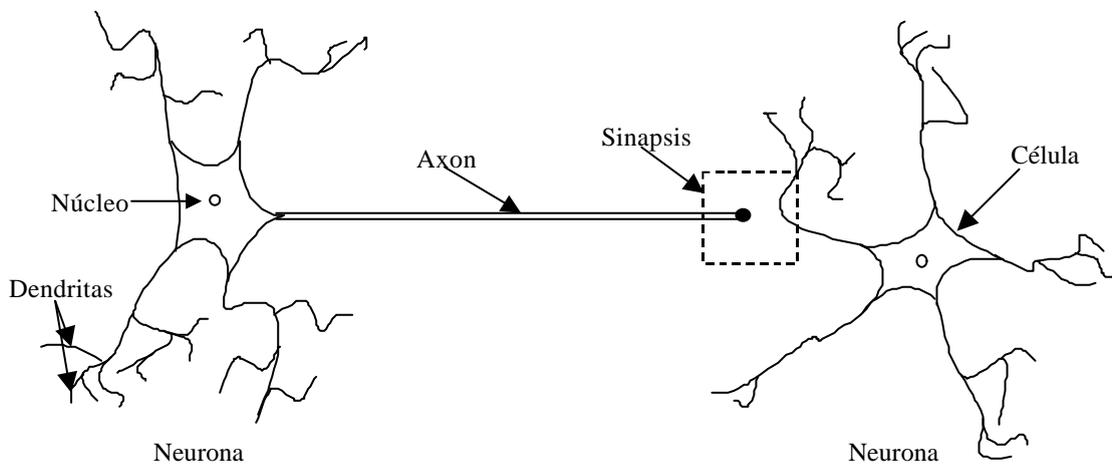


Fig. 5.1.1 Modelo de neurona biológica.

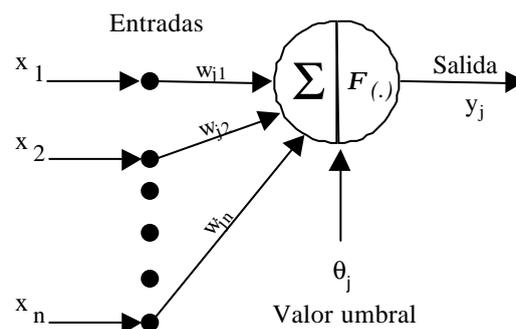


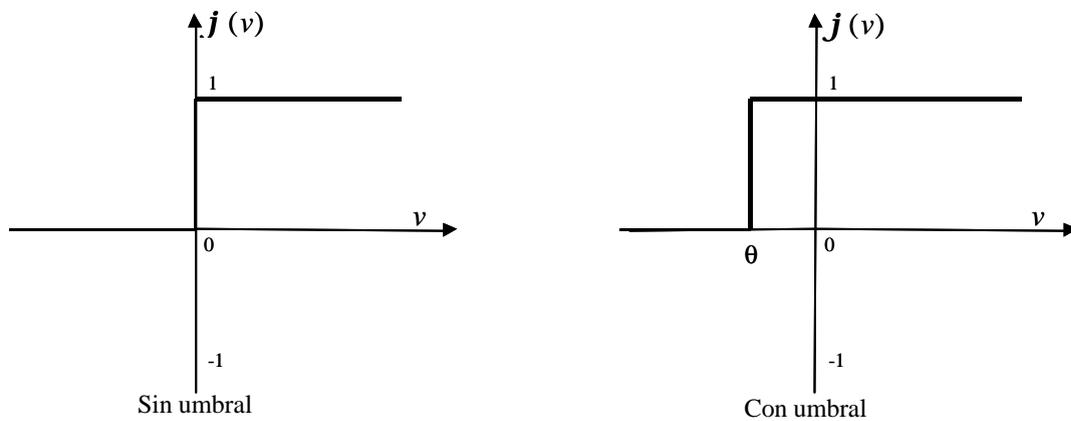
Fig. 5.1.2 Modelo de neurona artificial.

5.2 Funciones de activación

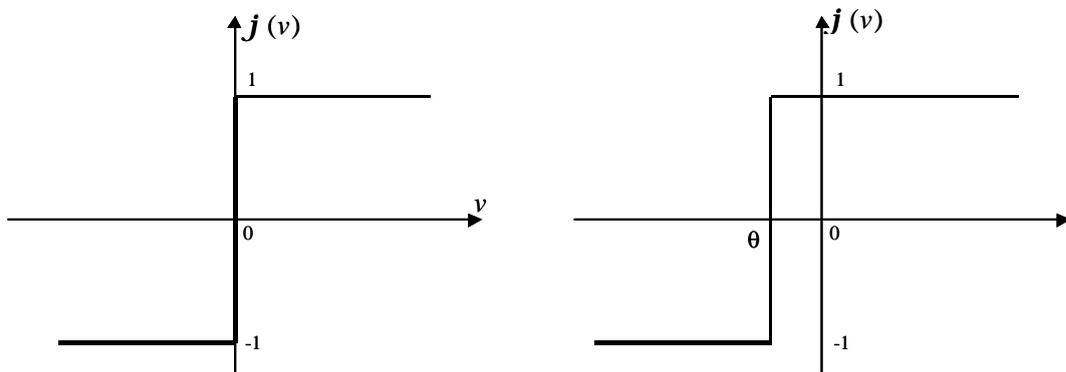
En esta sección, se presenta las funciones las que más utilizaciones en estructuras de red neuronal artificial. Las funciones sigmoideas y lineal siempre usan en las redes neuronales con propagación hacia adelante.

a) Función escalón de conexión o desconexión

Esta función define frecuentemente denominada escalón de dos posiciones (sí o no). La salida de esta función es, o bien una constante positiva, una constante negativa o cero. Esta función posee una discontinuidad en un punto que imposibilita la evaluación de la derivada en dicho punto. La figura 5.2.1 se representa la familia de estas funciones.



$$(a) \text{ Función asimétrica. } \mathbf{j}(v) = \begin{cases} 0 & v < 0 \\ 1 & v \geq 0 \end{cases}$$



$$(b) \text{ función simétrica. } \mathbf{j}(v) = \begin{cases} -1 & v < 0 \\ 1 & v \geq 0 \end{cases}$$

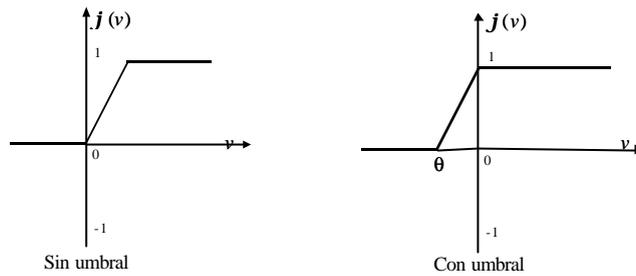
Fig. 5.2.1 Función escalón de conexión y desconexión.

b) Función saturación lineal

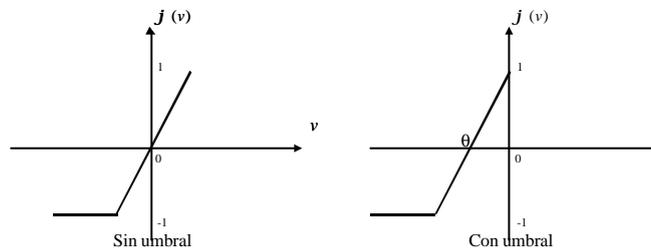
Función saturación lineal es similar a la función de escalón de conexión o desconexión, salvo que en un rango determinado de la variable de entrada. La salida tiene un comportamiento proporcional. La figura 5.2.3 se muestra tan solo dos discontinuidades en su derivada.

c) Función sigmoideal asimétrica

Es una función binaria, continua y diferenciable en todo su dominio. La figura 5.2.3 expone una representación de esta función.



(a) Función asimétrica.
$$\mathbf{j} = \begin{cases} 0 & v < 0 \\ \mathbf{a}v & 0 \leq v < 1/\mathbf{a} \\ 1 & 1/\mathbf{a} \leq v \end{cases}$$



(b) Función simétrica.
$$\mathbf{j} = \begin{cases} -1 & v < -1/\mathbf{a} \\ \mathbf{a}v & -1/\mathbf{a} \leq v < 1/\mathbf{a} \\ 1 & 1/\mathbf{a} \leq v \end{cases}$$

Fig. 5.2.2 Función saturación lineal.

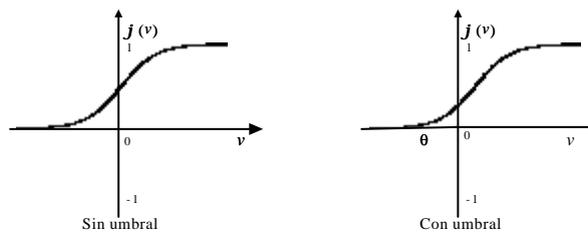


Fig.5.2.3 Función sigmoideal asimétrica.
$$\mathbf{j} = \frac{\mathbf{a}}{1 + e^{-g\mathbf{v}}} + c \begin{cases} c = 0 \\ \mathbf{a} = 1 \\ \mathbf{g} = 0:1 \end{cases}$$

d) Función sigmoideal simétrica

Esta función también denominada tangente hiperbólica es completamente diferenciable en todo su dominio, monótonamente creciente y posee una característica bipolar. La figura 5.2.4 se representa el gráfico de esta función.

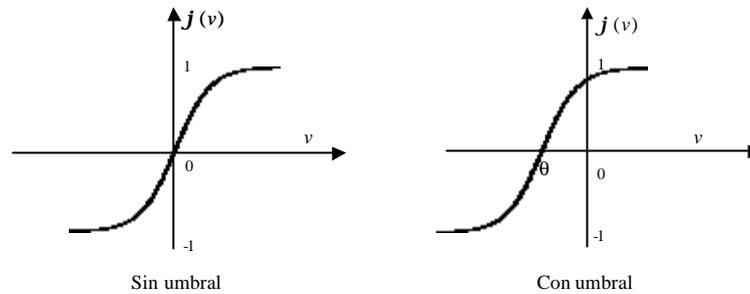


Fig.5.2.4 Función sigmoideal simétrica.
$$\mathbf{j} = \frac{a}{1 + e^{-g v}} + c \begin{cases} c = -1 \\ a = 1 \\ g = 0 : 1 \end{cases}$$

e) Función lineal

Esta función posee una característica tipo lineal como se observa en figura 5.2.5, la cual no tiene límites en su rango.

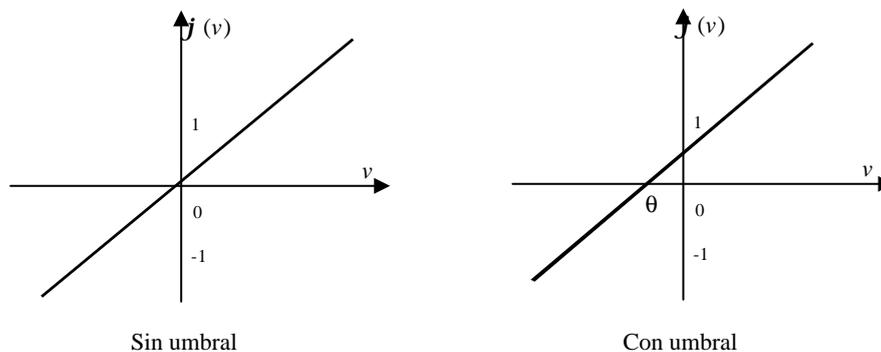


Fig. 5.2.5 Función lineal.

5.3 Arquitectura de las redes neuronales artificiales

Si bien la red neuronal artificial (ANN) es la unidad principal, no menos importante es como se interconectan entre ellas para formar una red que procese la información. Nos referimos a la arquitectura como las diferentes formas de interconectar esas unidades básicas creando redes de topología diferentes. Pueden existir un sinnúmero de posibles combinaciones de las conexiones entre ellas, sin embargo podemos definir algunas estructuras fundamentales.

5.3.1 Redes neuronales artificiales de propagación hacia adelante

Este tipo de estructuras se organiza en un grupo de neuronas que procesan la información de las entradas paralelamente y luego las salidas de las neuronas pueden combinarse para obtener unas salidas de la red o alimentar otro grupo de neuronas. La figura 5.3.1.1 muestra una estructura de red neuronal de una sola capa de salida. La figura 5.3.1.2 muestra una estructura de red neuronal multicapa (MFANN) que contiene una o más capas ocultas. Normalmente, las entradas se conectan a la primera capa oculta. La salida de cada neurona se conecta a las entradas de las neuronas de la siguiente capa hasta alcanzar a la capa de salida.

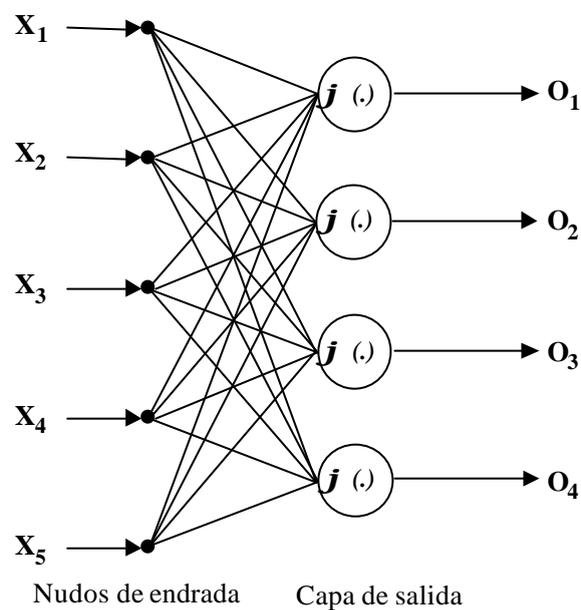


Fig. 5.3.1.1 Red de propagación de una capa.

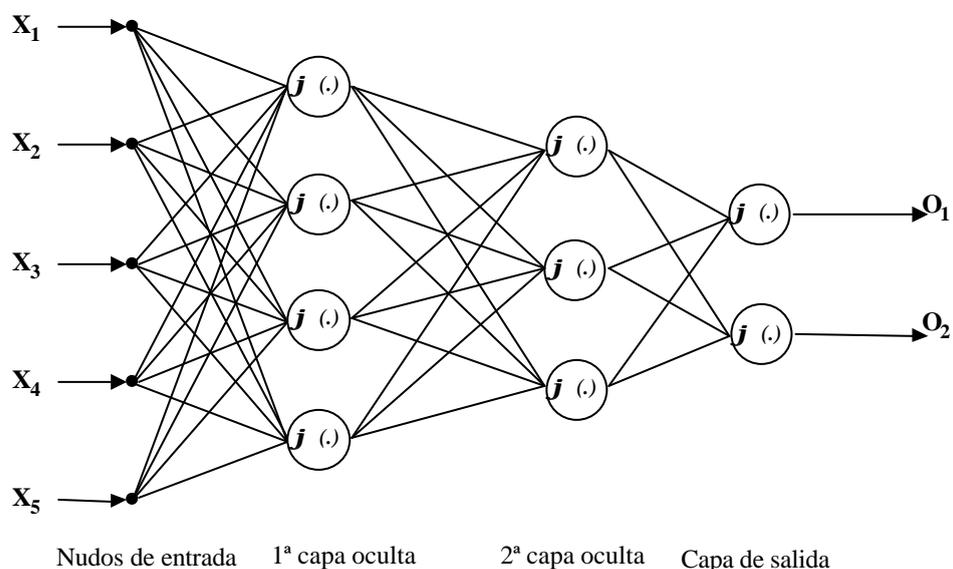


Fig. 5.3.1.2 Red de propagación multicapa

5.3.2 Red de Hopfield

Algunas de las arquitecturas de redes neuronales se caracterizan por el hecho de que algunas de sus entradas están realimentadas por salidas de la propia red neuronal. La red propuesta por Hopfield es un ejemplo de estas arquitecturas incluyendo su propio modelo de neurona, como se presenta en la sección anterior. La figura 5.3.2.1 ilustra un esquema de una de las posibles combinaciones de redes Hopfield.

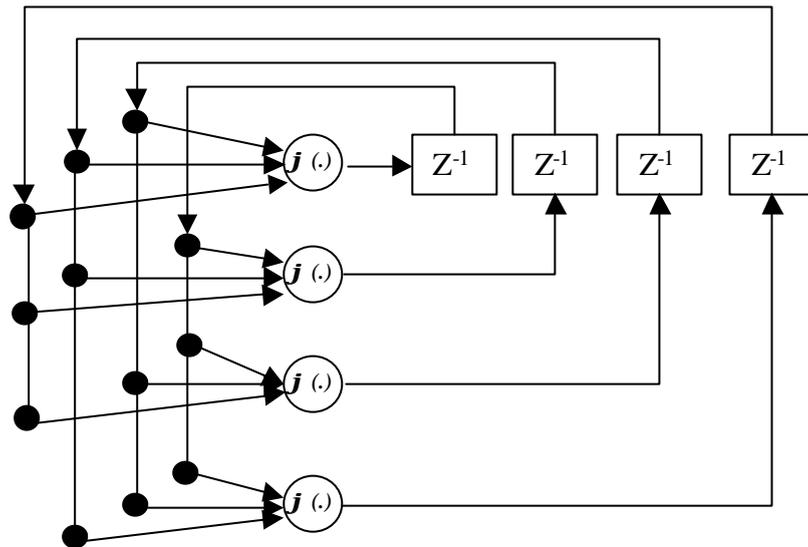


Fig. 5.3.2.1 Red neuronal de Hopfield.

5.3.3 Red neuronal artificial de propagación con retardos de tiempo

La red neuronal artificial con retardos de tiempo (TDANN) se plantea de forma básicamente similar a la red MFANN con sola diferencia de organizar los datos de entrada, es decir que cada entrada está multiplexada para ser una función de unidades del retardo del tiempo. Los algoritmos de entrenamiento y actualización son exactamente iguales, sin embargo, en las entradas se añaden unos valores iguales a los retardos de tiempo de la entrada. La figura 5.3.3.1 ilustra una red neuronal artificial de propagación con retardos de tiempo.

5.3.4 Red neuronal artificial de respuesta de impulso finito

La red neuronal artificial de impulso finito (FIRANN), mostrada con detalle en sección 5.6, es una forma compleja de la MFANN, en la cual cada entrada de cada neurona depende de la salida actual y de los valores previos de las neuronas de la capa anterior. La figura 5.3.4.1 muestra la red FIRANN.

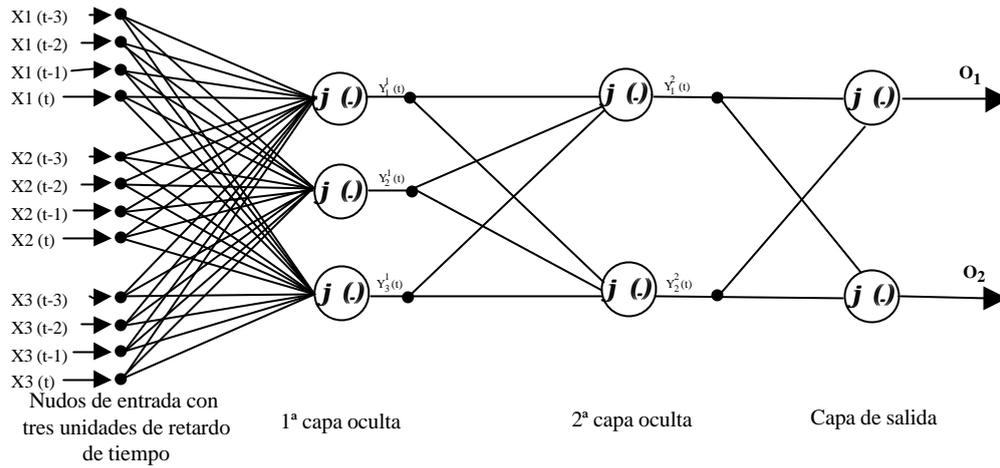


Figura 5.3.3.1 Red neuronal artificial de retardo de tiempo con tres capas y con tres unidades de retardo de tiempo en los nodos de la entrada.

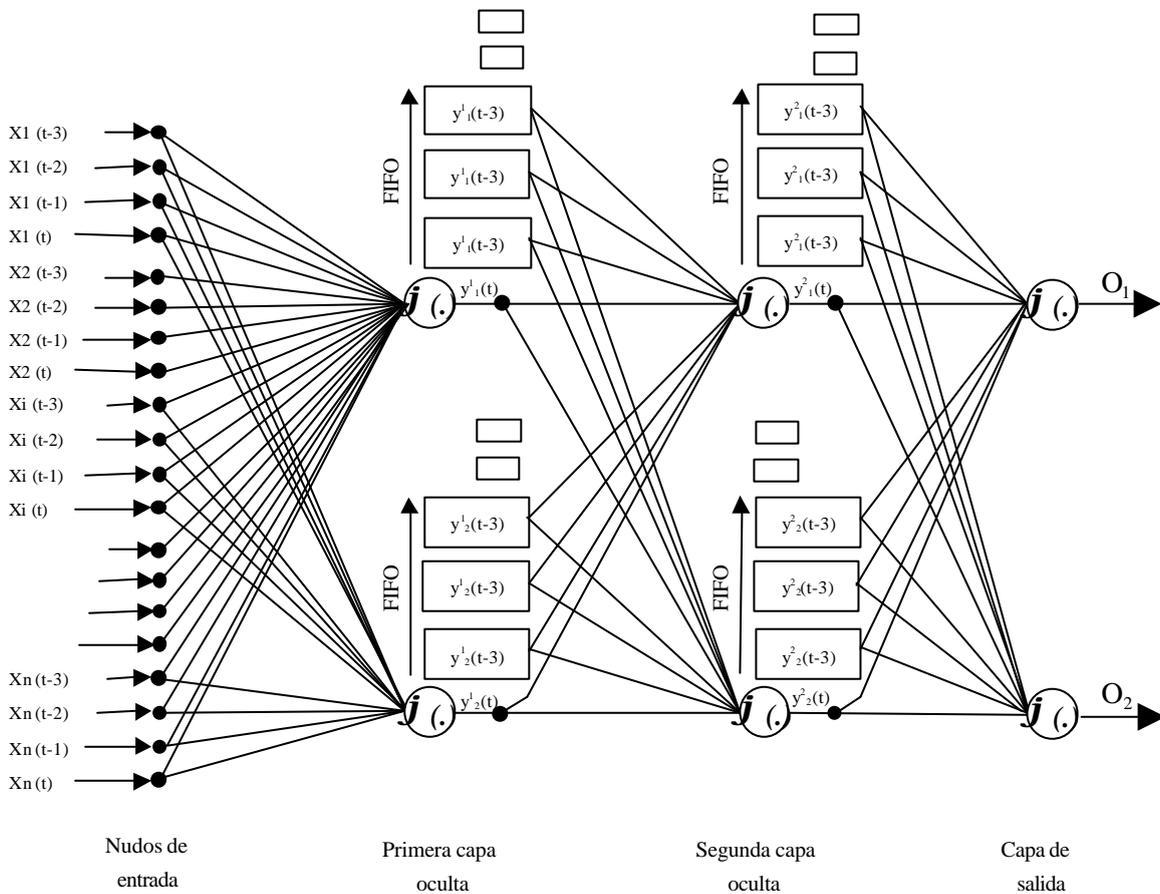


Fig. 5.3.4.1 Red neuronal artificial de respuesta de impulso finito FIRANN.

5.4 Entrenamiento de las redes neuronales artificiales

Para simplificar el entrenamiento, los umbrales o las polarizaciones se asumirán como unas entradas fijas a la neurona (1 o -1) a través de un peso sináptico adaptable. Por tanto, la red neuronal durante la operación de propagación hacia adelante puede explicarse tal como se muestra en la figura 5.4.1 usando un modelo de neurona mostrado en la figura 5.1.2.

La señal de error instantáneo a la salida de la neurona j en la iteración n de un ciclo de entrenamiento es:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (5.4.1)$$

donde :

d_j = la salida deseada de la neurona j .

y_j = la salida real de la neurona j .

Usando la suma instantánea de los errores cuadráticos E de la red:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (5.4.2)$$

Donde C incluye todas las neuronas en la capa de salida de la red.

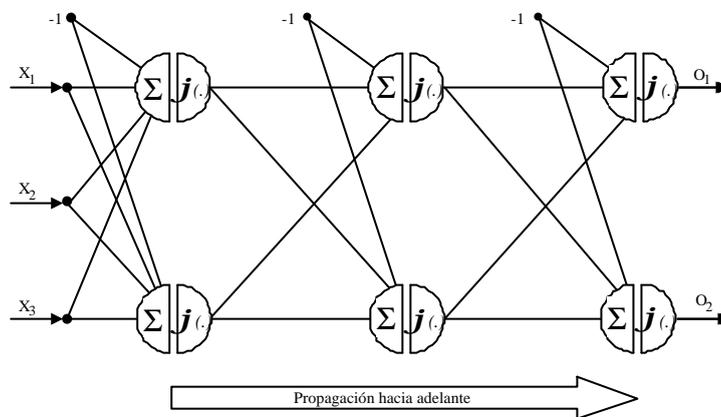


Fig. 5.4.1 Proceso de propagación hacia adelante de una estructura de red.

De las ecuaciones (5.1.1) a (5.4.2) resulta evidente que los valores de los pesos están incluidos en $E(n)$. Esto significa que los valores de los pesos deben ser seleccionados para minimizar el error de la salida total de la red. Esto puede lograrse mediante las derivadas parciales del error $E(n)$ respecto a cada peso sináptico, lo que da el gradiente instantáneo que finalmente lleva al cambio de los pesos sinápticos, Dw , y que minimiza el error de la salida al final del proceso de entrenamiento. La obtención de las formulas de entrenamiento aparece más detallada en [79]. La figura 5.4.2 muestra un resumen del entrenamiento para un diagrama estructural de una MFANN durante el proceso de propagación y de retropropagación. El procedimiento de entrenamiento se resume como en los siguientes pasos:

- 1 Generar los datos de pares entrada y salida de la tabla para diferentes condiciones de operación.
- 2 Con la red inicialmente sin entrenar, es decir con los pesos seleccionados aleatoriamente, la señal de salida será totalmente diferente a la esperada para una entrada conocida.
- 3 *Proceso de propagación hacia adelante:* Se selecciona de la tabla una pareja de datos de entrada y salida $[x(n), d(n)]$. Para un patrón de entrada, se calcula la salida de la red y se compara con la salida deseada para obtener el error. Calcular las funciones de activación a

través de los procesos de propagación hacia adelante capa tras capa. El nivel de actividad de la red, v , puede escribirse como:

$$v_j^{(l)}(n) = \sum_{i=1}^p w_{ij}^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad (5.4.3)$$

donde:

$v_j^l(n)$ = la actividad interna de la red de la neurona j , en la capa l , en la iteración n .

$y_i(n)$ = la salida de la i -ésima neurona en la capa $l-1$ que conecta a la neurona j con la siguiente capa a través del peso sináptico w_{ij} .

i = la neurona fuente.

j = la neurona de llegada.

La salida y de la neurona es:

$$y_j^{(l)}(n) = \mathbf{j}(v_j^{(l)}(n)) \quad (5.4.4)$$

donde φ es la función de activación.

Supuesto el uso de función asimétrica o simétrica sigmoidea, la señal de la salida de la neurona j en la capa l es:

$$y_j^{(l)} = \frac{a}{1 + e^{-g \cdot v_j^{(l)}(n)}} + c \quad (5.4.5)$$

Donde a , c y g son parámetros. Estos parámetros afectan directamente al problema que se va resolver. Haciendo $c=-1$ y $a=2$ se obtiene la función sigmoide simétrico (tangente hiperbólica), mientras $c=0$ y $a=1$ se tendrá la función sigmoide asimétrica. Estos parámetros deben seleccionarse cuidadosamente antes de iniciar el proceso del entrenamiento.

Si la neurona j está en la primera capa oculta ($l=1$), se hace:

$$y_j^{(0)}(n) = x_j(n) \quad (5.4.6)$$

Sin embargo, si neurona j es en la capa de la salida ($l=L$), se hace

$$y_j^{(L)}(n) = o_j(n) \quad (5.4.7)$$

El error en la salida de la j -ésima neurona se obtiene aplicando la ecuación 5.4.1.

- 4 *Proceso de retropropagación:* los errores de la salida y en las capas oculta de la red se usan para calcular el gradiente local en la capa de salida l . Este gradiente es retropropagado hacia los nudos de entrada capa a capa, como ha mostrado en la figura 5.4.2, aplicando las siguientes ecuaciones:

para la neurona j en la capa de la salida L

$$\mathbf{d}_j^{(L)}(n) = e_j^{(L)}(n) o_j(n) (1 - o_j(n)) \quad (5.4.8)$$

para la neurona j en la capa oculta l

$$\mathbf{d}_j^{(l)}(n) = y_j^{(l)}(n)(1 - y_j^{(l)}(n)) \sum_k \mathbf{d}_k^{(l+1)}(n) w_{kj}^{(l+1)}(n) \quad (5.4.9)$$

donde w_{jk} es el peso sináptico que conecta la neurona j en la capa l a la neurona k en la capa $l+1$.

Usando el gradiente local calculado por cada capa, el incremento de un peso sináptico puede calcularse como:

$$\nabla w_{ji}^{(l)}(n) = \eta \mathbf{d}_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad (5.4.10)$$

donde η es factor de aprendizaje, que un valor positivo menor que la unidad. Sumando cada cambio en el peso a su correspondiente valor usado en etapa de propagación se obtendrá en nuevo valor del peso:

$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \nabla w_{ji}^{(l)}(n) \quad (5.4.11)$$

Con el error se calculan y ajustan los pesos de la red usando el algoritmo de retropropagación de tal forma que el nuevo error sea menor.

- 5 Se repite el paso anterior con cada conjunto de datos de entrada y salida hasta que el error para todo el conjunto del entrenamiento converja por debajo de un valor deseado.
- 6 Después del entrenamiento se prueba el comportamiento de la red neuronal fuera del control con un grupo arbitrario de entradas para asegurarse que el entrenamiento fue exitoso.

5.5 Factores que afectan al entrenamiento en las redes neuronales

El entrenamiento es un proceso que determina los pesos sinápticos óptimos que hacer que la evolución del error decrezca a un valor mínimo. Es decir que el entrenamiento de una red neuronal tiene que detenerse cuando el error se vuelve constante y no puede ser reducido, lo que significa que el proceso de entrenamiento ha alcanzado un mínimo local o global. Por tanto no podemos saber si el error está en mínimo local o en un mínimo globales. El problema ahora es como saber si se trata de un mínimo local o global. Esta pregunta es muy difícil de responder. Una respuesta podría ser que mediante la prueba de generalización de la red neuronal y otra que mediante el entrenamiento de la red con diferentes grupos de condiciones iniciales y factores de aprendizaje hasta lograr un error mínimo.

5.5.1 Los parámetros de función de activación sigmoidea

De acuerdo con expresión (5.4.5) de la función sigmoide, resulta evidente que los parámetros a y c se utilizan para elegir el tipo de función (sigmoide simétrica o sigmoide asimétrica) y el parámetro γ se utiliza para cambiar la pendiente de la función como se muestra en las figuras

5.5.1 y 5.5.2. Estos parámetros tienen que seleccionarse cuidadosamente antes de iniciar el proceso del entrenamiento.

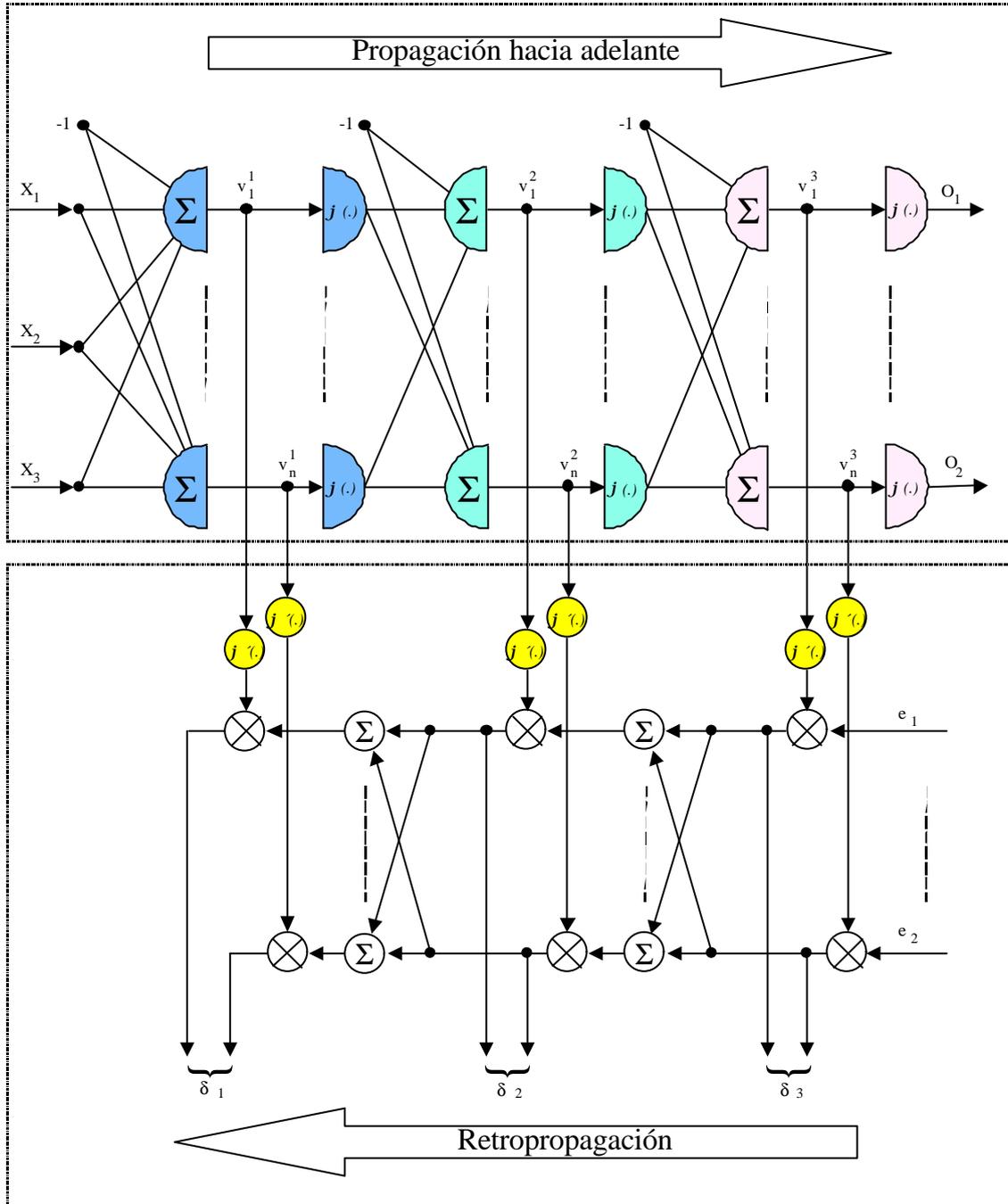


Fig. 5.4.2 Diagrama esquemático de la propagación hacia adelante y propagación hacia atrás.

5.5.2 El factor de aprendizaje

En expresión (5.4.10), resulta evidente que el factor del aprendizaje se utiliza para reducir el error de aprendizaje y además depende directamente del problema a solucionar. Si se deja el factor de aprendizaje constante, quizás el entrenamiento salte a un mínimo global o caiga en

un mínimo local. Hay algoritmos para resolver estos problemas tales como el que reduce el factor de aprendizaje después cada iteración, multiplicándolo por un valor, adaptación del factor de aprendizaje y a base de la regla aprendizaje Delta-Bar-Delta, que se usa en este trabajo.

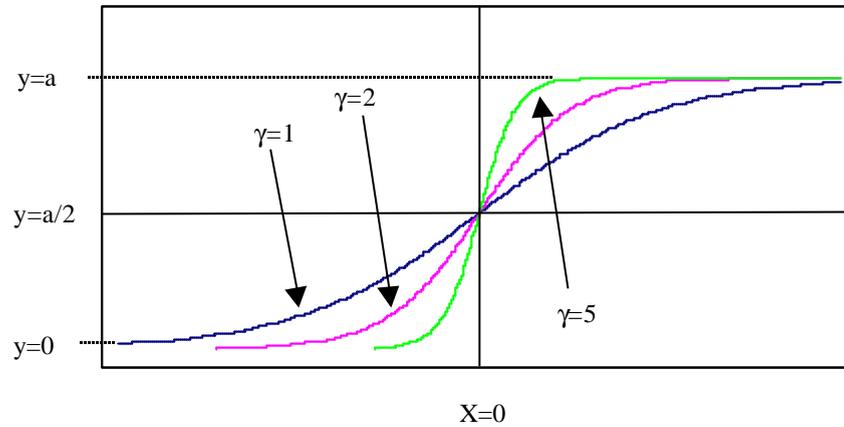


Fig. 5.5.1 Función sigmoidea asimétrica.

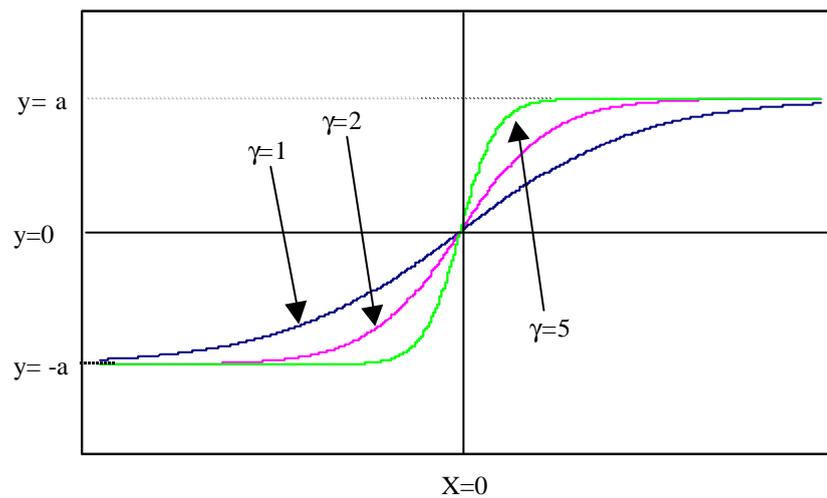


Fig. 5.5.2 Función sigmoidea simétrica.

5.5.3 Regla de aprendizaje Delta-Bar-Delta

Con este método el factor de aprendizaje se introduce como una función del error de aprendizaje [79]. La ecuación 5.4.10 se puede escribir como:

$$\nabla w_{ji}^{(l)}(n) = \mathbf{h}_{ji}(n+1) \mathbf{d}_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad (5.5.3.1)$$

donde $\eta_{ji}(n+1)$ es el factor de aprendizaje actualizado. El nuevo factor de aprendizaje se define como:

$$\mathbf{h}_{ji}(n+1) = \mathbf{h}_{ji}(n) + \nabla \mathbf{h}_{ji}(n+1) \quad (5.5.3.2)$$

donde

$$\nabla \mathbf{h}_{ji}(n+1) = \begin{cases} k & \text{si } S_{ji}(n-1)D_{ji}(n) > 0 \\ -\mathbf{bh}_{ji}(n) & \text{si } S_{ji}(n-1)D_{ji}(n) < 0 \\ o & \text{por otros casos} \end{cases} \quad (5.5.3.3)$$

y

$$D_{ji}(n) = -\sum_{b=1}^B \mathbf{d}_j^{(b)}(n) y_i^{(b)}(n) \quad (5.5.3.4)$$

y

$$S_{ji}(n) = (1 - \mathbf{x})D_{ji}(n-1) + \mathbf{x}S_{ji}(n-1) \quad (5.5.3.5)$$

donde $D_{ji}(n)$ es el valor actual de la derivada parcial de la superficie de error respecto del peso $w_{ji}(n)$ y $S_{ji}(n)$ es una suma ponderada exponencialmente de los valores de las derivadas actuales y pasados de superficie del error respecto del peso $w_{ji}(n)$ con \mathbf{x} como base y el número de iteración como exponente.

La regla de aprendizaje “Delta-Bar-Delta” tiene otra ventaja, además de acelerar el proceso del aprendizaje y evitar los mínimos locales, reduce la influencia de la inicialización de los pesos.

5.5.4 El factor “momentum”

Para hacer el proceso del entrenamiento más rápido y para asegurarse de escapar de los mínimos locales sin incrementar el error después de haberlo reducido, se pone el momentum en la ecuación 5.4.11 que se puede escribir como:

$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \nabla w_{ji}^{(l)}(n) + \alpha(w_{ji}^{(l)}(n) - w_{ji}^{(l)}(n-1)) \quad (5.5.4.1)$$

donde α es el factor momentum, que tiene un valor positivo menor que la unidad. El momentum también se puede actualizar usando la misma base mencionada en el algoritmo de actualización del factor de aprendizaje Delta –Bar –Delta.

5.5.5 Inicialización

La inicialización es el primer proceso del entrenamiento de la red neuronal. Una buena selección de los valores iniciales de los pesos sinápticos y de los umbrales pueden ayudar enormemente en el diseño satisfactorio de la red y su entrenamiento. La inicialización de los pesos sinápticos y los umbrales deben distribuirse uniformemente en un rango pequeño para reducir la probabilidad de saturación de las neuronas en la red. Sin embargo, el rango no debe ser muy pequeño ya que puede originar que los gradientes del error sean inicialmente muy bajos, y el aprendizaje muy reducido.

5.5.6 Método de validación cruzada

Si se usan todos los patrones posibles en proceso del entrenamiento, no se puede decir que la red neuronal artificial generalizará. Por esto, usando el método de validación cruzada, se puede saber si la ANN puede generalizar o no, y evitar sobre entrenamientos. Esto puede lograrse mediante una selección aleatoria de un 60% o 80% de los patrones disponibles como grupo de entrenamiento y el resto dejarlo para la prueba. Después de un cierto número de iteraciones, se detiene temporalmente el proceso de entrenamiento y se usa el grupo de prueba para ensayar la red neuronal. Repitiendo esto a lo largo de todo el proceso de entrenamiento se deberá reducir el error de prueba hasta un cierto instante, después del cual el error de prueba empezará a incrementarse de nuevo. El punto que corresponde con el mínimo error es mejor ajuste de la red neuronal artificial.

5.6 Red neuronal artificial de respuesta a impulse finito (FIRANN)

En la sección anterior 5.3.4 se han tratado, la MFANN y la TDANN se describieron junto con sus algoritmos de entrenamiento.

La figura 5.3.4.1 muestra un ejemplo para FIRANN que tiene dos neuronas en cada capa y n entradas. Cada entrada tiene tres unidades de retardo de tiempo, lo que es similar a la TADNN de la figura 5.3.3.1. Sin embargo, la diferencia entre ellas tiene lugar en las capas ocultas y en las de salida. Cada capa puede tener su propio retardo de tiempo, exactamente como en las entradas, pero con

la condición de que todas las neuronas de la misma capa deben tener los mismos retardos de tiempo. El número de neuronas en las capas ocultas y en de salida se puede asumir que se incrementan por un multiplicador igual a "unidades de retardo de tiempo + 1". Pero en efecto, cada neurona tiene celdas de memoria organizadas como registros FIFO, cada una tiene registros de memoria igual a las unidades de retardo de tiempo. En este registro de memoria FIFO se almacena la activación anterior de la neurona. La última activación de la neurona junto con la almacenada se propagaran a la siguiente capa a través de los pesos sinápticos.

Lo asumido anteriormente en la fase de propagación, no puede usarse en este caso, debido a que la retropropagación perdería su simetría con la propagación, lo que es necesario para realizar el entrenamiento. El proceso del aprendizaje de la FIRANN se llama retropropagación temporal. Este método de aprendizaje emplea las ecuaciones (5.4.1) a (5.4.11) y (5.5.3.1) a (5.5.4.1) con unas pequeñas diferencias, el que los pesos, las entradas a las neuronas y los

gradientes del error sean vectores con dimensión igual al número de unidades de retardo de tiempo, es decir:

$$X_i(n) = [x_i(n), x_i(n-1), \dots, x_i(n-M)]^T \quad (5.6.1)$$

$$w_{ji}^{(l)}(n) = (w_{ji}^{(l)}(0), w_{ji}^{(l)}(1), \dots, w_{ji}^{(l)}(M))^T \quad (5.6.2)$$

donde:

M = las unidades del retardo del tiempo.

X_i = la vector de la entrada a capa i .

w_{ji} = la vector de los pesos sinápticos de capa j a la capa i .

A partir de las ecuaciones (5.5.3.1) y (5.5.4.1) se puede obtener:

$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \mathbf{h}_{ji} \mathbf{d}_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) + \mathbf{a} [w_{ji}^{(l)}(n) - w_{ji}^{(l)}(n-1)] \quad (5.6.3)$$

El proceso del entrenamiento de este tipo de redes neuronales artificiales está explicado en detalle en [79].

5.7 Implementación de las redes neuronales

Las redes neuronales durante la operación normal de propagación hacia adelante usan sólo dos operaciones matemáticas, la suma y la multiplicación, y las funciones sigmoideas y/o lineal. Cada neurona puede tener sus propios parámetros de la función sigmoidea. En este trabajo, las redes neuronales se entrenaron teniendo en cuenta que las neuronas en cada capa deben tener las mismas parámetros para facilitar la implementación de la misma. La implementación de las redes neuronales se hacen de diferentes maneras:

- a) Mediante un chip de red neuronal analógica entrenada electrónicamente "ETANN" (Electronically Trainable Analog Neural Network) [52, 84 y 85]. El sistema de entrenamiento de red neuronal montado en un Intel (The Intel's Neural Network Training System) "iNNTS" se empleó para configurar la red neuronal "rala" para la generación de los ángulos de conmutación primarios [85].
- b) Mediante una tarjeta DSP ("Digital Signal Processing") [50, 55, 56] grabando la función sigmoide en una EPROM. Este tipo tiene como aspecto negativo el elevado tiempo de respuesta de la red, especialmente sí se trata de una red grande. Para solucionar este problema, se puede implementar la red neuronal usando una tarjeta DSP por cada capa, especialmente cuando cada capa tiene su propia función de activación.
- c) Usando tarjetas de redes neuronales que usan neuroprocesadores como la SAND y la SIOP [86, 87]. En la tarjeta SAND una capa oculta puede tener hasta 512 neuronas y la función de activación hay que almacenarla en una EPROM y tiene que ser la misma para

toda la red. La tarjeta SAND está diseñada para implementar las redes neuronales MFANN, RBF y Kohonen. En la tarjeta SIOP su capacidad esta limitada y la función sigmoidea esta implementada en la misma tarjeta y es la misma para toda la red. La tarjeta SIOP tiene un tiempo total de propagación de 2,52 μ s y con ella se pueden implementar las redes MFANN y las redes recurrentes.

- d) Usando matrices de microprocesadores de 16 bits. En esta caso, el tiempo de propagación se puede disminuir mucho poniendo un microprocesador por cada neurona y poniendo una EPROM que tenga la tabla de la función sigmoidea para cada microprocesador y otra para las matrices de los pesos. Esta configuración tiene la ventaja de ser de respuesta muy rápida y de cumplirse la idea básica de las redes neuronales, el procesamiento en paralelo de la señal. Otra configuración de este tipo de implementación es poner una matriz de una sola columna de microprocesadores cuyo número sea igual al mayor número de neuronas en cualquier capa y en cada paso del proceso de propagación, esta columna emule una capa concreta de la red neuronal
- e) Usando la tarjeta dSPACE [88]. Esta tarjeta o bien el conjunto “KIT” tiene la ventaja que dispone de un DSP de funcionamiento muy rápido (333 MHz). Esta tarjeta funciona con Simulink y Toolbox de redes neuronales de Matlab.

5.8 Implementación de las redes neuronales artificiales en este trabajo

En este trabajo las redes neuronales artificiales se implementan usando Simulink en Matlab y la tarjeta dSPACE “DS1103”. La fase de entrenamiento, generalización y comprobación de la red neuronal artificial se realiza con un programa realizado en lenguaje C bajo Linux [58]. Después de entrenar la red neuronal, los datos de pesos y umbrales se cargan en un programa diseñado con Simulink para probar la red seleccionada en tiempo real como una parte del conjunto del sistema de control.

5.8.1 Implementación de la FIRANN con Simulink

La FIRANN descrita en sección 5.6 puede representarse con Simulink como se muestra en la figura 5.8.1, tiene 4 nudos de entrada, ganancias de entradas para normalizar, dos capas ocultas, una capa de salida, ganancias para desnormalizar tres nudos de la salida.

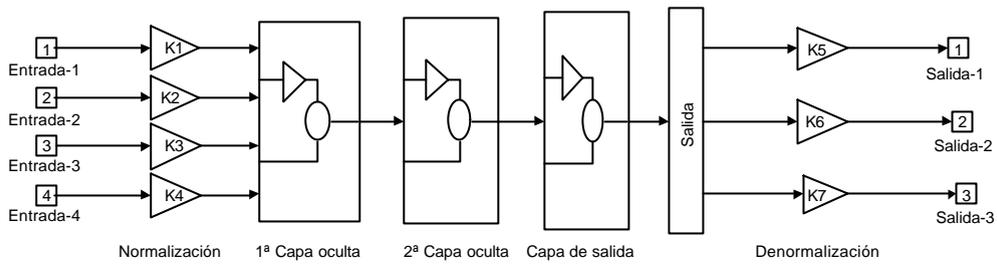


Fig. 5.8.1 Una FIRANN mostrada con Simulink.

En la figura 5.8.2 muestra estructura de la primera capa oculta, tiene cuatro nudos de entrada con cinco unidades de retardo del tiempo, la matriz de pesos y umbrales y las funciones de activación (tipo sigmoideal).

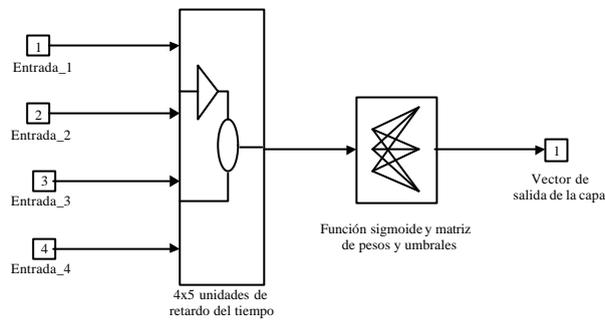


Fig. 5.8.2 Representación de la primera capa oculta.

La figura 5.8.3 muestra cuatro entradas con cinco unidades de retardo de tiempo. La salida es un vector de datos antes de aplicar funciones de activación. La unidad con cinco unidades de retardo de tiempo se muestra en la figura 5.8.4.

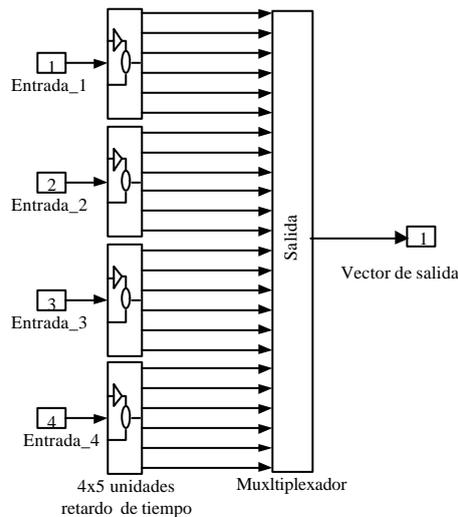


Fig. 5.8.3 Estructura de la unidad 4x 5 retardo de tiempo.

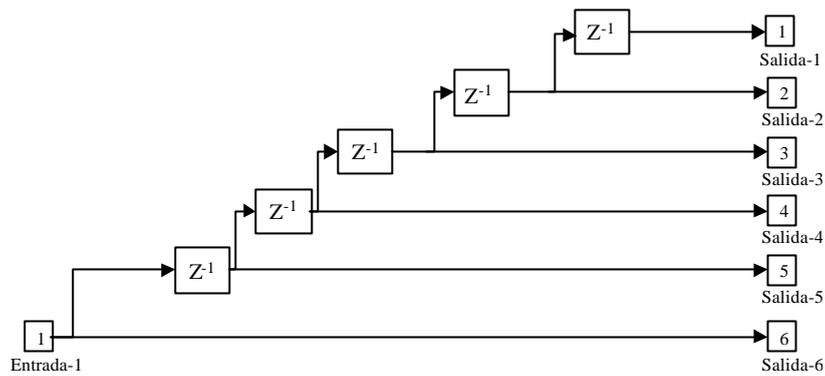


Fig. 5.8.4 Estructura de una unidad con cinco retardos de tiempo.

En resumen, en este capítulo hemos propuesto el tema de las redes neuronales, sus características básicas y sus diferentes aplicaciones. También, se presentaron tres diferentes tipos de redes neuronales la MFANN, la TDANN y la FIRANN de propagación hacia adelante acompañadas con sus algoritmos de aprendizaje. Al final de capítulo hemos presentado diferentes estrategias generales para entrenar las redes neuronales. El capítulo se concluye con una breve discusión sobre los diferentes tipos de implementación de las redes neuronales usando tarjetas DSP, SIOP, SAND, matrices a base microprocesadores, dSPACE y Simulink. En el siguiente capítulo presentamos la aplicación, el entrenamiento, y la prueba de las redes MFANN para control directo del par y FIRANN para el control vectorial del motor de inducción.

Capítulo 6 Utilización de redes neuronales artificiales en los sistemas de control directo del par y control vectorial

6.1 Introducción

Últimamente, se han propuesto las redes neuronales en muchas aplicaciones de control industrial. Esta tecnología, relativamente nueva, sirve para poder reemplazar eficientemente los equipos analógicos ya existentes. En los capítulos anteriores, se han presentado algunos sistemas de control vectorial y de control directo del par. Este capítulo lo hemos reservado para presentar nuevos desarrollos para el control vectorial y el control directo de par y todos ellos están basados en redes neuronales. Para tal efecto, se modifican algunas partes de los sistemas del control directo del par y control vectorial usando redes neuronales.

Con respecto al control directo del par, se propone el uso de redes neuronales multicapa para presentar y estimar cuatro partes diferentes del control directo del par (DTC), las cuales son:

- Tabla de conmutaciones
- Estimación de la señal del par electromagnético
- Transformación de las tensiones de alimentación del sistema de referencia abc a las coordenadas del sistema de referencia dq.
- Transformación de las corrientes del estator del sistema de referencia abc a las coordenadas del sistema de referencia dq.

Finalmente se comprueba el sistema de control y el funcionamiento conjunto de todas sus redes neuronales para determinar el comportamiento del motor. Posteriormente, se compara su comportamiento con el del sistema tradicional.

Para el caso del control vectorial por el método indirecto, con y sin realimentación de velocidad, se estima la referencia de la corriente del estator con redes FIRANN.

Con respecto al control vectorial por el método directo, se estima la referencia de la corriente del estator y también se realiza la mayor parte del control vectorial con las redes FIRANN. Todos los sistemas con redes neuronales se prueban en tiempo real.

6.2 Proceso de entrenamiento y uso de las redes neuronales

Las redes neuronales de propagación son básicamente capas de neuronas conectadas en cascada. Con la red inicialmente sin entrenar, es decir, con los pesos seleccionados aleatoriamente, la señal de salida será totalmente diferente de la salida deseada para un patrón dado. La salida calculada es comparada con la salida deseada y los pesos se ajustan mediante el algoritmo de entrenamiento supervisado de retropropagación hasta que estén ajustadas las salidas, es decir hasta que el error llegue a un valor aceptablemente pequeño.

El procedimiento de entrenamiento usado en este trabajo puede resumirse como sigue:

- Simulación del motor de inducción y el control directo del par o el control vectorial como se explicó en los capítulos anteriores usando Matlab y Simulink.
- Generar la base de datos con las entradas y salidas deseadas para las diferentes condiciones de operación.
- Se selecciona una pareja de datos de entrada y salida de la base de datos. Para las entradas dadas, se calcula la salida de la red y se compara con la salida deseada para obtener el error.
- Con el error, se calculan y ajustan los pesos de la red usando el algoritmo de retropropagación de tal forma que el nuevo error sea pequeño.
- Repetir los pasos anteriores con cada pareja de datos de entrada y salida hasta que el error cuadrático de todo el conjunto de datos de entrenamiento converja a un valor inferior a un umbral deseado.
- Después de terminar el entrenamiento, se prueba el comportamiento de la red con diversos patrones para asegurarnos que el entrenamiento haya sido satisfactorio.

La estructura de la red de propagación hacia adelante usada para el control directo del par se muestra en la figura 6.2.1. Para la aplicación al control vectorial, la estructura de la red es de tipo FIRANN como se muestra en la figura 6.2.2.

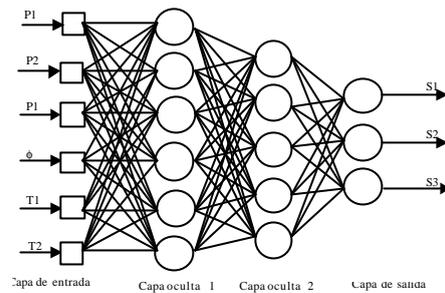


Fig. 6.2.1 Estructura de red de propagación hacia adelante.

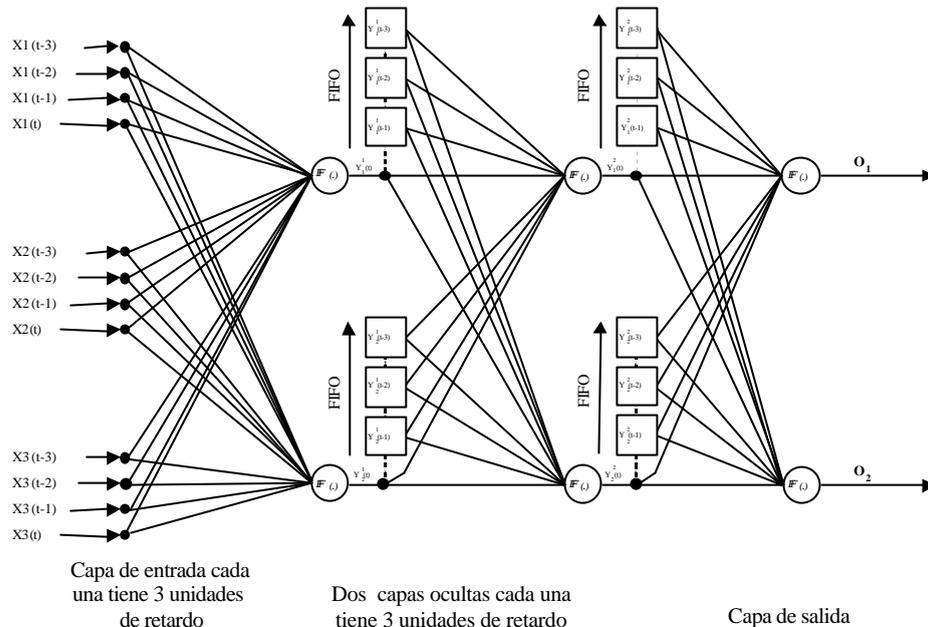


Fig. 6.2.2 Estructura de red FIRANN.

6.3 Aplicaciones de las redes neuronales al sistema de control directo del par

Esta sección del trabajo estudia la posibilidad de aplicar redes neuronales para la emulación de las partes anteriormente mencionadas del control directo del par. Se comprueba el comportamiento de cada red con el del sistema convencional, luego todos estos bloques de redes neuronales se comprueban juntos como parte del control directo del par.

6.3.1 Red neuronal que estima la señal del par electromagnético

De acuerdo con la ecuación del par electromagnético descrita en el capítulo 4, se puede observar que la estimación del par electromagnético depende de los valores del flujo del estator ψ_{ds} y ψ_{qs} y la corriente del estator i_{ds} e i_{qs} . Por tanto, el estimador puede realizarse y reemplazarse por una red neuronal. Es evidente que este estimador depende de los parámetros del motor, por lo se requieren muchos patrones de entrenamiento para obtener una buena representación de la respuesta y del comportamiento del motor de inducción. Por ello, en este trabajo se usan 25000 patrones de entrenamiento para presentar 5 zonas diferentes de

operación del motor de inducción. La estructura mas apropiada de la red neuronal que emula este estimador es de 4 entradas, 8 neuronas en la primera capa oculta, 5 neuronas en la segunda capa oculta y una salida para el par. Esta red neuronal ha sido diseñada y probada con los Toolbox de Matlab. La figura 6.3.1.1 y la tabla 6.3.1.1 muestran la estructura de la red neuronal que representa el estimador del par como parte del conjunto del DTC. Las entradas son i_{ds} , i_{qs} , Ψ_{ds} y Ψ_{qs} . La salida es el par electromagnético. Después del entrenamiento satisfactorio, los pesos se cargan en la red prototipo que sustituye el estimador del par electromagnético, formando parte del sistema del control directo del par, tal como se muestra en la figura 6.3.1.1, y luego se prueba el conjunto del control para ambos casos.

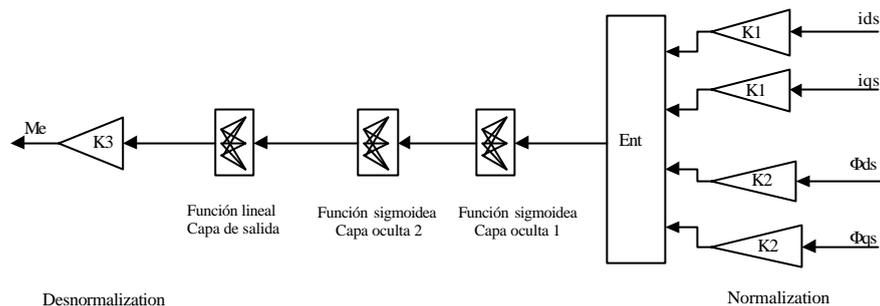


Fig 6.3.1.1 Esquema de la red neuronal para estimación de la señal del par como parte del DTC.

El control directo del par, DTC, se prueba con un motor de inducción trifásico de 10 hp cuyos parámetros están en apéndice A. La figura 6.3.1.2 muestra las respuestas del sistema con la red neuronal. En esta figura se presentan el comportamiento de la velocidad del motor (la real y la de referencia), el par electromagnético y la corriente de una fase del estator i_s . En la figura 6.3.1.3 se muestran los resultados de la simulación del sistema con redes neuronales dentro del intervalo 0,0 s a 0,6 s para la velocidad (real y de consigna), el par electromagnético, corriente de la fase “a” y los flujos del estator ϕ_{ds} , ϕ_{qs} , $|\phi_s|$.

Tabla 6.3.1.1 Estructura y resultados del entrenamiento de la red neuronal utilizada para la estimación del par (M_e).

	1ª capa oculta	2ª capa oculta	Capa de salida
No. de entradas	4 entradas		
No. de neuronas	8	5	1
No. de retardos de tiempo	0	0	0
Parámetro (g)	1	1	1
Parámetro (a)	2.0	2.0	-
Parámetro (c)	-1.0	-1.0	-
Patrones de entrenamiento	25000 para 5 condiciones de operación		
No. de iteraciones	9000 iteraciones		
Error	$\pm 1.213\%$		
Factor de aprendizaje inicial	0.0001		
Momento	0.95		

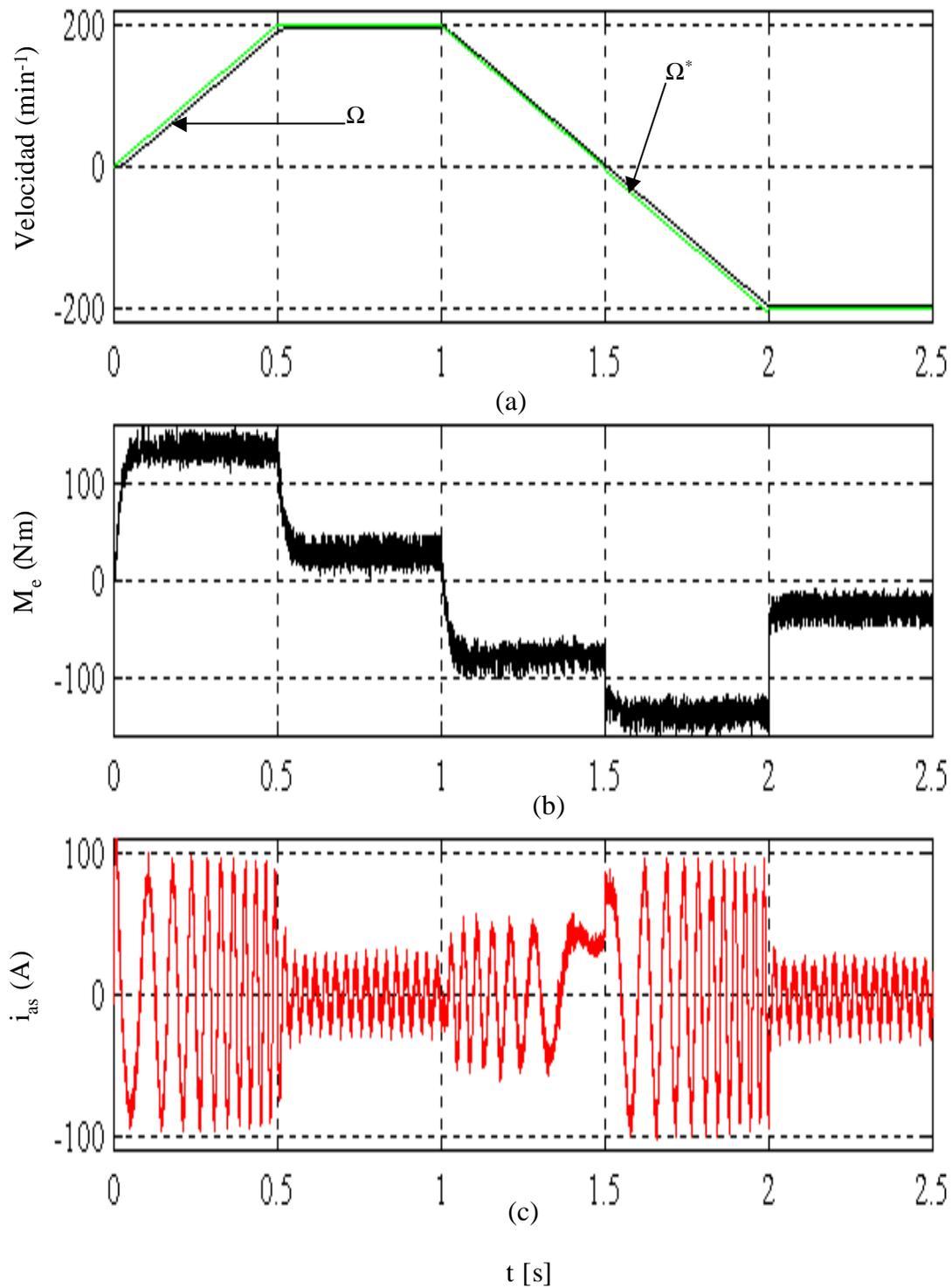


Fig 6.3.1.2 Comportamiento del sistema al utilizar redes neuronales para estimar la señal del par electromagnético M_e en el intervalo temporal de 0,0 s a 2,5 s.
(a) Velocidad real y de referencia. (b) Par electromagnético. (c) Corriente estática.

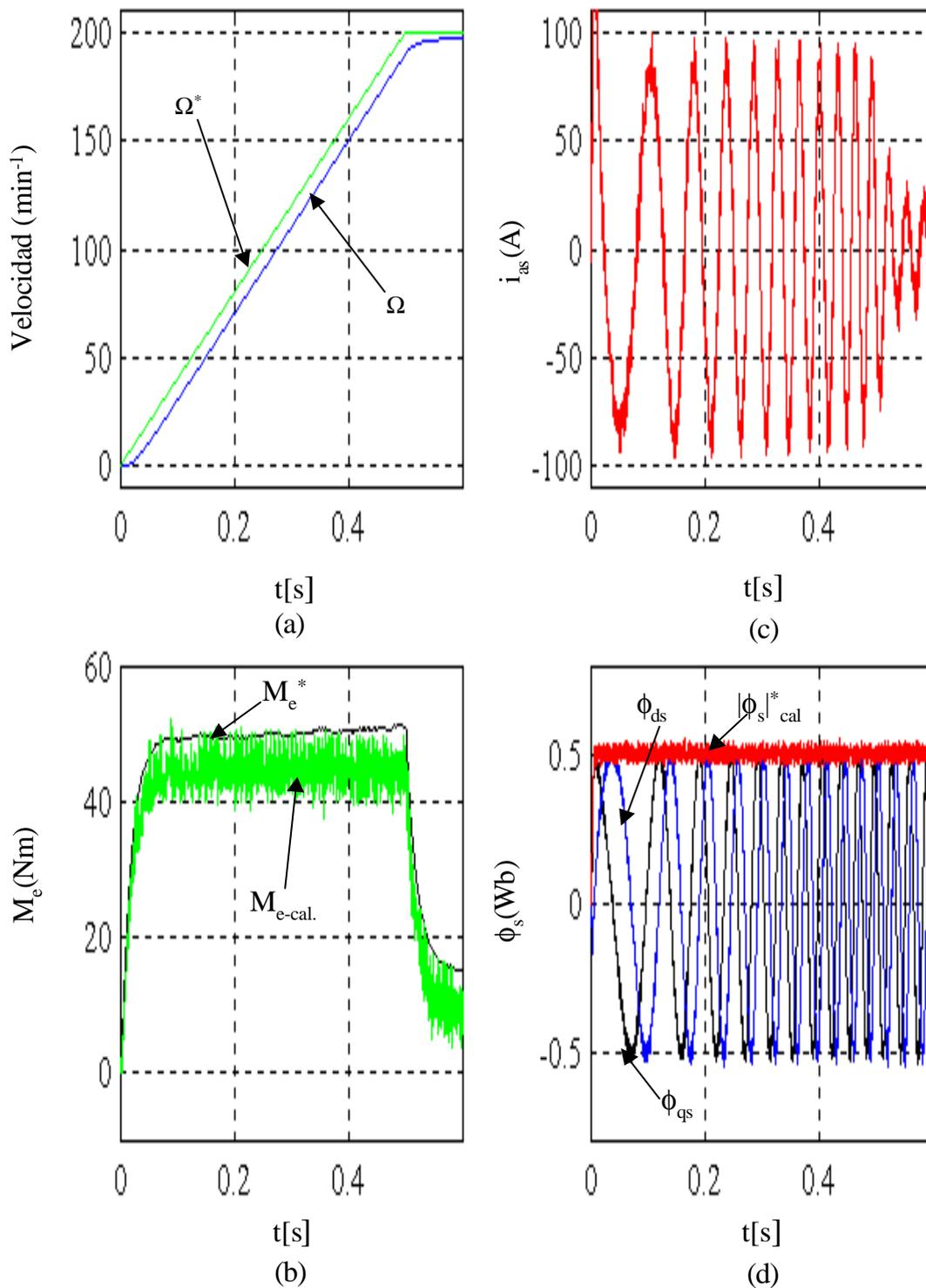


Fig. 6.3.1.3 Comportamiento del sistema al utilizar redes neuronales para estimar la señal del par electromagnético M_e en el intervalo temporal de 0,0 s a 0,6 s.

(a) Velocidad. (b) Corriente estática. (c) Par electromagnético. (d) Flujo.

6.3.2 Red neuronal para emular la tabla de conmutaciones

En esta sección se presenta el esquema de redes neuronales para emular la tabla de los estados de conmutación del inversor del DTC [89, 90]. Las señales de entrada de la tabla son los

errores del par electromagnético, flujo del estator y el de la posición del vector del flujo. Las señales de salida son los estados de conmutación del inversor S_a , S_b y S_c . Como la tabla de conmutación depende solo de los errores del par electromagnético, del flujo y del ángulo del sector donde está ubicado el flujo, y no de los parámetros del motor de inducción, esta red neuronal puede entrenarse independientemente del conjunto. Con las modificaciones en la tabla de conmutaciones realizadas en el capítulo anterior y en [89] se reducen los patrones de entrenamiento y se aumenta la velocidad de ejecución del proceso de entrenamiento. Esto se ha logrado reduciendo la tabla de datos de entrada para convertir las señales analógicas a digitales en un bit para el error del flujo, dos bits para el error del par y tres bits para la posición del flujo, lo que suma un total de seis entradas y tres salidas, y sólo sesenta y cuatro patrones de entrenamiento. Con estas modificaciones, la red que se utiliza para simular tiene la ventaja de que no depende de las variaciones de los parámetros de motor de inducción. Esto permite aplicarla a cualquier motor de inducción independientemente de su potencia.

La estructura de la red empleada, tal como se muestra en la figura 6.3.2.1 y la tabla 6.3.2.1 tiene una capa de entrada con cinco neuronas, una primera capa oculta con seis neuronas, una segunda capa oculta con cinco neuronas, y una capa de salida con tres neuronas. Después del entrenamiento satisfactorio, se toman los pesos y umbrales calculados y se ponen en la red neuronal prototipo que sustituye a la tabla de conmutación. Esta red se incorpora como una parte del DTC, tal como se muestra en la figura 6.3.2.1.

La figura 6.3.2.2 muestra las respuestas de este sistema para un motor 10 hp cuyos parámetros están en apéndice A. En esta figura se presenta el comportamiento de la velocidad (la real y la de consigna), el par electromagnético y la corriente de una fase del estator i_{as} . En la figura 6.3.2.3 se muestran los resultados de la simulación del sistema con las redes neuronales dentro del intervalo 0,0 s a 0,6 s para la velocidad (real y de consigna), el par electromagnético (real y referencia), corriente de la fase “a” y el flujo del estator F_{ds} , F_{qs} , $|F|$.

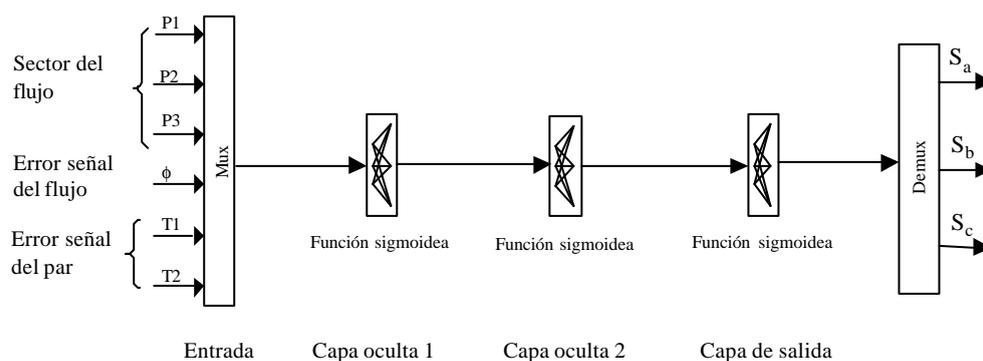


Fig. 6.3.2.1 Estructura de red neuronal para generar la tabla de conmutaciones.

Tabla 6.3.2.1 Estructura y resultados del entrenamiento de la red neuronal empleada para generar la tabla de conmutación.

	1ª capa oculta	2ª capa oculta	Capa de salida
No. de entradas	6 entradas		
No. de neuronas	6	5	3
No. de retardos de tiempo	0	0	0
Parámetro (g)	1	1	1
Parámetro (a)	2.0	2.0	2.0
Parámetro (c)	0	0	0
Patrones de entrenamiento	64 patrones		
No. de iteraciones	1000 iteraciones		
Error	± 0.05 %		
Factor de aprendizaje inicial	0.003		
Momento	0.95		

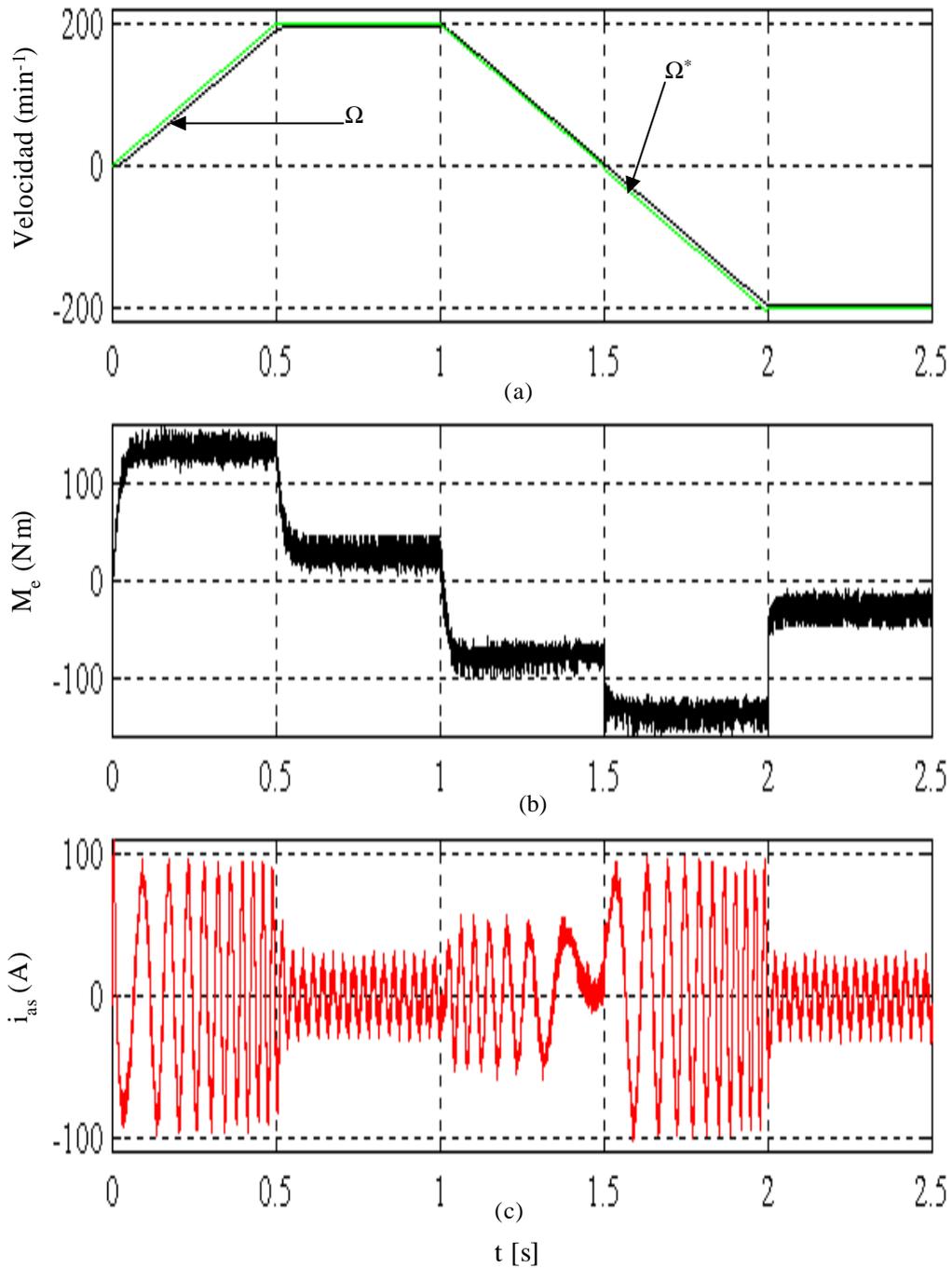


Fig. 6.3.2.2 Comportamiento del sistema con redes neuronales para generar la tabla de conmutación.
(a) velocidad (real y consigna).
(b) Par.
(c) Corriente de fase "a".

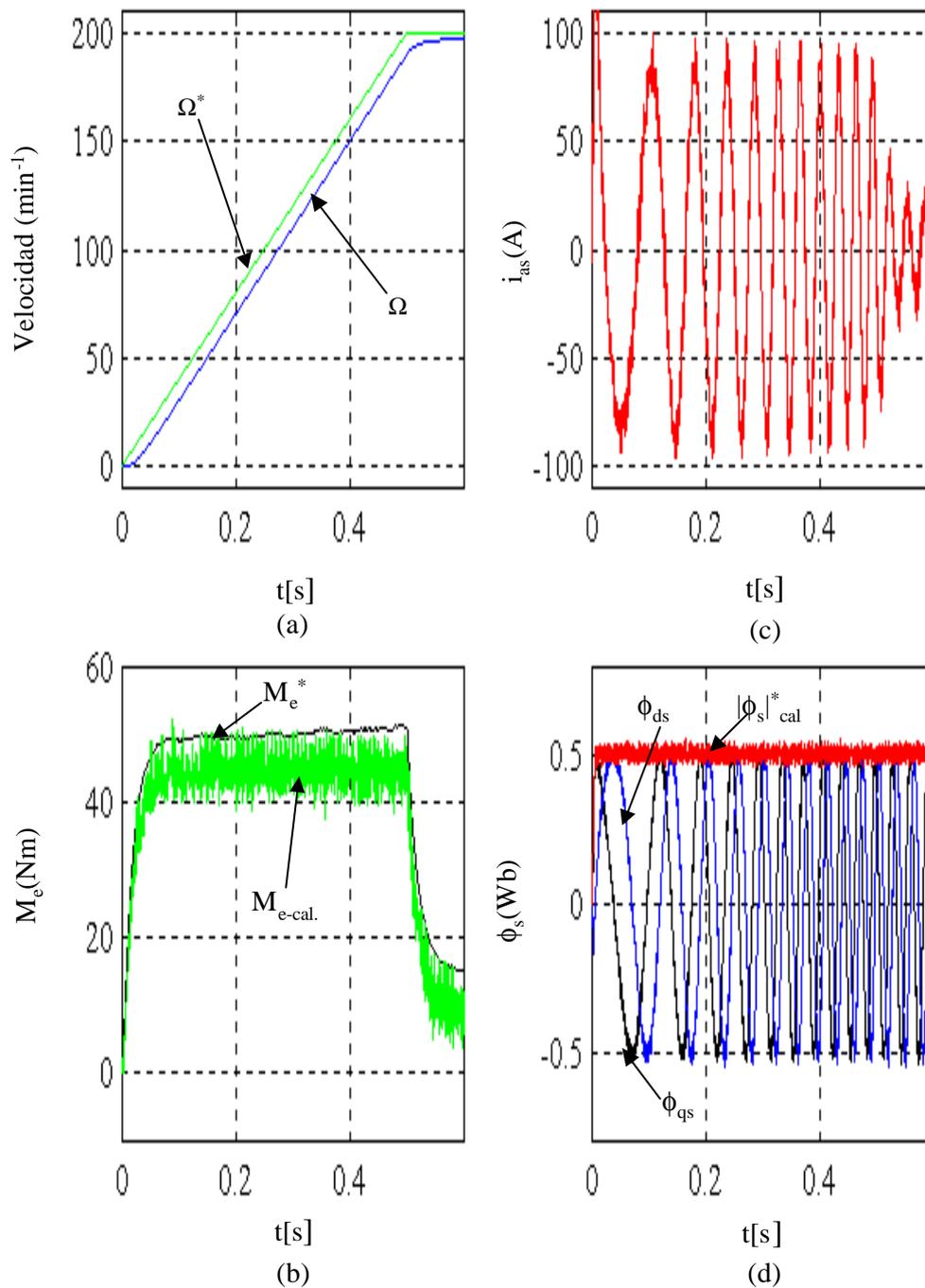


Fig. 6.3.2.3 Comportamiento del sistema con redes neuronales para generar la tabla de conmutación en el intervalo de 0,0 s a 0,5 s.

(a) Velocidad (real y consigna).

(b) Par (real y referencia).

(c) La corriente de Fase a.

(d) Flujo del estator.

6.3.3 Red neuronal empleada para realizar la transformación de la tensión del sistema de referencia abc al sistema dq

De acuerdo con la ecuación 4.3.1, las tensiones u_{ds} y u_{qs} en las coordenadas del sistema “dq” se estiman de las tensiones u_{as} , u_{bs} y u_{cs} de las coordenadas del sistema trifásico. De igual forma que en los casos anteriores, la construcción de la red neuronal que realiza la transformación de tensiones es de tres entradas, cuatro neuronas en la primera capa oculta, tres neuronas en la segunda capa oculta y dos salidas. La figura 6.3.3.1 muestra la estructura de red neuronal que realiza la transformación de tensiones como parte del conjunto DTC usando Simulink. La tabla 6.3.3.1 muestra el resumen del entrenamiento de esta red.

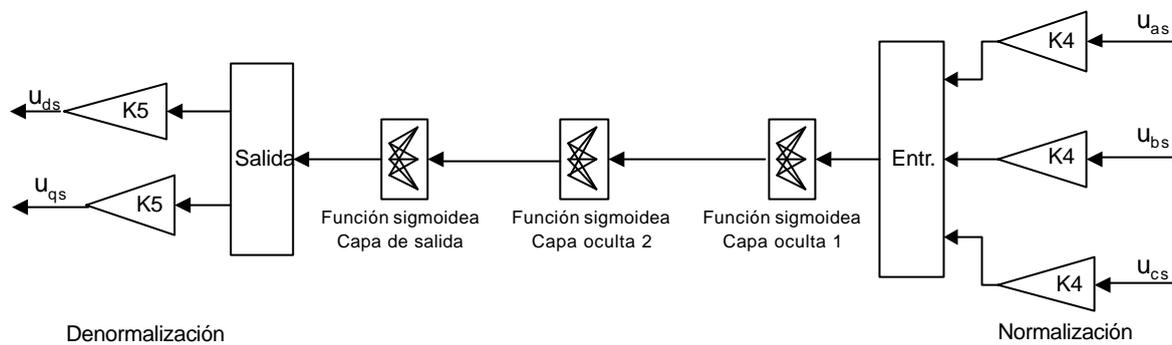


Fig. 6.3.3.1 Estructura de la red neuronal de transformación de la tensión del sistema trifásico “abc” al sistema “dq”.

Tabla 6.3.3.1 Resumen del entrenamiento del estimador de transformación de tensiones.

	1ª capa oculta	2ª capa oculta	Capa de salida
No. de entradas	3 entradas		
No. de neuronas	4	3	2
No. de retardos de tiempo	0	0	0
Parámetro (g)	1	1	1
Parámetro (a)	2.0	2.0	2.0
Parámetro (c)	-1.0	-1.0	-1.0
Patrones de entrenamiento	25000 para 5 condiciones de operación		
No. De iteraciones	1200 iteraciones		
Error	± 1.81%		
Factor de aprendizaje inicial	0.00052		
Momento	0.90		

6.3.4 Red neuronal empleada para realizar la transformación de las corrientes del sistema de referencia abc al sistema dq

La red neuronal que realiza la transformación de corrientes dispone de tres entradas, nueve neuronas en la primera capa oculta, seis neuronas en la segunda capa oculta y cuatro salidas: i_{ds} , i_{qs} , $r_s \cdot i_{ds}$ y $r_s \cdot i_{qs}$. La figura 6.3.4.1 y la tabla 6.3.4.1 muestran la estructura de esta red. En la

sección siguiente se explica el comportamiento del motor usando las dos redes neuronales de transformación de la tensión explicadas en la sección 6.3.3 y como parte del conjunto del sistema DTC.

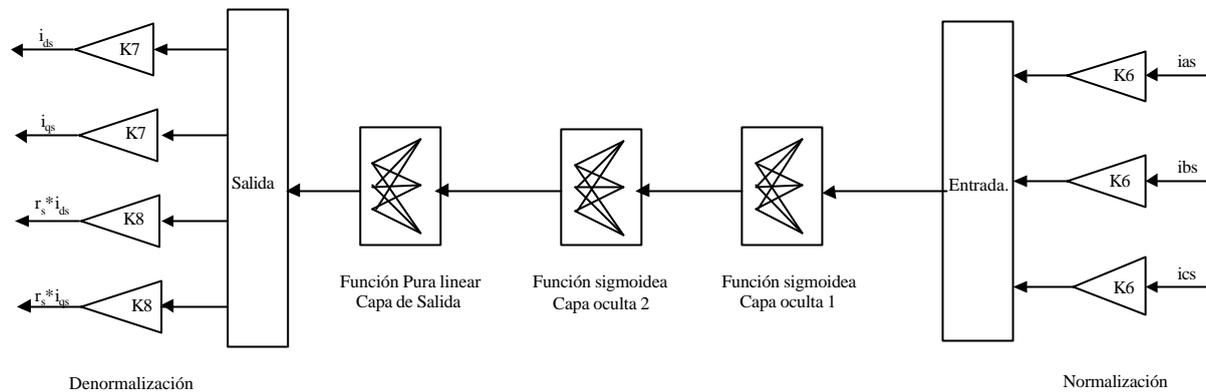


Fig. 6.3.4.1 Estructura de la red neuronal de transformación de las corrientes del sistema trifásico al sistema dq.

Tabla 6.3.4.1 Resumen del entrenamiento del estimador de transformación de corriente.

	1ª capa oculta	2ª capa oculta	Capa de salida
No. de entradas	3 entradas		
No. de neuronas	9	6	4
No. de retardos de tiempo	0	0	0
Parámetro (g)	1	1	1
Parámetro (a)	2.	2.0	-
Parámetro (c)	-1.0	-1.0	-
Patrones de entrenamiento	25000 para 5 condiciones de operación		
No. de iteraciones	3000 iteraciones		
Error	$\pm 3.654\%$		
Factor de aprendizaje inicial	0.003		
Momento	0.880		

6.3.5 Comportamiento de las redes neuronales

La figura 6.3.5.1 muestra el comportamiento de las redes neuronales de los apartados 6.3.3 y 6.3.4 cuando se comprueban como partes del conjunto del sistema DTC. En las respuestas se aprecian pequeños errores en la zona 4 de la respuesta del par electromagnético y en zona 5 de la respuesta de la corriente. A pesar de ello, el motor tiene un buen comportamiento y sigue adecuadamente la consigna de velocidad. La figura 6.3.5.2 muestra el comportamiento del motor dentro del intervalo 0,0 a 0,5 s (a) comportamiento de velocidad (actual y consigna), (b) comportamiento de par electromagnético, (c) corriente de fase “a” y (d) flujo del estator (ϕ_{ds} , ϕ_{qs} y $|\phi_s|$).

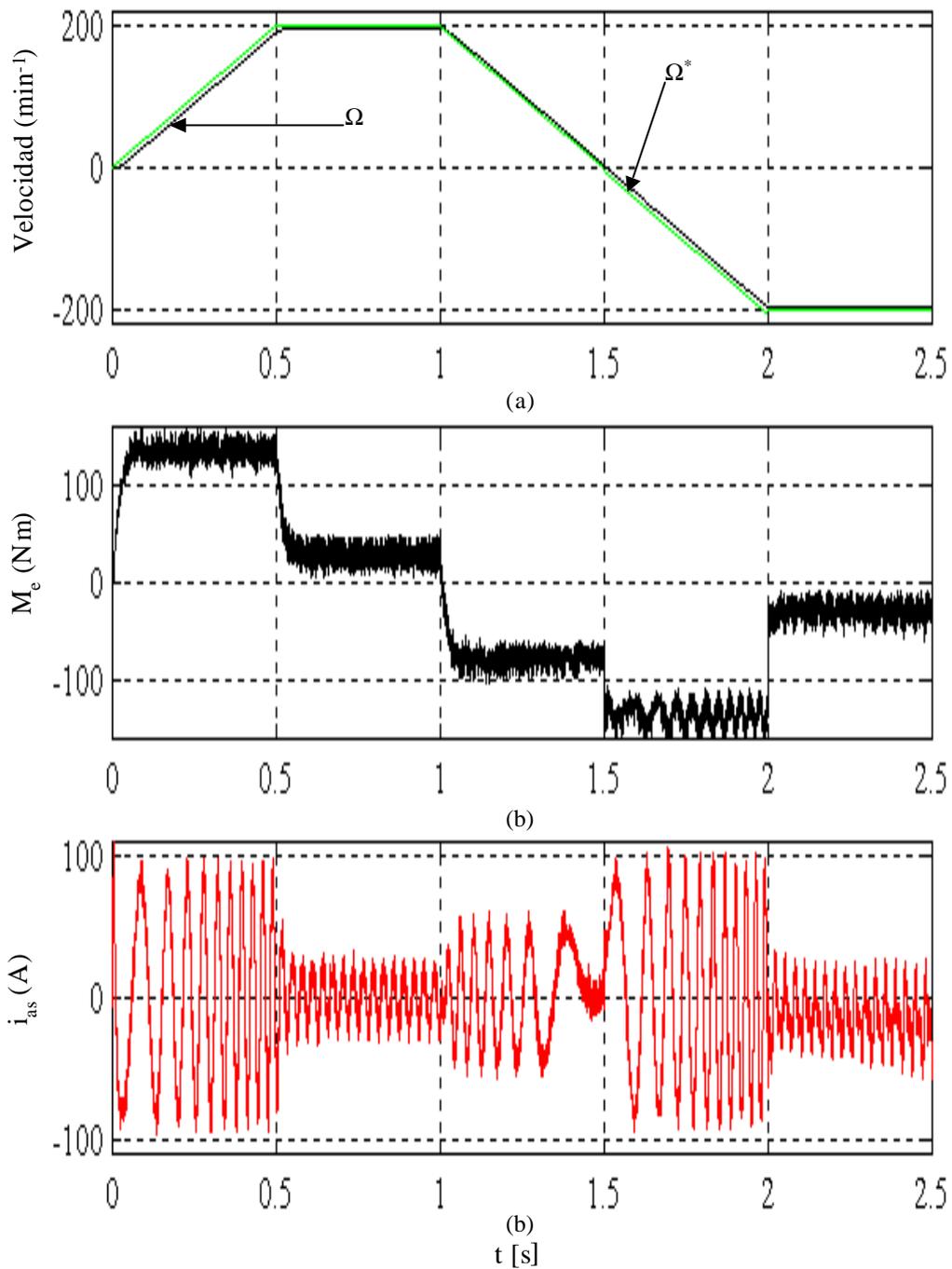


Fig 6.3.5.1 Comportamiento de sistema con redes neuronales de las transformaciones de las tensiones y de las corrientes como parte del conjunto del DTC.

(a) Velocidad (real y consigna).

(b) Par electromagnético.

(c) Corriente de fase "a".

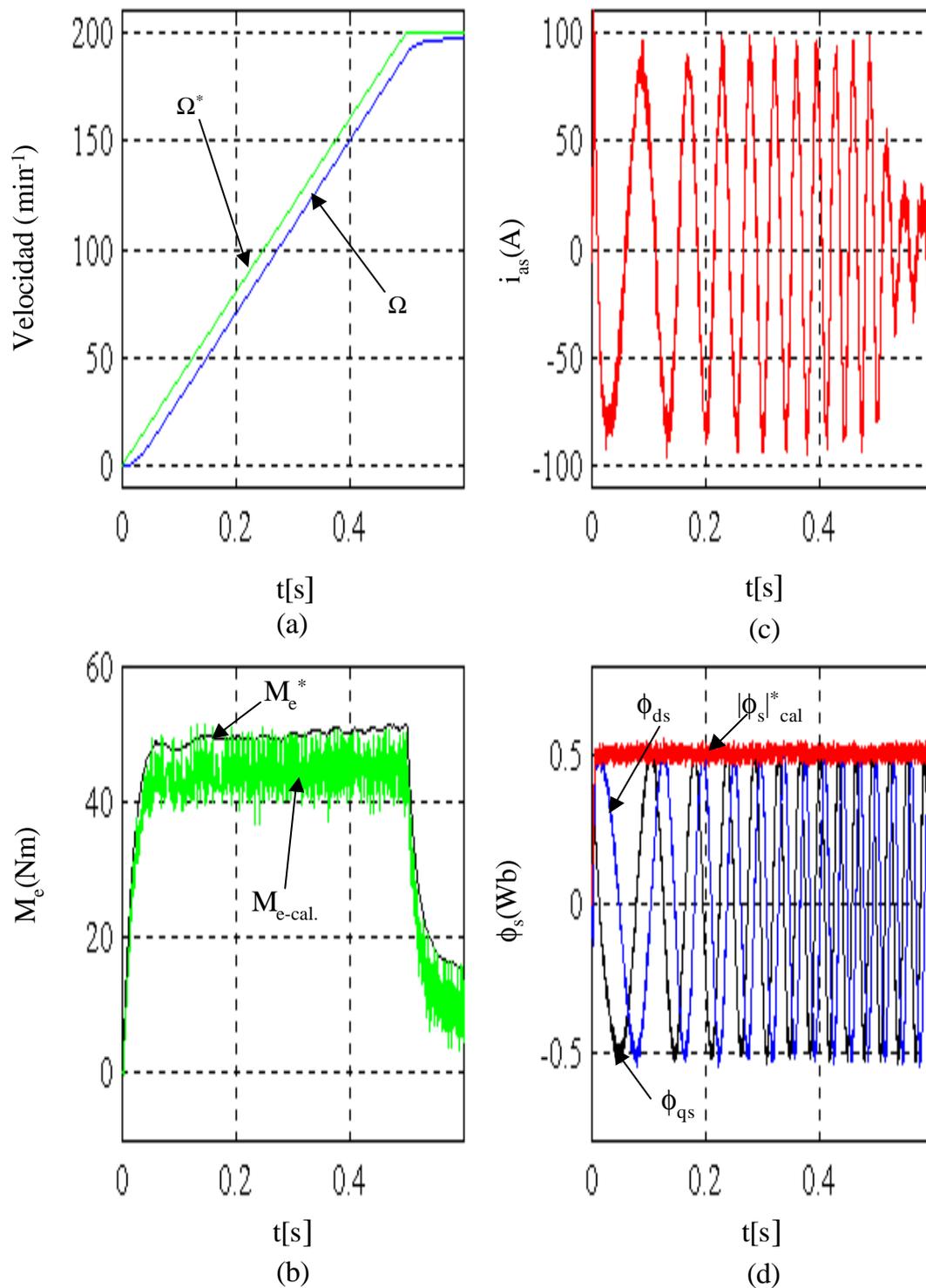


Fig. 6.3.5.2 Comportamiento del sistema con redes neuronales de las transformaciones de las tensiones y de las corrientes como parte de conjunto del DTC en el intervalo temporal de 0,0 s a 0,5 s.

- (a) Velocidad.
- (b) Par.
- (c) Corriente i_{as} .
- (d) Flujo del estator.

6.3.6 Resultados del sistema DTC cuando se utilizan todas las redes neuronales dentro del conjunto de control.

En este apartado se utilizan todas las redes neuronales que se presentaron en los apartados anteriores como parte del conjunto DTC. La figura 6.3.6.1 muestra el diagrama esquemático del sistema propuesto con todas redes neuronales. La figura 6.3.6.2 muestra la respuesta del motor que incluye todas las redes neuronales, pudiendose apreciar que el comportamiento de la velocidad del motor, del par electromagnético y de la corriente son similares a los del sistema DTC convencional.

Las figuras 6.3.6.3, 6.3.6.4 y 6.3.6.5 presentan las respuestas del sistema usando el control DTC clásico y el implementado con redes neuronales.

La figura 6.3.6.3 muestra la comparación en el intervalo 0,0 a 0,6 s; la figura 6.3.6.4 la muestra en el intervalo 0,8 a 1,8 s y la figura 6.3.6.5 la muestra en el intervalo 1,8 a 2,4 s.

En la figura 6.3.6.6 se explica la comparación entre un DTC con y sin redes neuronales para diferentes estados de operación que no fueron incluidos en los patrones de entrenamiento (50000 patrones de los cuales se utilizaron el 50% para el entrenamiento).

Las respuestas de la velocidad y del par electromagnético, en este caso, son bastante similares, mientras que la corriente muestra algunas diferencias en algunos intervalos. Para obtener un buen comportamiento y generalización, la red neuronal deberá ser entrenada con tantas condiciones de operación como sean posibles.

Este trabajo demuestra pues que la aplicación de redes neuronales en un sistema DTC para emular o reemplazar cuatro bloques funcionales del mismo, da unos resultados satisfactorios.

La red neuronal de propagación que emula la tabla de conmutación muestra un buen comportamiento y generalización en comparación con el método convencional debido a que no depende del posible cambio de los parámetros del motor de inducción.

Las otras partes del DTC muestran también buenos resultados en comparación con el método tradicional.

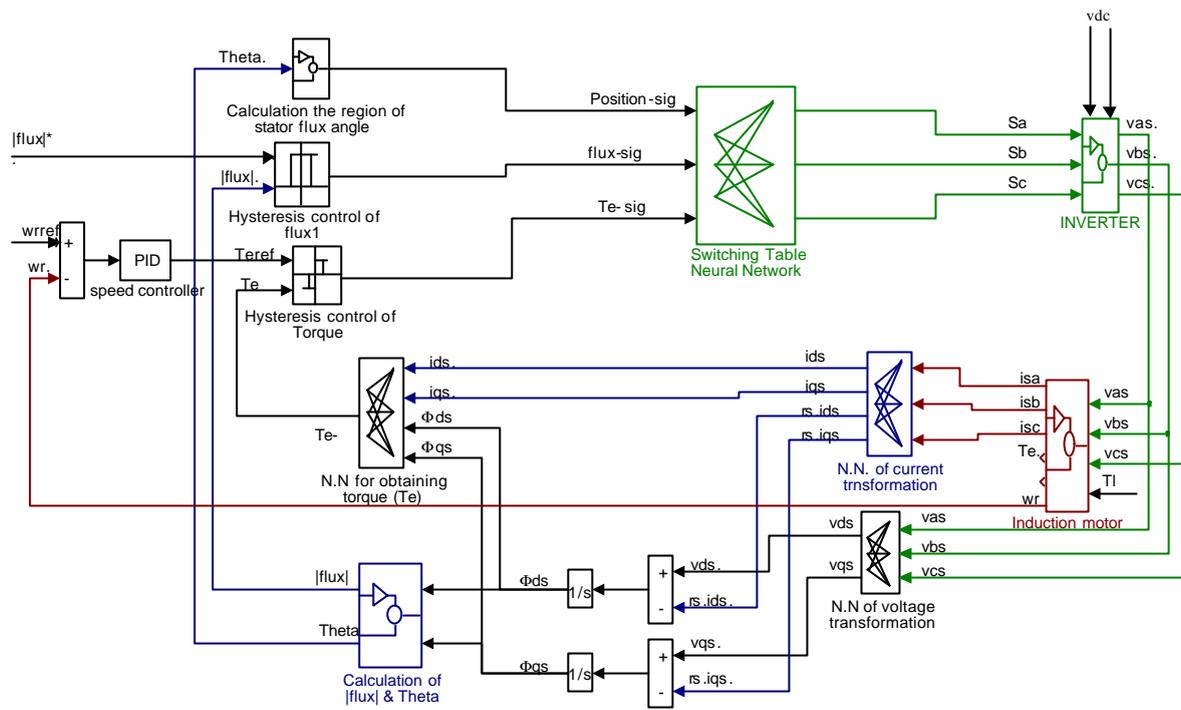


Fig 6.3.6.1 Diagrama esquemático del DTC que incluye todos los bloques funcionales que han sido sustituidos por redes neuronales.

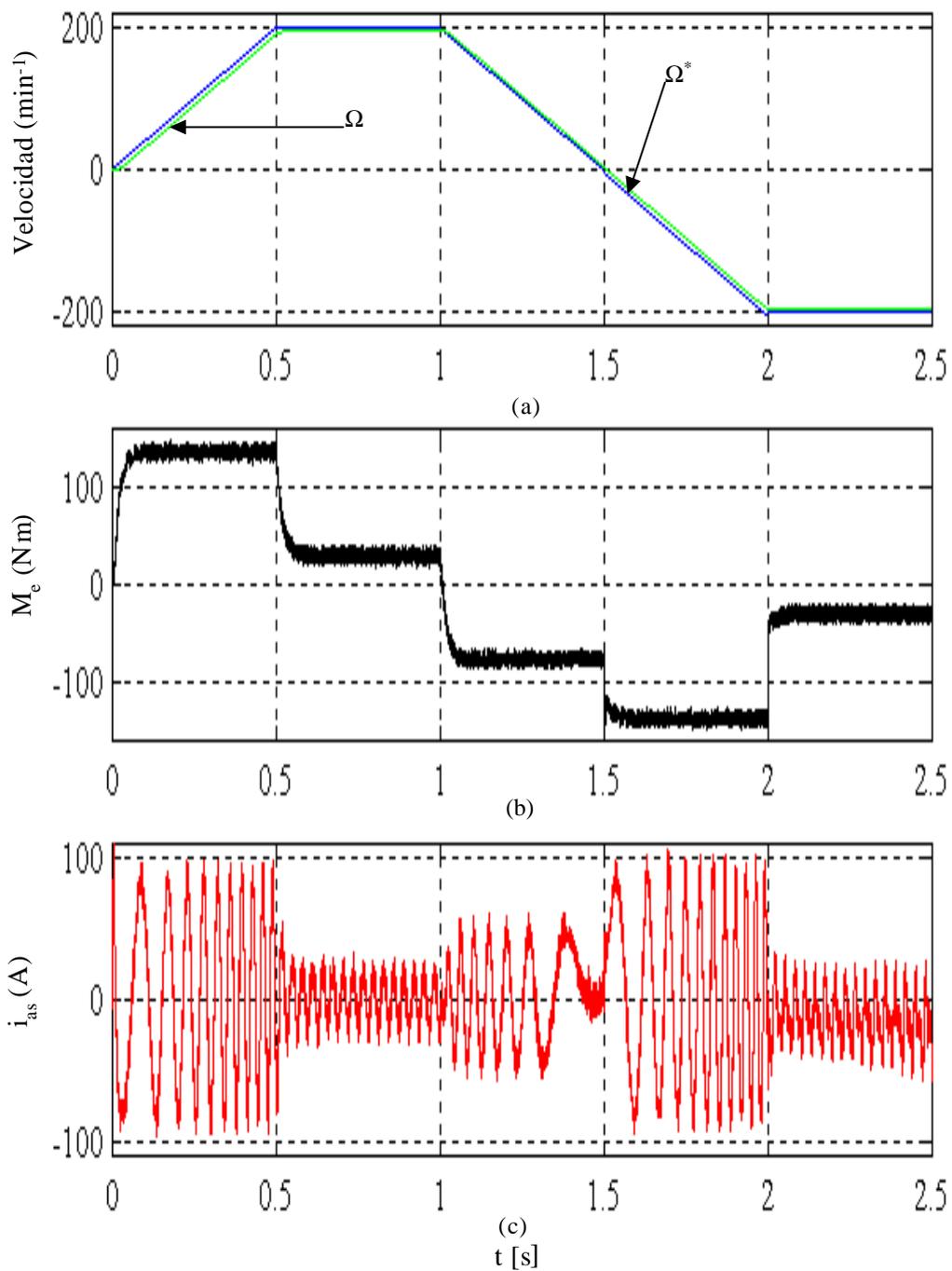


Fig. 6.3.6.2 Compartamiento del sistema DTC en el que han sido sustituidos por redes neuronales.

(a) Velocidad (real y consigna).

(b) Par.

(c) Corriente de fase "a".

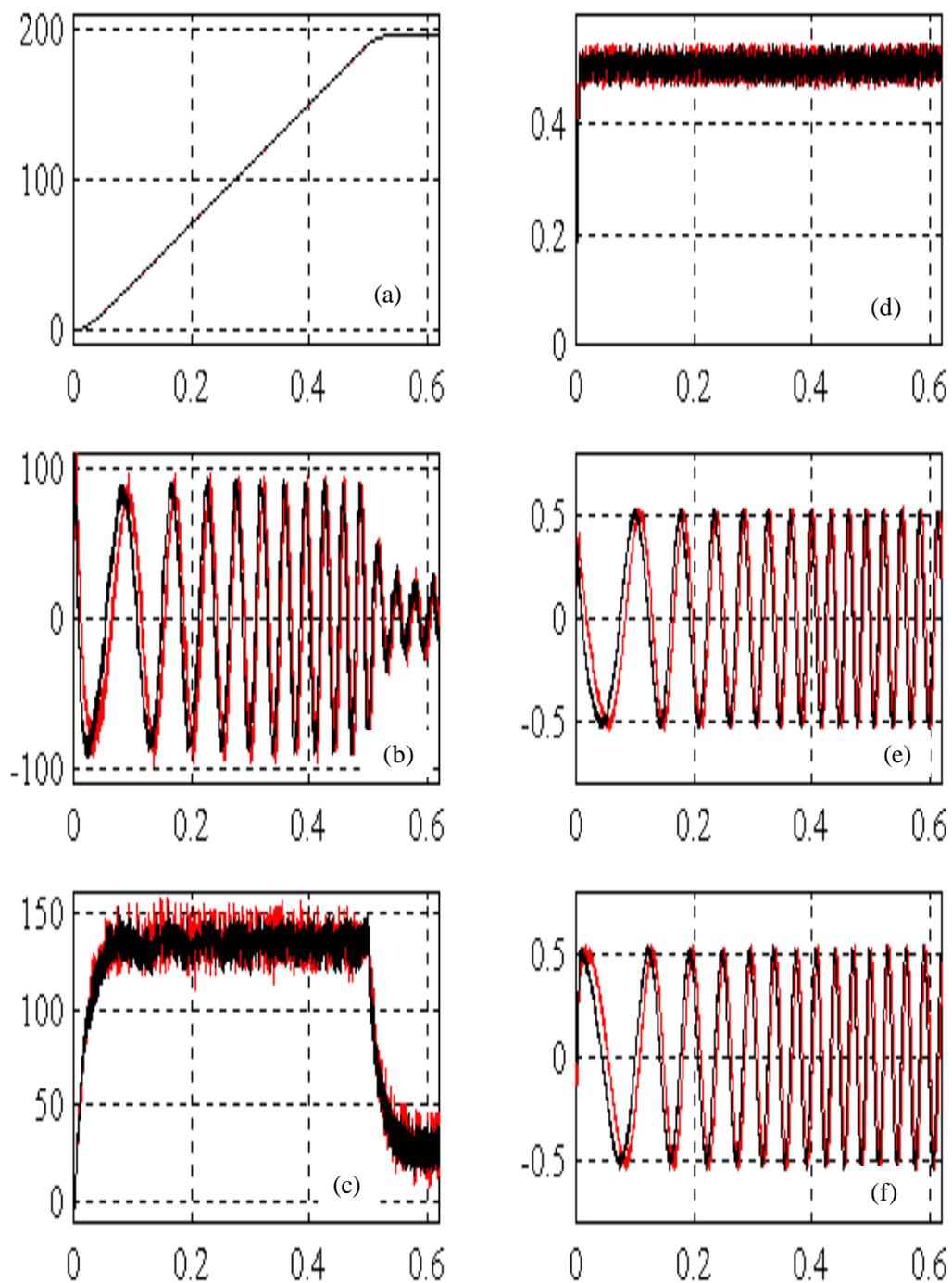


Fig. 6.3.6.3 Comportamiento entre el sistema del DTC con y sin redes neuronales en el intervalo de 0,0 s a 0,5 s.

- (a) Velocidad.
- (b) corriente de la fase "a" .
- (c) Par.
- (d) Flujo $|\mathbf{F}_s|$
- (e) \mathbf{F}_{ds} .
- (f) \mathbf{F}_{qs} .

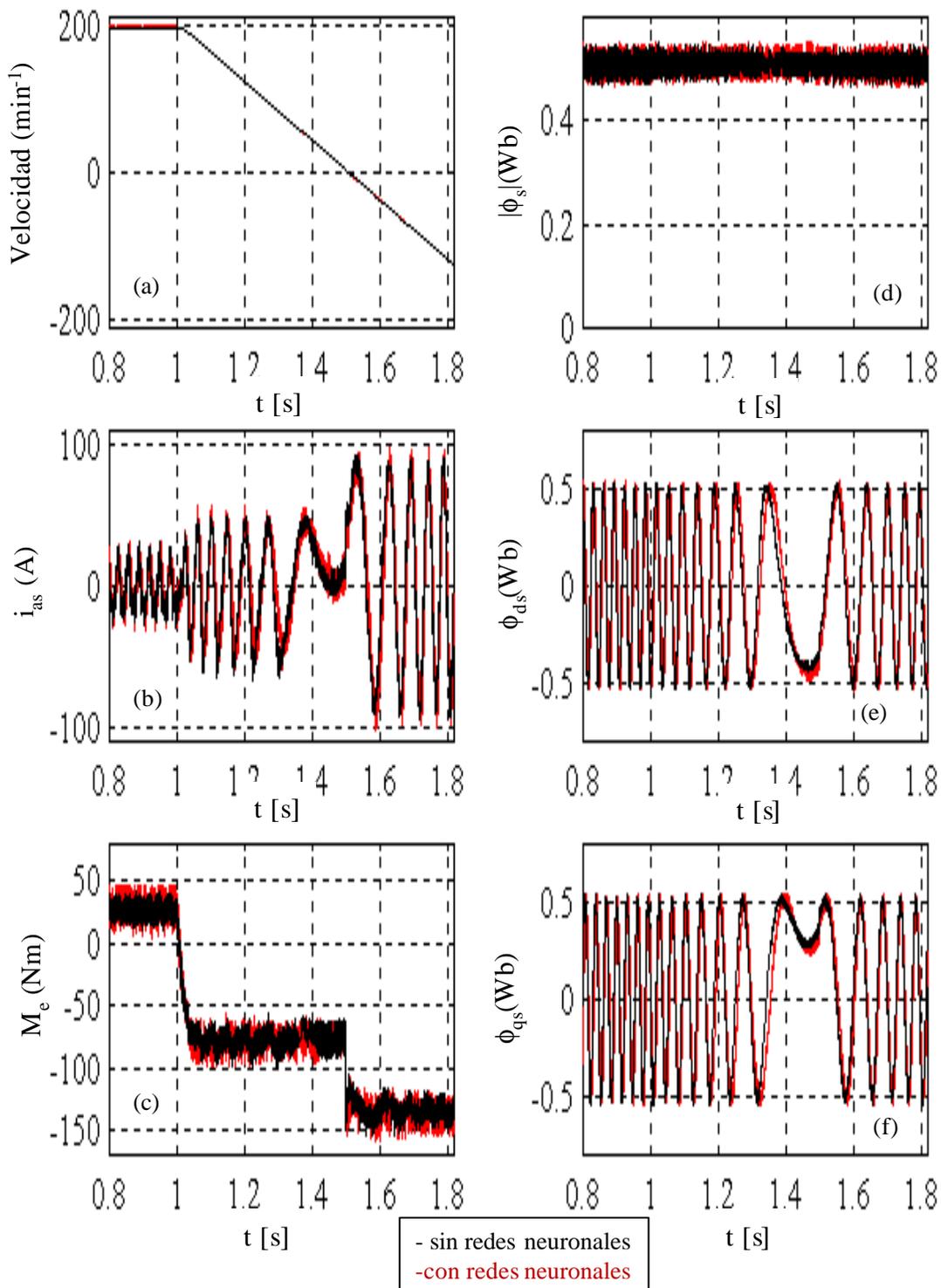


Fig. 6.3.6.4 Comportamiento entre el sistema del DTC con y sin redes neuronales en el intervalo de 0,8 s a 1,8 s.

- (a) Velocidad.
- (b) corriente de la Fase "a".
- (c) Par.
- (d) Flujo $|\mathbf{F}_s|$
- (e) \mathbf{F}_{ds} .
- (f) \mathbf{F}_{qs} .

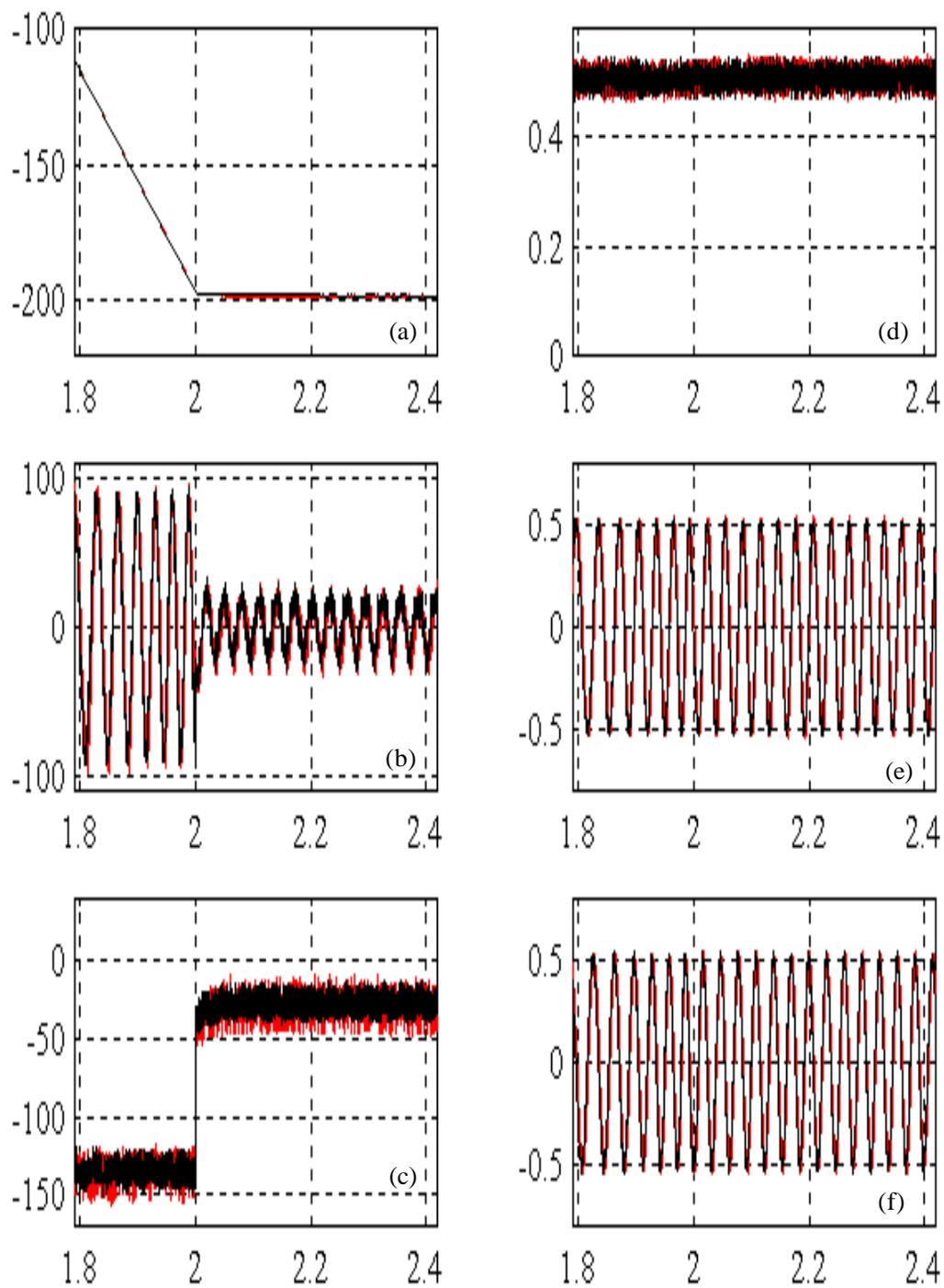


Fig. 6.3.6.5 Comportamiento entre el sistema del DTC con y sin redes neuronales en el intervalo de 1,8 s a 2,4 s.

(a) Velocidad.

(b) corriente de la Fase "a".

(c) Par.

(e) Flujo " $|\mathbf{F}_s|$ ".

(f) \mathbf{F}_{ds} .

(g) \mathbf{F}_{qs} .

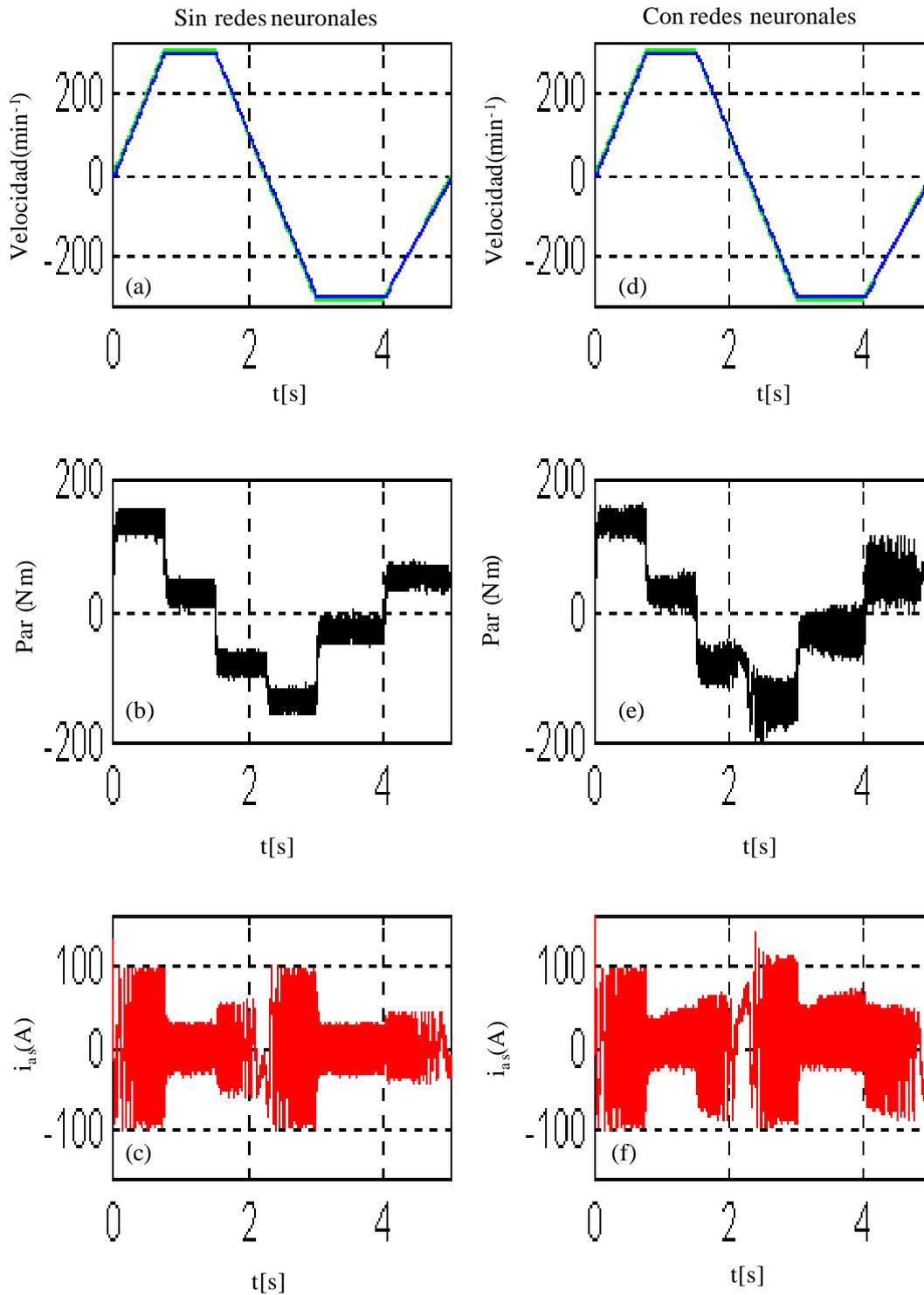


Fig. 6.3.6.6 Comportamiento del sistema DTC con todas las redes neuronales y entrenado con la mitad de los patrones sin entrenar.
 (a y d) Velocidad (real y consigna).
 (b y f) Par.
 (c y g) Corriente de fase "a".

6.4 Aplicación de las redes neuronales al sistema de control vectorial

En esta sección se presenta el uso de la red FIRANN para emular la corriente de referencia del estator en el control del flujo orientado por los métodos directo e indirecto. Las redes FIRANN han mostrado un excelente comportamiento en el campo de las protecciones de líneas de transmisión y transformadores de potencia, dando una muy buena respuesta aún con pérdida de información y ruidos en la señal [91-97]. La respuesta del sistema en el que se han sustituidos bloques funcionales por redes neuronales se comparará con la respuesta del sistema sin dicha sustitución.

6.4.1 Red FIRANN del campo orientado utilizando el método indirecto

La aplicación de la red FIRANN se realiza en dos casos de control vectorial utilizando el método indirecto. Los métodos sin realimentación y con realimentación de la velocidad para los sistemas presentados en la sección 3.6.2 se muestran en las figuras 3.6.2.1 y 3.6.2.2 respectivamente.

6.4.1.1 Red FIRANN en el sistema de campo orientado utilizando el método indirecto sin realimentación de velocidad

En este estudio se presenta la emulación de la corriente de referencia del estator usando una red FIRANN. La configuración de la red es 4-15-10-3 como se muestra en la tabla 6.4.1.1 donde las entradas son la corriente de la consigna en el sistema de referencia de la excitación (ejes D y Q), el seno y el coseno del ángulo de la posición del flujo orientado y las salidas son las corrientes de referencias del estator. La figura 6.4.1.1.1 muestra el sistema completo con la red FIRANN y la estructura descrita en el capítulo anterior.

La figura 6.4.1.1.2 muestra el comportamiento del par electromagnético y su consigna, la corriente de la fase a del estator y su referencia, y la velocidad del motor. Las figuras 6.4.1.1.3 a 6.4.1.1.5 muestran la comparación entre el sistema con redes neuronales FIRANN y sin las mismas para diferentes intervalos temporales (de 0 a 0,6 s, de 0,8 s a 1,8 s y de 1,9 s a 2,5 s).

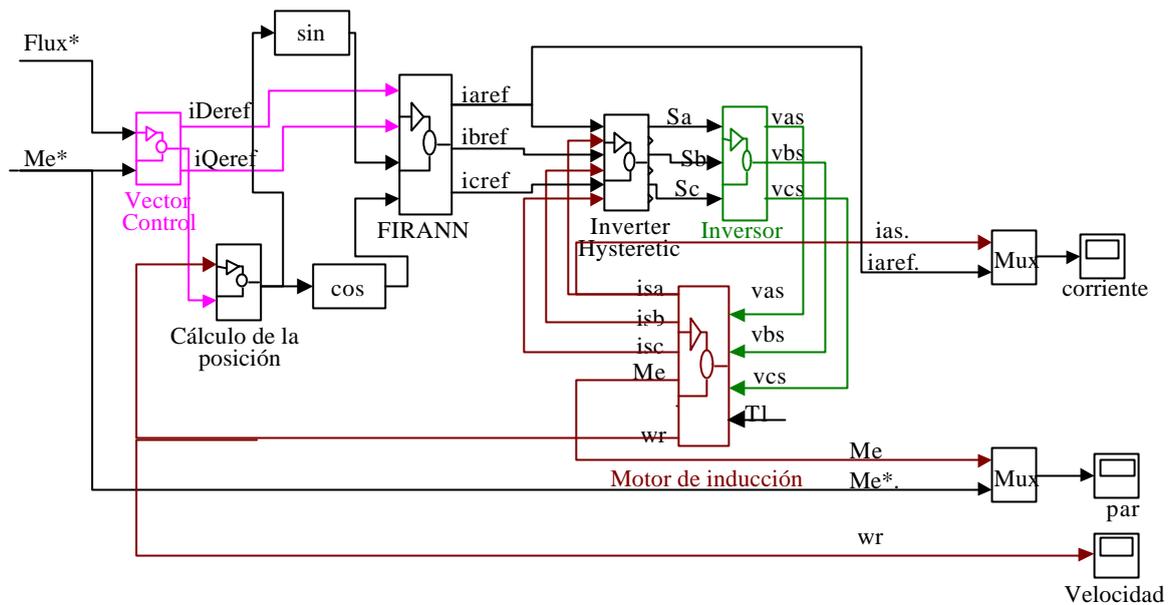


Fig. 6.4.1.1.1 Sistema de flujo orientado usando el método indirecto sin realimentación de la velocidad y con redes FIRANN.

Tabla 6.4.1.1 Resumen del entrenamiento de las redes FIRANN para las corrientes de referencia.

	1ª capa oculta	2ª capa oculta	Capa de salida
No. de entradas	4 entradas		
No. de neuronas	15	10	3
No. de retardos de tiempo	5	2	2
Parámetro (g)	0.6	0.6	0.25
Parámetro (a)	2.0	2.0	2.0
Parámetro (c)	-1.0	-1.0	-1.0
Patrones de entrenamiento	25000 para 5 condiciones de operación		
No. de iteraciones	297 iteraciones		
Error	± 3.654%		
Factor de aprendizaje inicial	0.01		
Momento	0.0		

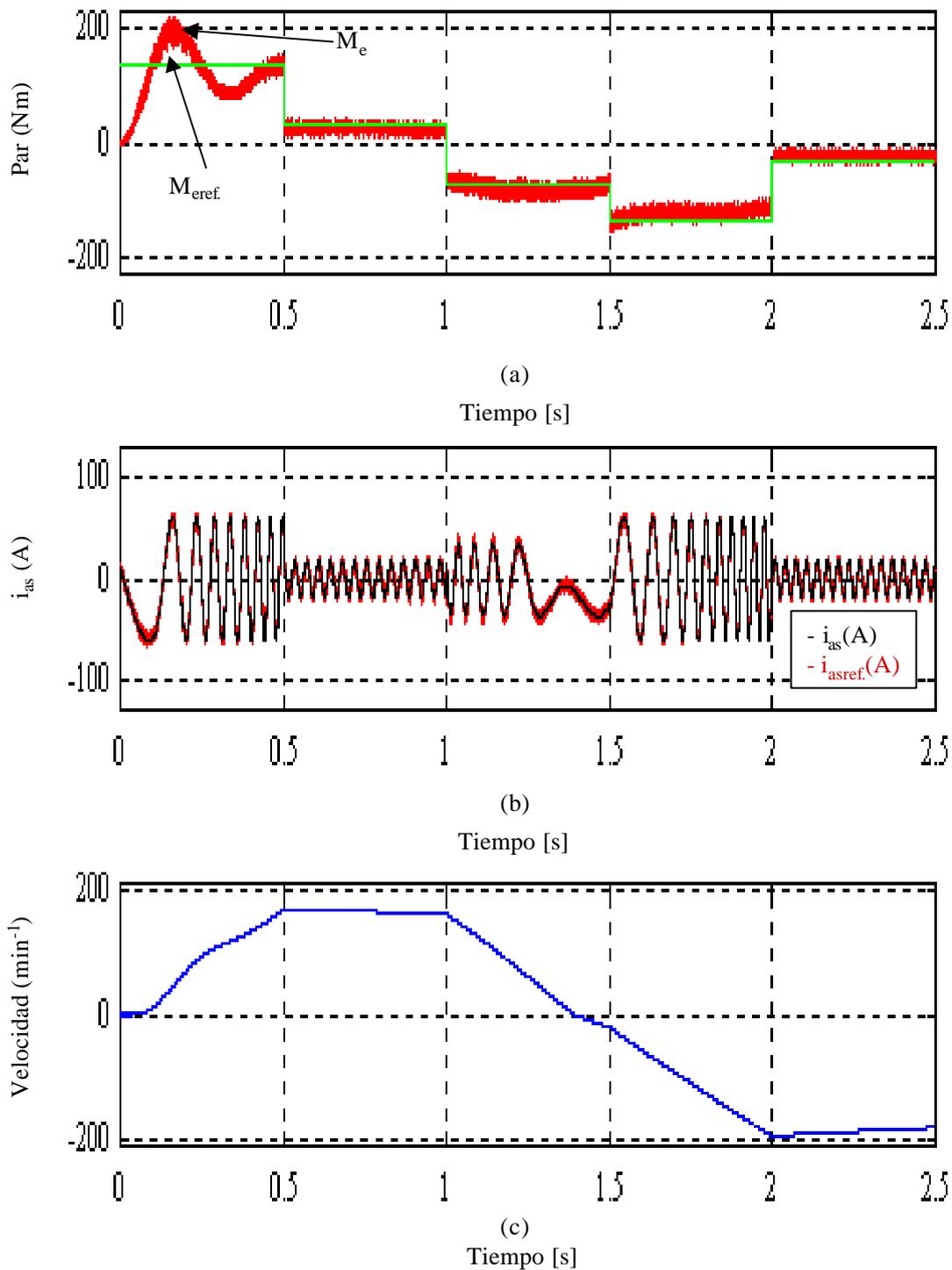


Fig. 6.4.1.1.2 Comportamiento de sistema del flujo orientado con redes FIRANN y sin realimentación de velocidad.

- (a) Par (real y consigna).
- (b) Corriente de fase "a".
- (c) Velocidad.

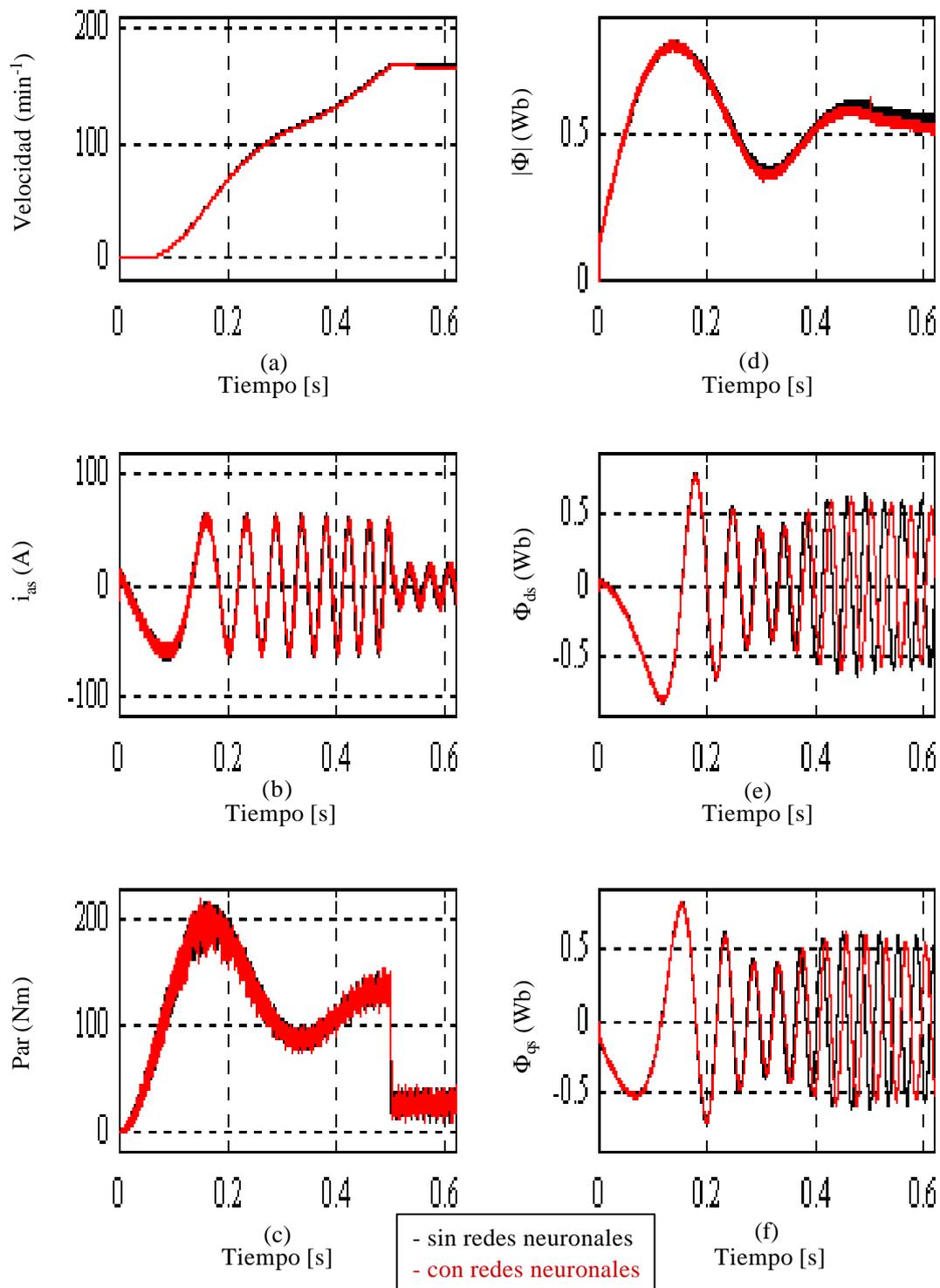


Fig. 6.4.1.1.3 Comparación entre el sistema del flujo orientado con y sin redes FIRANN y sin realimentación de la velocidad en el intervalo de 0,0 s a 0,6 s.

- (a) Velocidad.
- (b) Corriente de fase "a".
- (c) Par.
- (d) Flujo.
- (e) Flujo del eje directo.
- (f) Flujo de eje transversal.

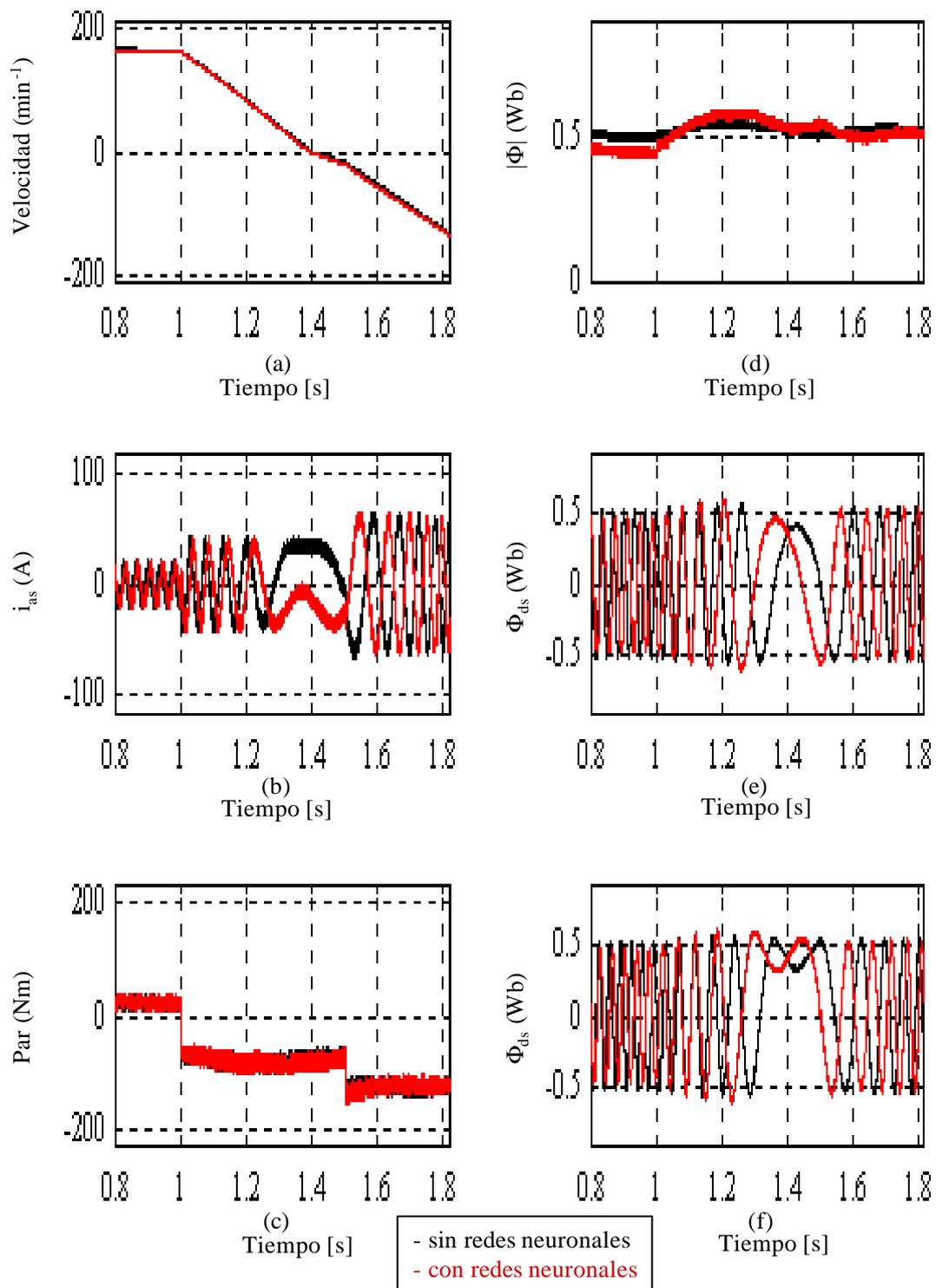


Fig. 6.4.1.1.4 Comparación entre el sistema del flujo orientado con y sin redes FIRANN y sin realimentación de la velocidad en el intervalo de 0,8 s a 1,8 s.

- (a) Velocidad.
 (b) i_{as} .
 (c) Par.
 (d) Flujo.
 (e) Flujo de eje directo.
 (f) Flujo de eje transversal.

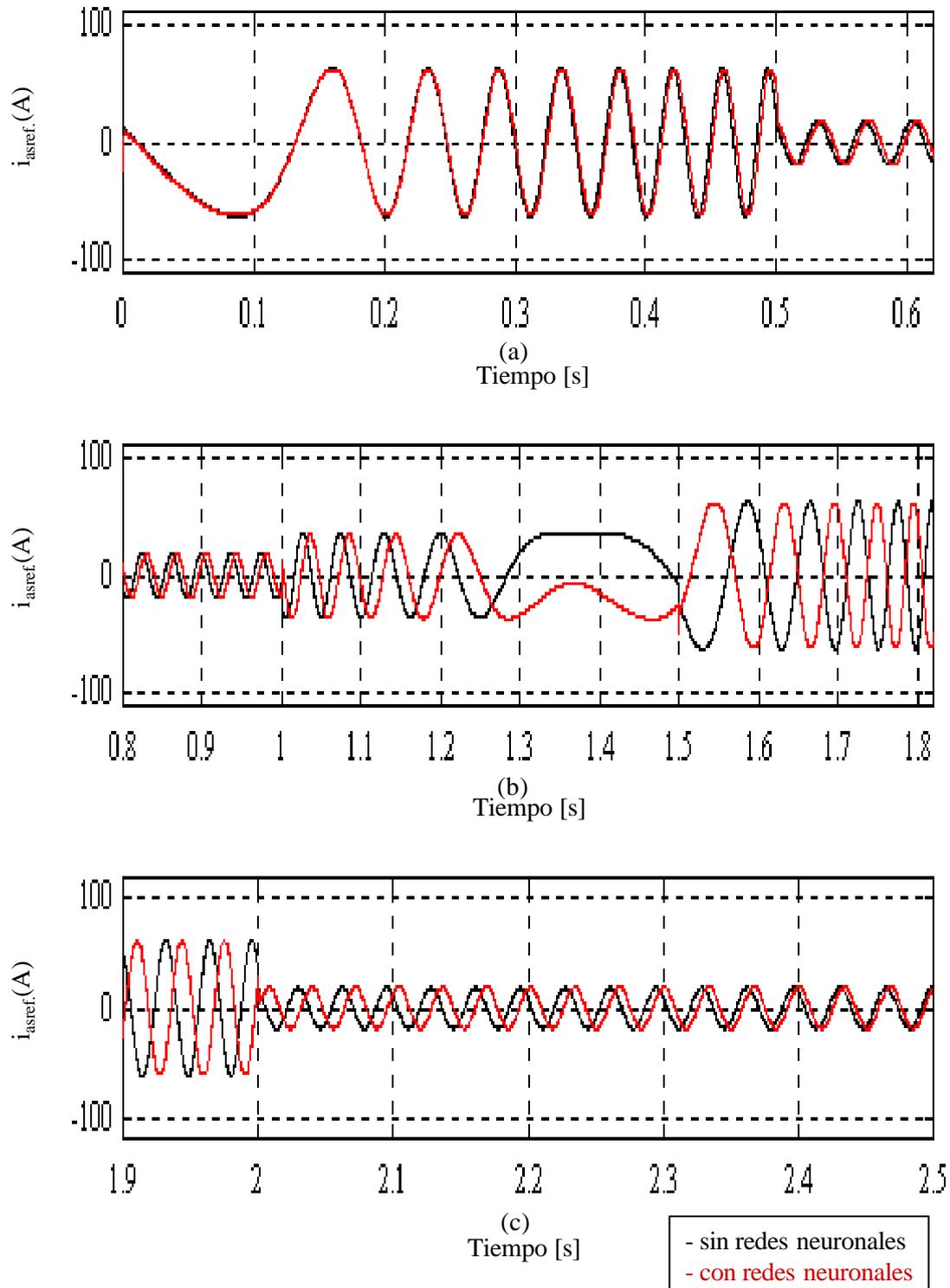


Fig. 6.4.1.1.5 Comparación entre el sistema del flujo orientado con y sin redes FIRANN y sin realimentación de la velocidad para la referencia de corriente del estator.

(a) en el intervalo de 0,0 s a 0,6 s.

(b) en el intervalo de 0,8 s a 1,8 s.

(c) en el intervalo de 1,9 s a 2,5 s.

6.4.1.2 Red FIRANN en el sistema de campo orientado utilizando el método indirecto y con realimentación de velocidad

En este estudio también se presenta la emulación de la referencia de corriente del estator usando la red FIRANN [98]. La configuración de la red es 4-20-15-3 como se explica en la tabla 6.4.1.2, donde las entradas son las corrientes de referencia en el sistema de referencia de la excitación (eje D y Q), y el seno y coseno del ángulo de posición del flujo orientado. Las salidas son las corrientes de referencia del estator. La figura 6.4.1.2.1 muestra el sistema completo con la red FIRANN con la estructura descrita en el capítulo anterior.

La figura 6.4.1.2.2 muestra el comportamiento del par electromagnético y su consigna, la corriente en la fase a del estator y su referencia y la velocidad del motor. Las figuras 6.4.1.2.3 a 6.4.1.2.5 muestran el sistema con y sin red FIRANN para diferentes intervalos temporales (de 0,0 s a 0,6 s, 0,8 s a 1,8 s y de 1,9 s a 2,5 s).

Las respuestas de este sistema muestran mejor comportamiento que el caso anterior, puesto que apenas hay diferencia entre las corrientes de referencia del estator en ambos sistemas implementado con y sin redes neuronales.

Tabla 6.4.1.2 Resumen del entrenamiento de la red FIRANN de corrientes de referencia.

	1 ^a capa oculta	2 ^a capa oculta	Capa de salida
No. de entradas	4 entradas		
No. de neuronas	20	15	3
No. de retardos de tiempo	5	2	2
Parámetro (g)	0.6	0.6	0.25
Parámetro (a)	2.0	2.0	2.0
Parámetro (c)	-1.0	-1.0	-1.0
Patrones de entrenamiento	25000 para 5 condiciones de operación		
No. De iteraciones	208 iteraciones		
Error	± 1.654%		
Factor de aprendizaje inicial	0.001		
Momento	0.0		

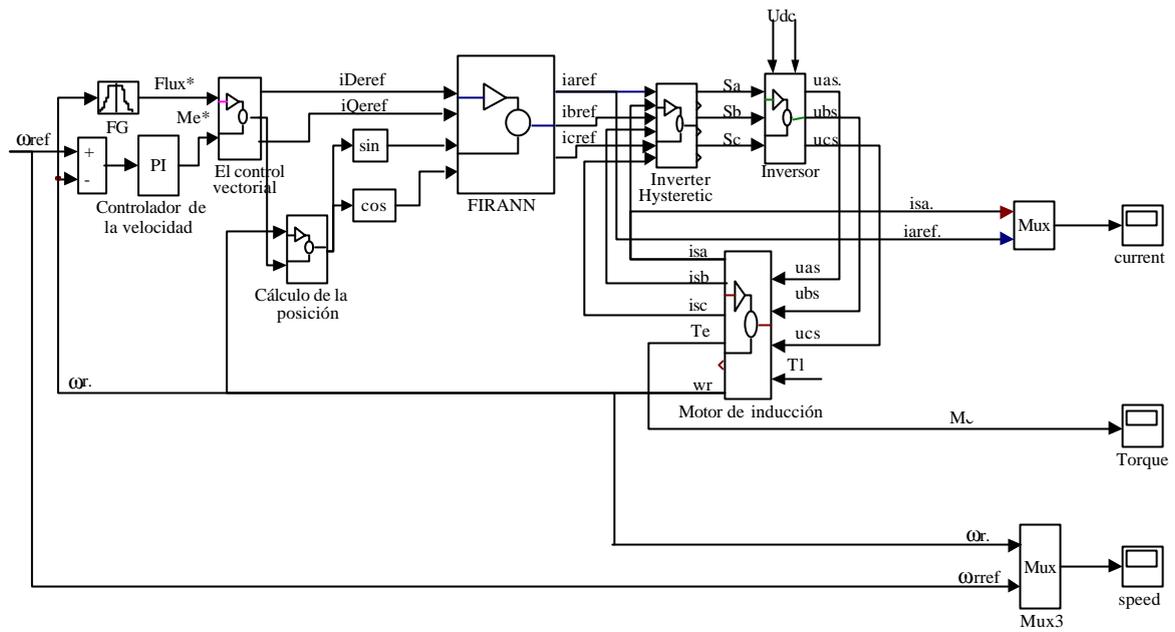


Fig. 6.4.1.2.1 Sistema de flujo orientado usando el método indirecto con realimentación de velocidad y con redes FIRANN.

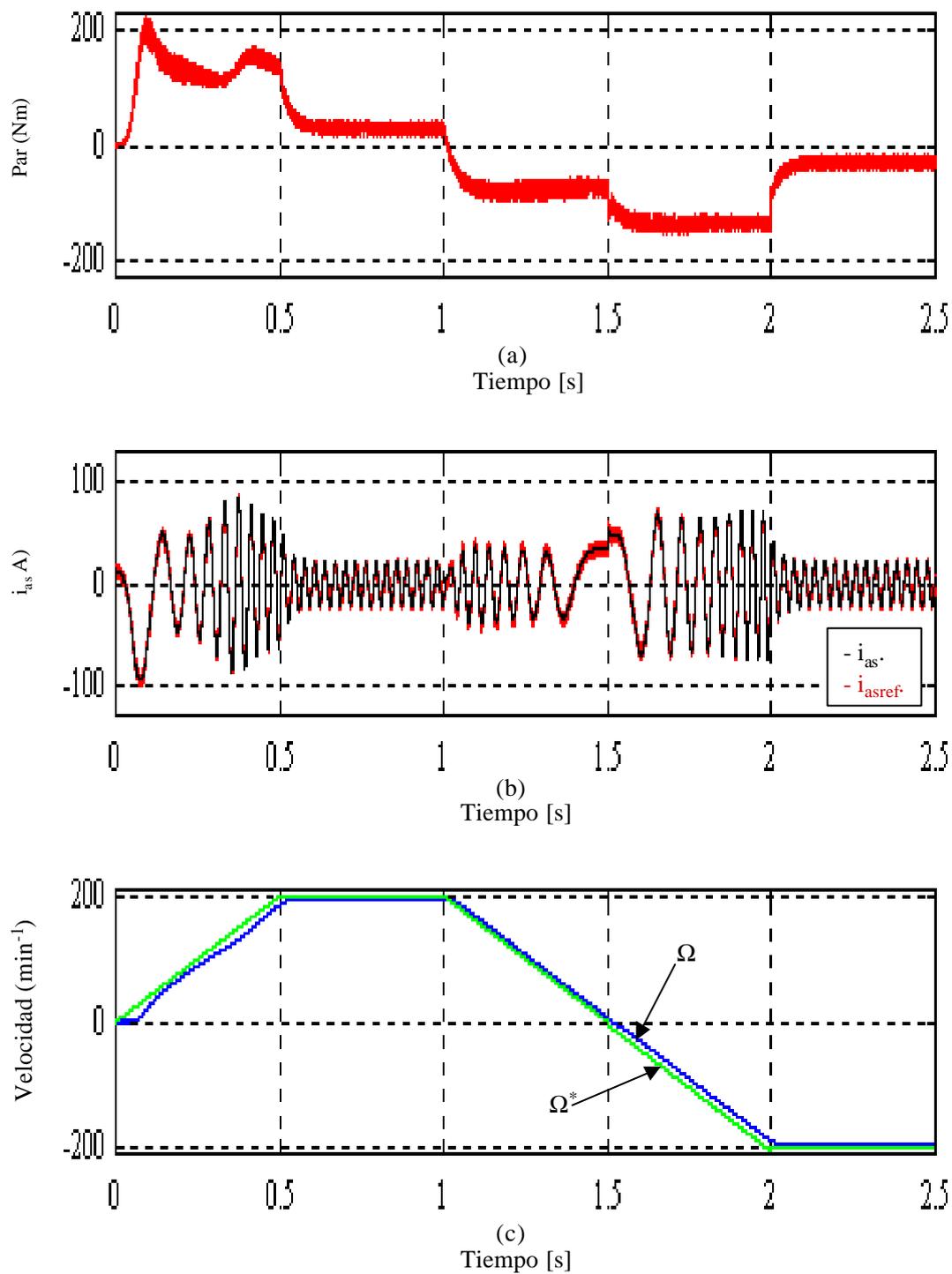


Fig. 6.4.1.2.2 Comportamiento de sistema del flujo orientado con redes FIRANN y con realimentación de velocidad.

(a) Par.

(b) Corriente de fase "a" (real y referencia).

(c) Velocidad (real y consigna).

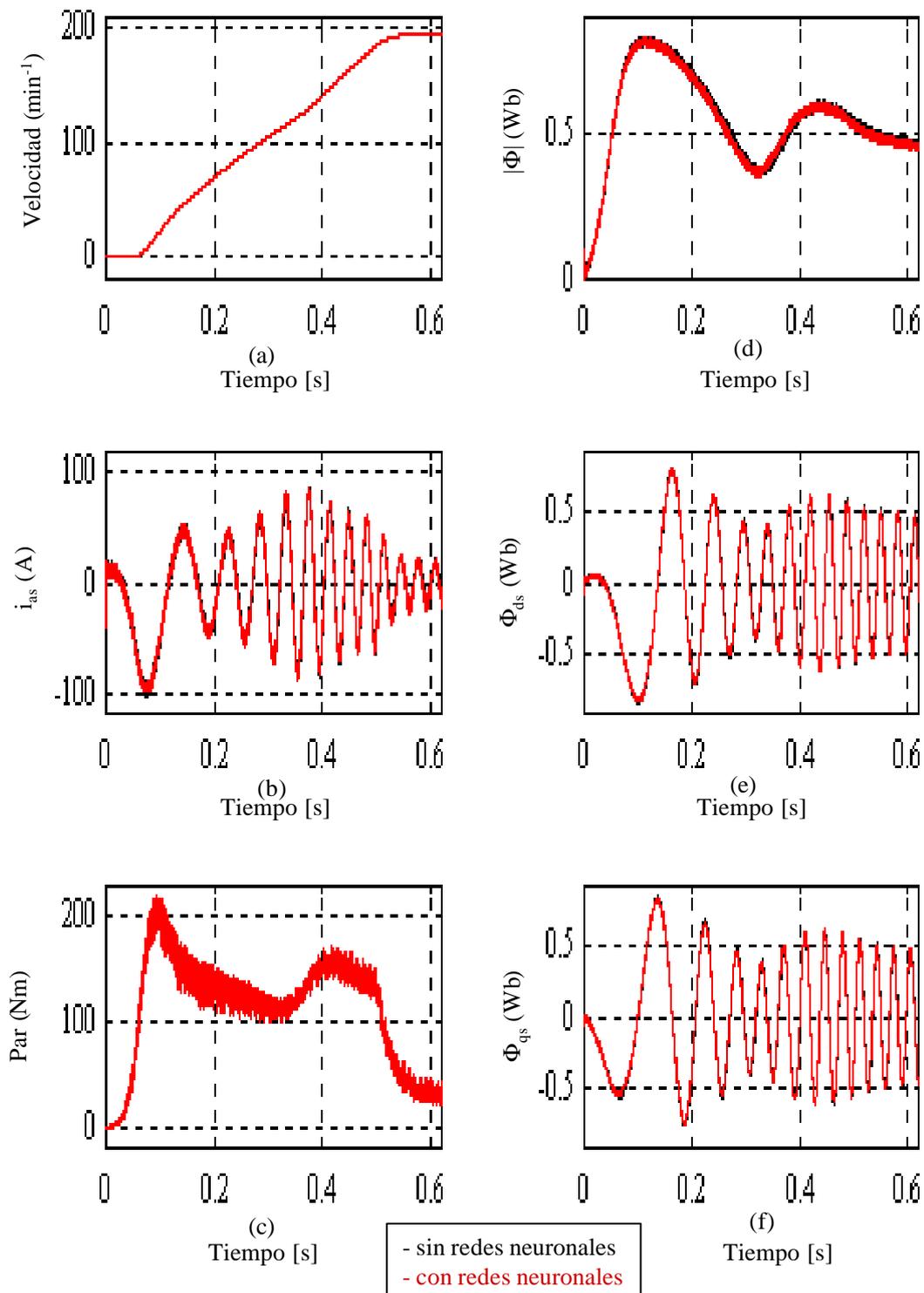


Fig. 6.4.1.2.3 Comparación entre el sistema del flujo orientado con y sin redes FIRANN y con realimentación de velocidad en el intervalo 0,0 y 0,6 s.

- (a) velocidad.
 (b) Corriente de fase "a".
 (c) par.
 (d) Flujo.
 (e) Flujo de eje directo.
 (f) Flujo de eje transversal.

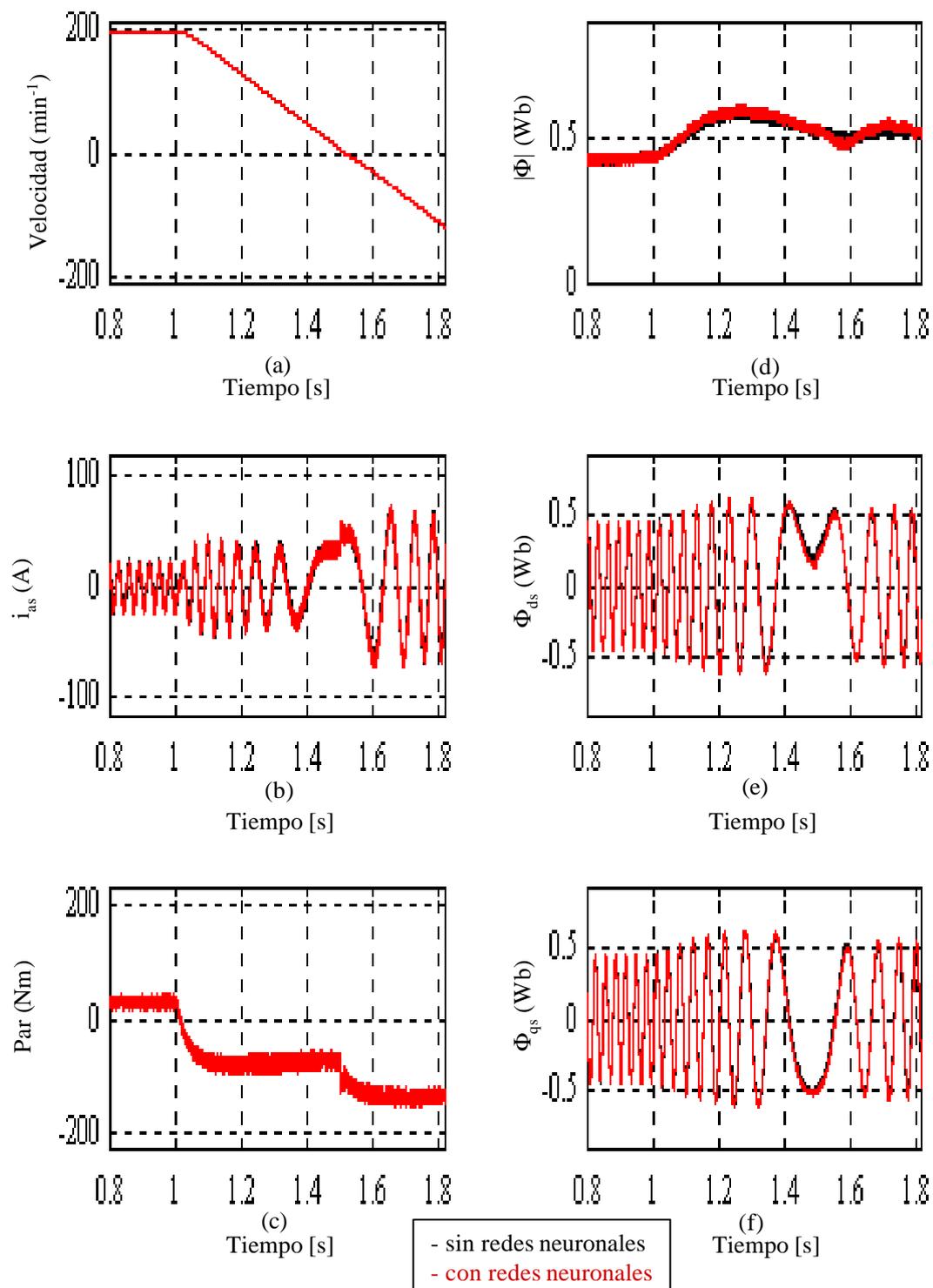


Fig. 6.4.1.2.4 Comparación entre el sistema del flujo orientado con y sin redes FIRANN y con realimentación de velocidad en el intervalo 0,8 y 1,8 s.

- (a) Velocidad.
 (b) Corriente de fase "a".
 (c) Par.
 (d) Flujo.
 (e) Flujo de eje directo.
 (f) Flujo de eje transversal.

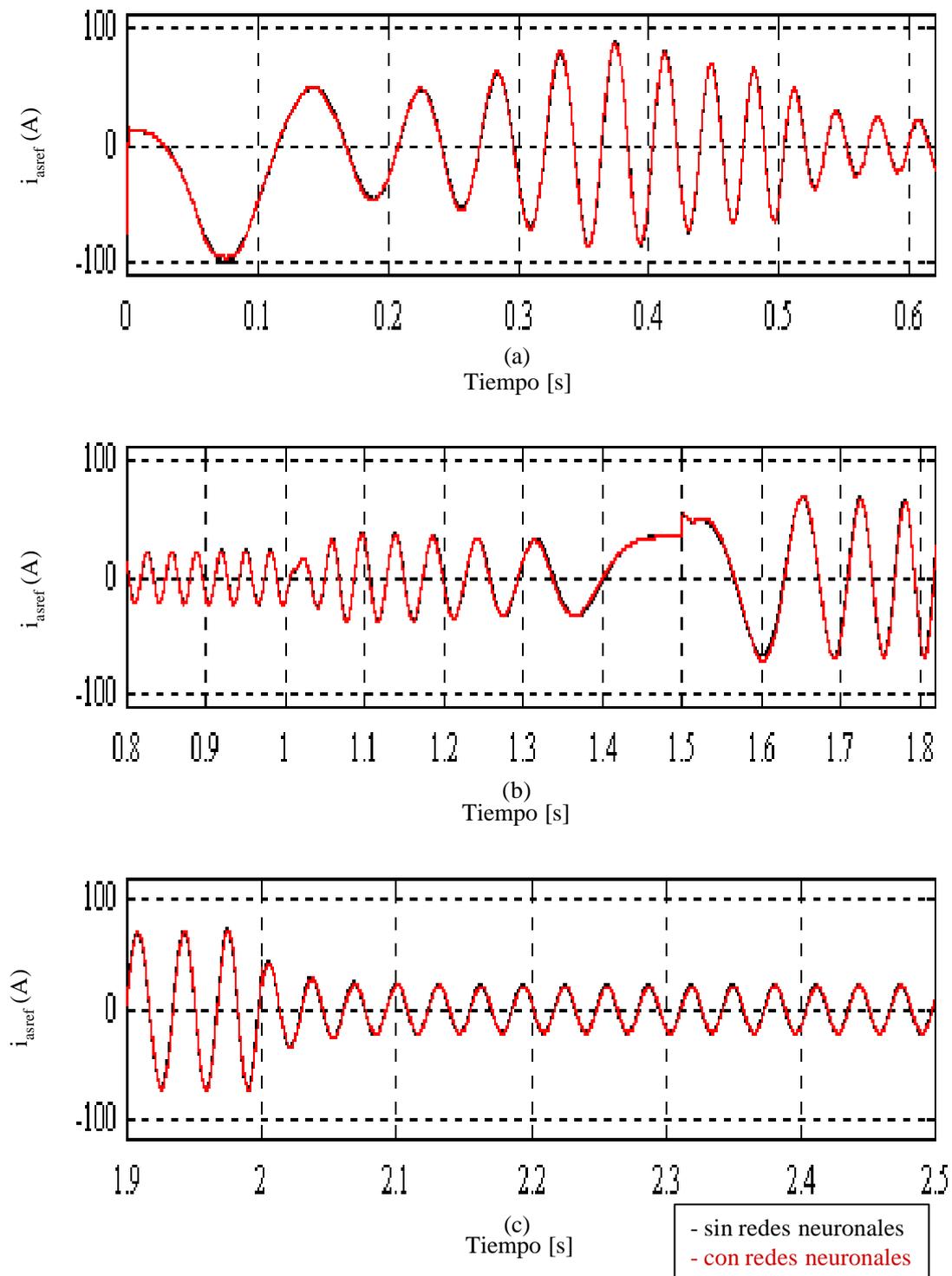


Fig. 6.4.1.2.5 Comparación entre el sistema del flujo orientado con y sin redes FIRANN y con realimentación de velocidad para las corrientes de referencia de estator.

(a) en intervalo de 0,0 s a 0,6 s.

(b) en intervalo de 0,8 s a 1,8 s.

(c) en intervalo de 1,9 s a 2,5 s.

6.4.2 Red FIRANN en el sistema de campo orientado utilizando el método directo y con realimentación de velocidad

Esta sección también presenta la emulación de las corrientes de referencia del estator usando las redes FIRANN en el sistema de control de campo orientado utilizando el método directo y con realimentación de la velocidad presentado en la sección 3.6.1 y en la figura 3.6.1.1. En este caso se tomaron dos sistemas, uno de ellos incluye una red neuronal pequeña con cuatro entradas y tres salidas. La configuración de la red es 4-20-20-3 y se explica en la tabla 6.4.2.1 y la figura 6.4.2.1 donde las entradas son las corrientes de referencia en el sistema de referencia de la excitación (ejes D y Q), y el seno y coseno del ángulo de la posición del flujo orientado. Las salidas son las corrientes de referencia del estator. La figura 6.4.2.2 muestra la misma configuración de la red FIRANN explicada arriba pero sin requerir los controladores PI (controlador de flujo y controlador de par).

Tabla 6.4.2.1 Resumen del entrenamiento de la red FIRANN de corrientes de referencia.

	1 ^a capa oculta	2 ^a capa oculta	Capa de salida
No. de entradas	4 entradas		
No. de neuronas	20	20	3
No. de retardos de tiempo	5	2	2
Parámetro (g)	0.50	0.50	0.25
Parámetro (a)	2.0	2.0	2.0
Parámetro (c)	-1.0	-1.0	-1.0
Patrones de entrenamiento	25000 para 5 condiciones de operación		
No. de iteraciones	207 iteraciones		
Error	± 0.95%		
Factor de aprendizaje inicial	0.03		
Momento	0.0		

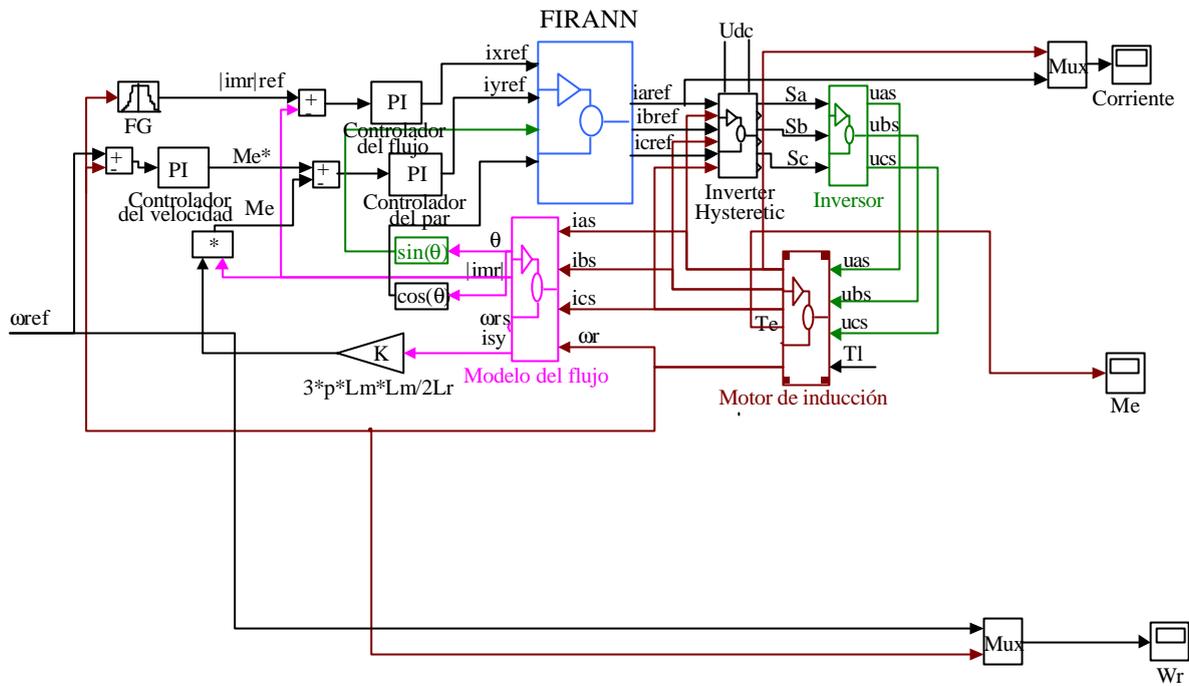


Fig. 6.4.2.1 Sistema de flujo orientado usando el método directo con red FIRANN y con realimentación de la velocidad.

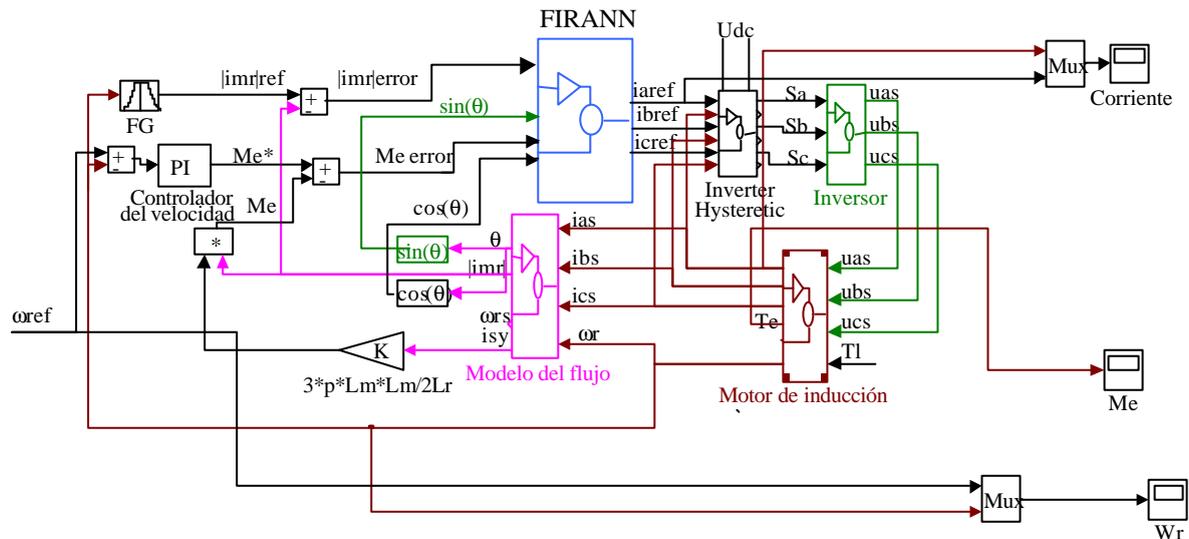


Fig. 6.4.2.2 Sistema de flujo orientado usando el método directo con red FIRANN, con realimentación de velocidad y sin controlador PI.

El segundo sistema corresponde a una red neuronal con cinco entradas y tres salidas, la cual incluye la mayor parte del sistema de control. La configuración de la red es 5-20-18-3 y se explica en la tabla 6.4.2.2 donde las entradas son $|i_{mr}|$, i_y , y el seno y coseno del ángulo de posición de flujo orientado referido al rotor y el error entre la velocidad de referencia y la velocidad del rotor. Las salidas son las corrientes de referencia del estator. La figura 6.4.2.3 muestra el sistema completo con la red FIRANN.

Tabla 6.4.2.2 Resumen del entrenamiento de la red FIRANN de corrientes de referencia.

	1ª capa oculta	2ª capa oculta	Capa de salida
No. de entradas	4 entradas		
No. de neuronas	20	18	3
No. de retardos de tiempo	5	2	2
Parámetro (g)	0.40	0.40	0.25
Parámetro (a)	2.0	2.0	2.0
Parámetro (c)	-1.0	-1.0	-1.0
Patrones de entrenamiento	25000 para 5 condiciones de operación		
No. de iteraciones	3308 iteraciones		
Error	$\pm 2.784\%$		
Factor de aprendizaje inicial	0.031		
Momento	0.0		

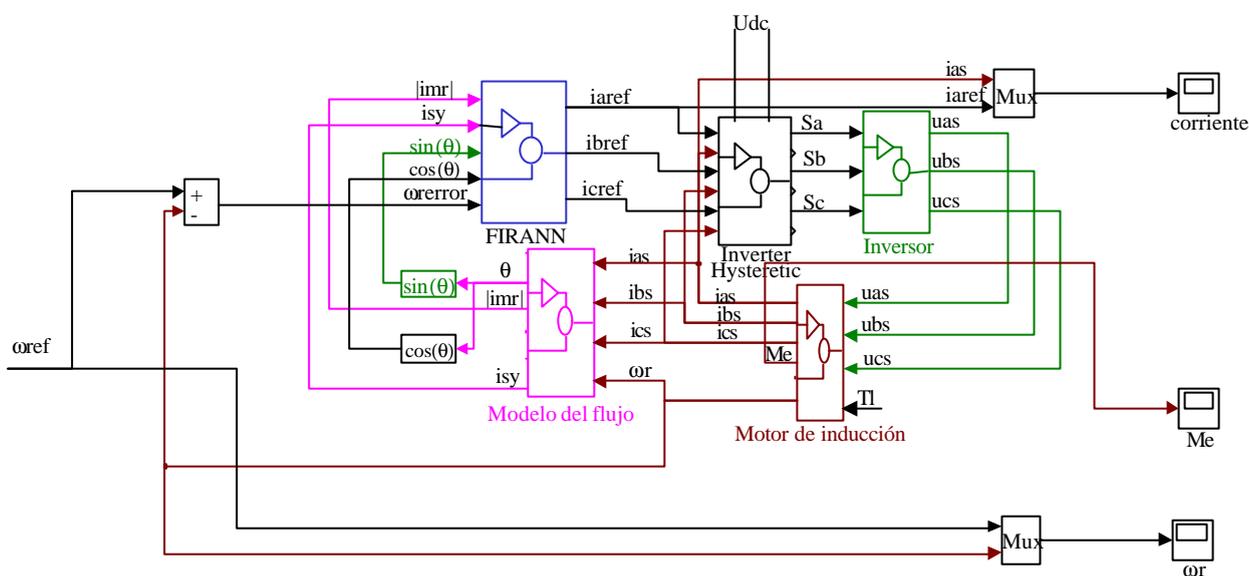


Fig. 6.4.2.3 Sistema de flujo orientado usando el método directo con red FIRANN para la mayor parte del sistema y con realimentación de la velocidad

La figura 6.4.2.4 muestra el comportamiento de la velocidad del motor y su consigna, la corriente en la fase a del estator, su referencia, y el par electromagnético para el sistema de campo orientado mostrado en la figura 6.4.2.1 (sin incluir los controladores PI de flujo y par). Las figuras 6.4.2.5, 6.4.2.6 y 6.4.2.7 muestran la comparación entre el sistema con y sin red FIRANN para los intervalos temporales (de 0,0 s a 0,6 s, de 0,8 s a 1,8 s y de 1,9 s a 2,5 s).

La figura 6.4.2.8 muestra el comportamiento de la velocidad del motor y su consigna, la corriente en la fase a del estator, su referencia, y el par electromagnético del motor para el sistema de campo orientado mostrado en la figura 6.4.2.2 (utilizando la misma red FIRANN anterior sin entrenarla e incluyendo los controladores PI del flujo y del par).

Las figuras 6.4.2.9 a 6.4.2.11 muestran la comparación entre el sistema con y sin red FIRANN para los intervalos temporales (de 0,0 s a 0,6 s, de 0,8 s a 1,8 s y de 1,9 s a 2,5 s).

La figura 6.4.2.12 muestra el comportamiento de la velocidad del motor y su consigna, la corriente en la fase a del estator y su referencia y el par electromagnético para el sistema de campo orientado mostrado en la figura 6.4.2.3 (incluyendo la mayor parte del sistema de control dentro de la red FIRANN y con realimentación de la velocidad). Las figuras 6.4.2.13, 6.4.2.14 y 6.4.2.15 muestran la comparación entre el sistema con y sin red FIRANN para los intervalos temporales (de 0,0 s a 0,6 s, de 0,8 s a 1,8 s y de 1,9 s a 2,5 s).

Las figuras 6.4.2.16 y 6.4.2.17 comparan el sistema tradicional mostrado en la sección 3.6.1 (diagrama de bloques de la figura 3.6.1.1) y los sistemas con red neuronal mostrados en las secciones 6.4.1.1 y 6.4.1.2 (diagrama de bloques de las figuras 6.4.1.1.1 y 6.4.1.1.2) y 6.4.2 (diagrama de bloques de las figuras 6.4.2.1 y 6.4.2.2) para la velocidad del motor y la corriente de referencia del estator de la fase a.

Como se puede notar, se tienen algunas diferencias en las respuestas de las corrientes de referencia del estator en los sistemas con redes FIRANN (especialmente en el sistema de campo orientado usando el método indirecto sin realimentación de la velocidad) pero no afectan a los comportamientos de algunas variables del sistema tales, como la velocidad, el par y la corriente del motor, porque estas últimas siguen normalmente a las corrientes de referencia.

En el apéndice C se describe un programa de herramientas realizado para visualizar los resultados de las simulaciones.

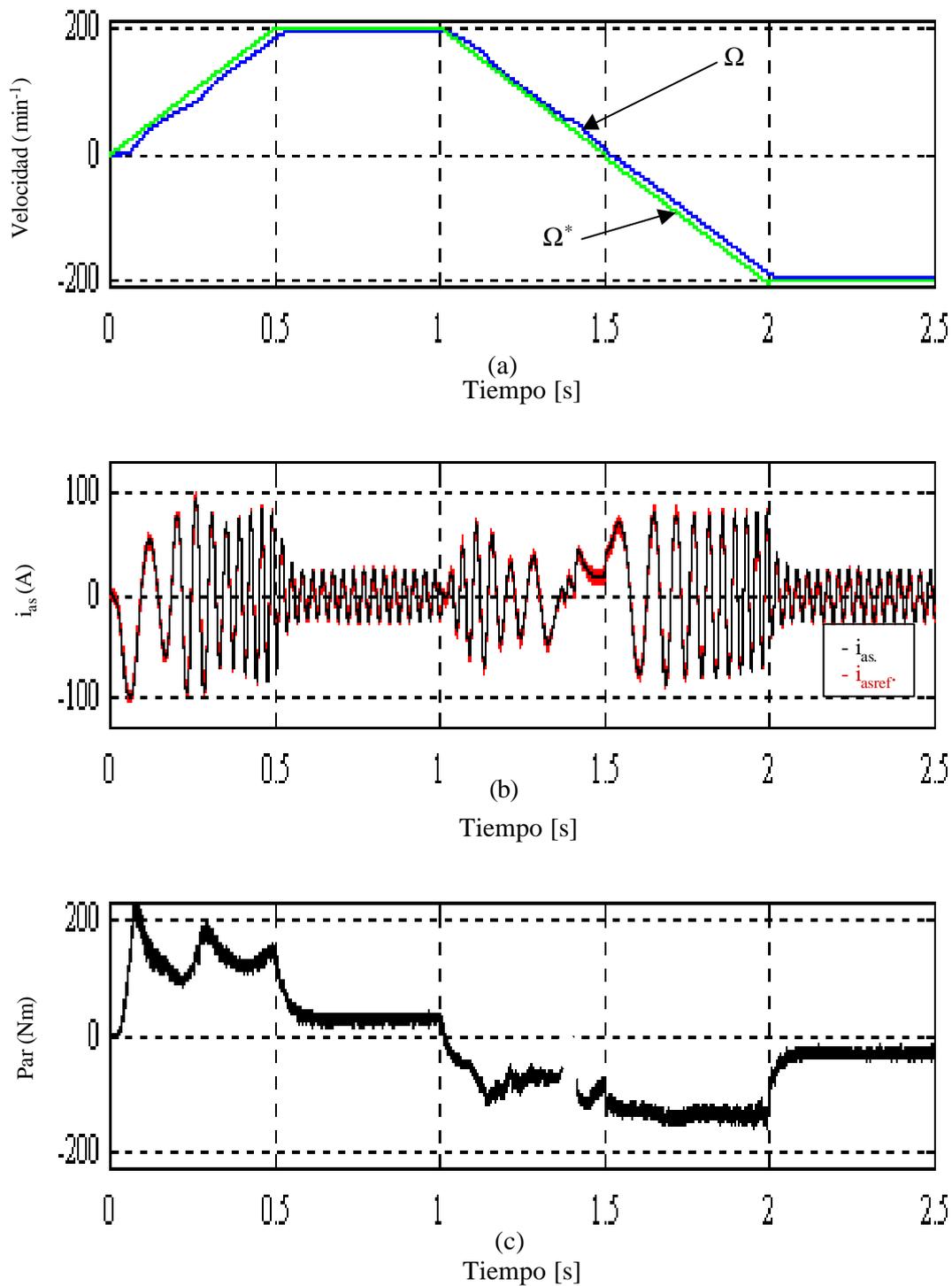


Fig. 6.4.2.4 Comportamiento del sistema de flujo orientado por el método directo con la red FIRANN y con realimentación de velocidad (sin incluir controladores PI).

- (a) Velocidad (real y consigna).
 (b) Corriente de fase "a" (real y consigna).
 (c) Par.

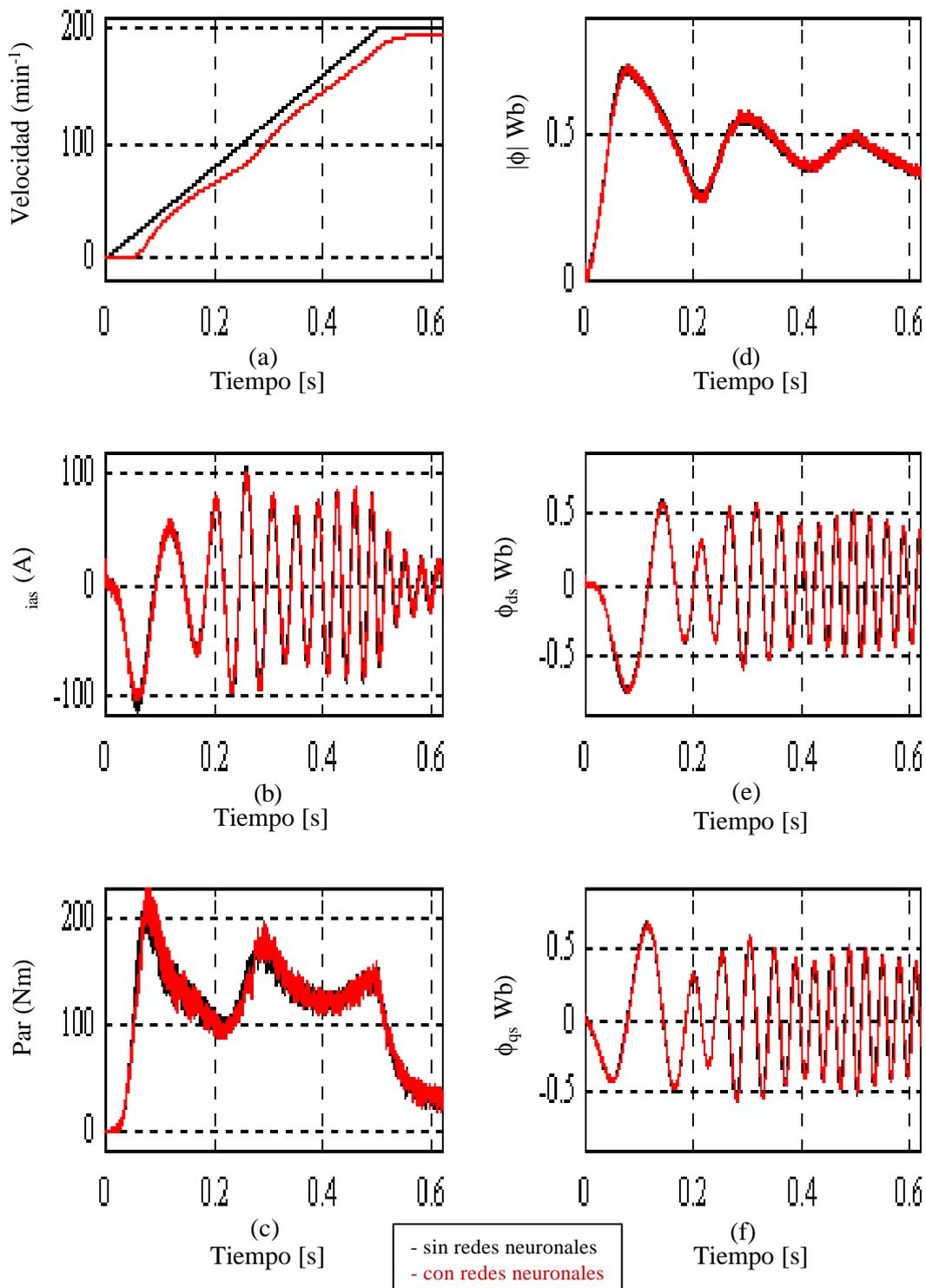


Fig. 6.4.2.5 Comparación entre el sistema de flujo orientado por el método directo con y sin la red FIRANN y con realimentación de velocidad en los intervalos de 0,0 a 0,6 s (sin incluir los controladores PI).

- (a) Velocidad.
 (b) Corriente de fase "a".
 (c) Par.
 (d) Flujo.
 (e) Flujo de eje directo.
 (f) Flujo de eje transversal.

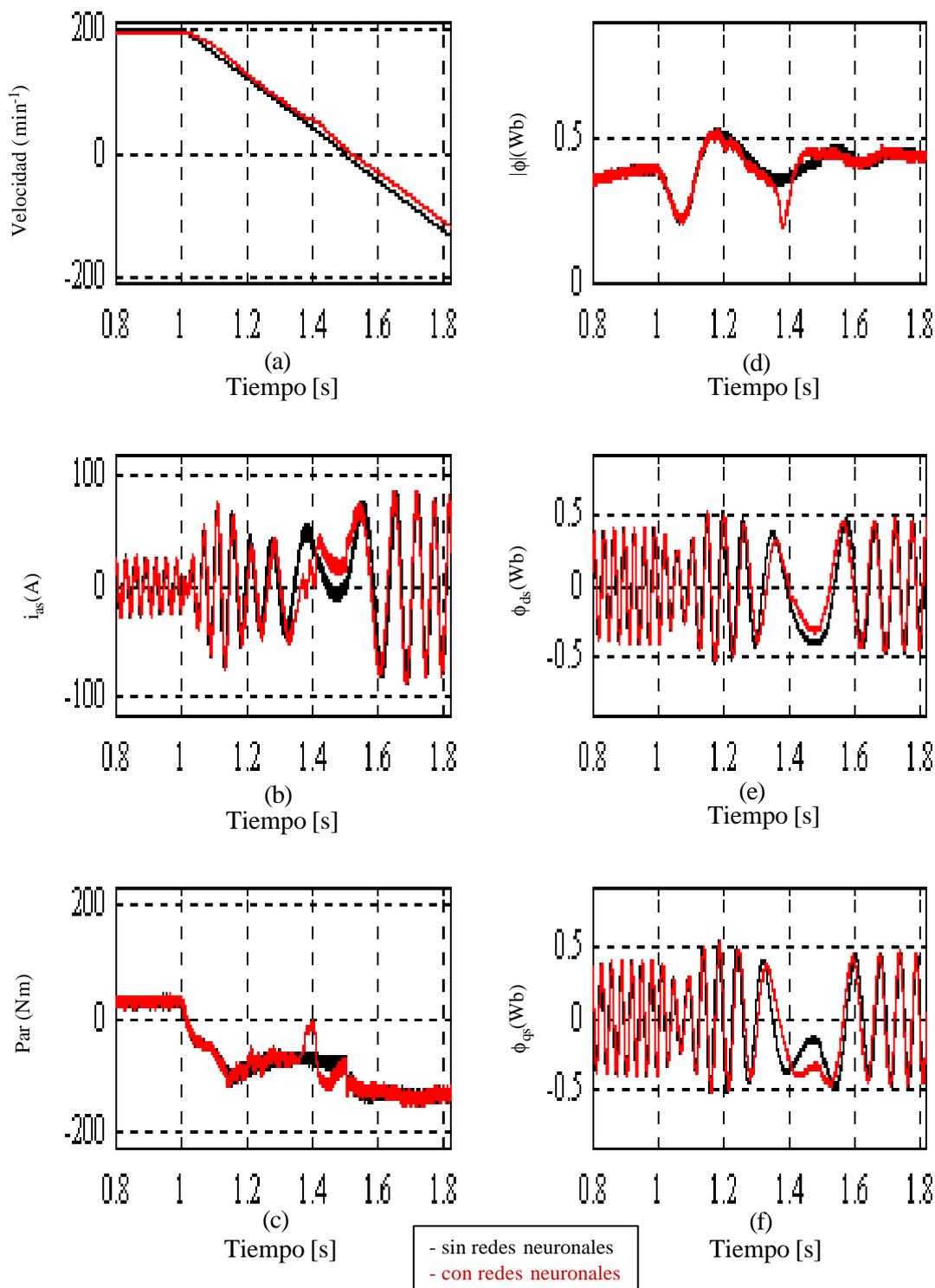


Fig. 6.4.2.6 Comparación entre el sistema de flujo orientado usando el método directo con y sin red FIRANN y con realimentación de velocidad en el intervalo de 0,8s a 1,8 s (sin incluir los controladores PI).

- (a) Velocidad.
 (b) Corriente de fase "a".
 (c) Par (real y referencia).
 (d) Flujo (real y referencia).
 (e) Flujo de eje directo.
 (f) Flujo de eje transversal.

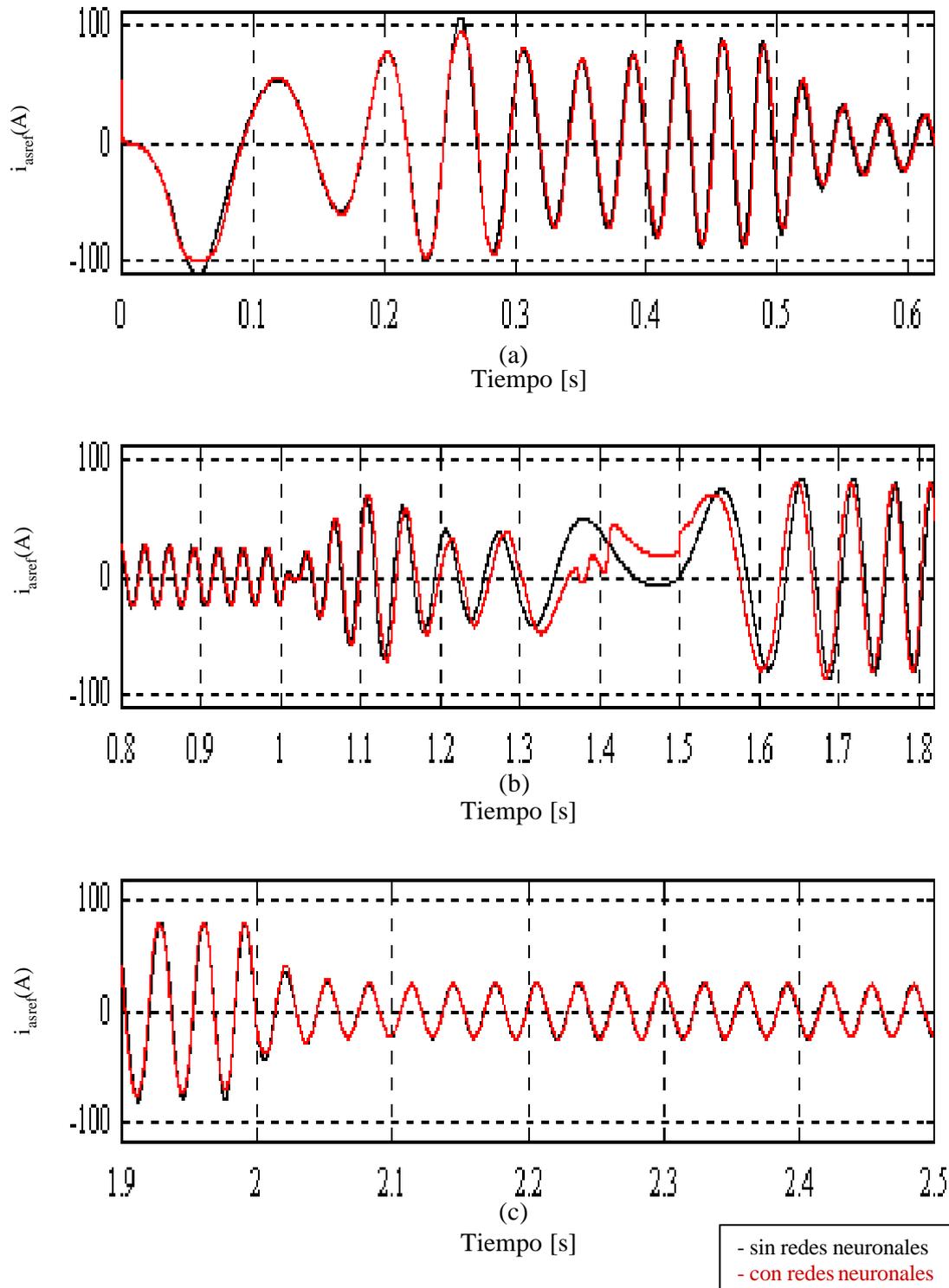


Fig. 6.4.2.7 Comparación entre el sistema de flujo orientado usando el método directo con y sin la red FIRANN y con realimentación de la velocidad para las corrientes de referencia del estator (sin incluir los controladores PI).

(a) en intervalo de 0,0 s a 0,6 s.

(b) en intervalo de 0,8 s a 1,8 s.

(c) en intervalo de 1,9 s a 2,5 s.

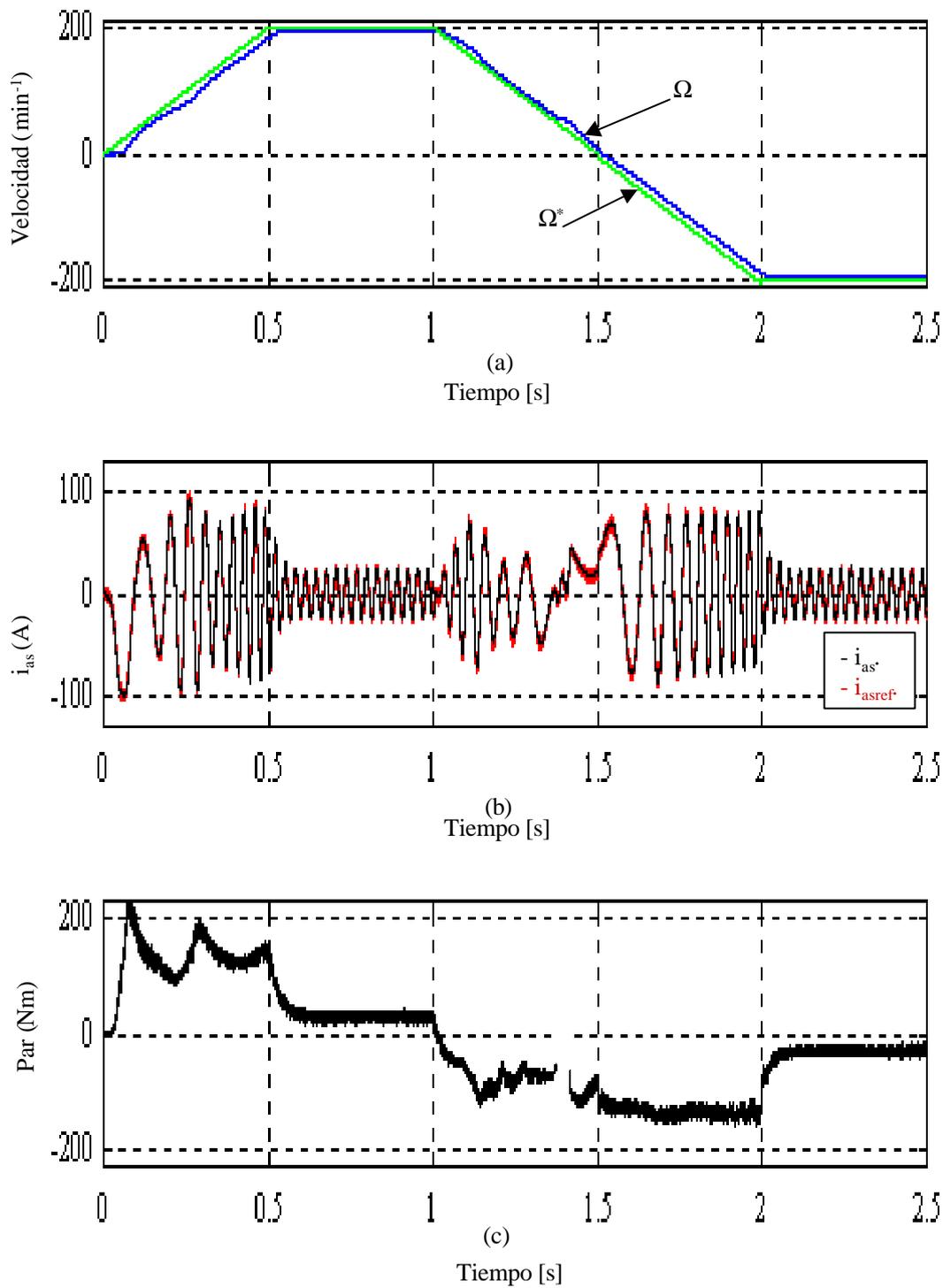


Fig. 6.4.2.8 Comportamiento del sistema de flujo orientado usando el método directo con red FIRANN y con realimentación de velocidad (con incluir los controladores PI).
 (a) Velocidad (real y consigna).
 (b) Corriente de fase "a" (real y referencia).
 (c) Par.

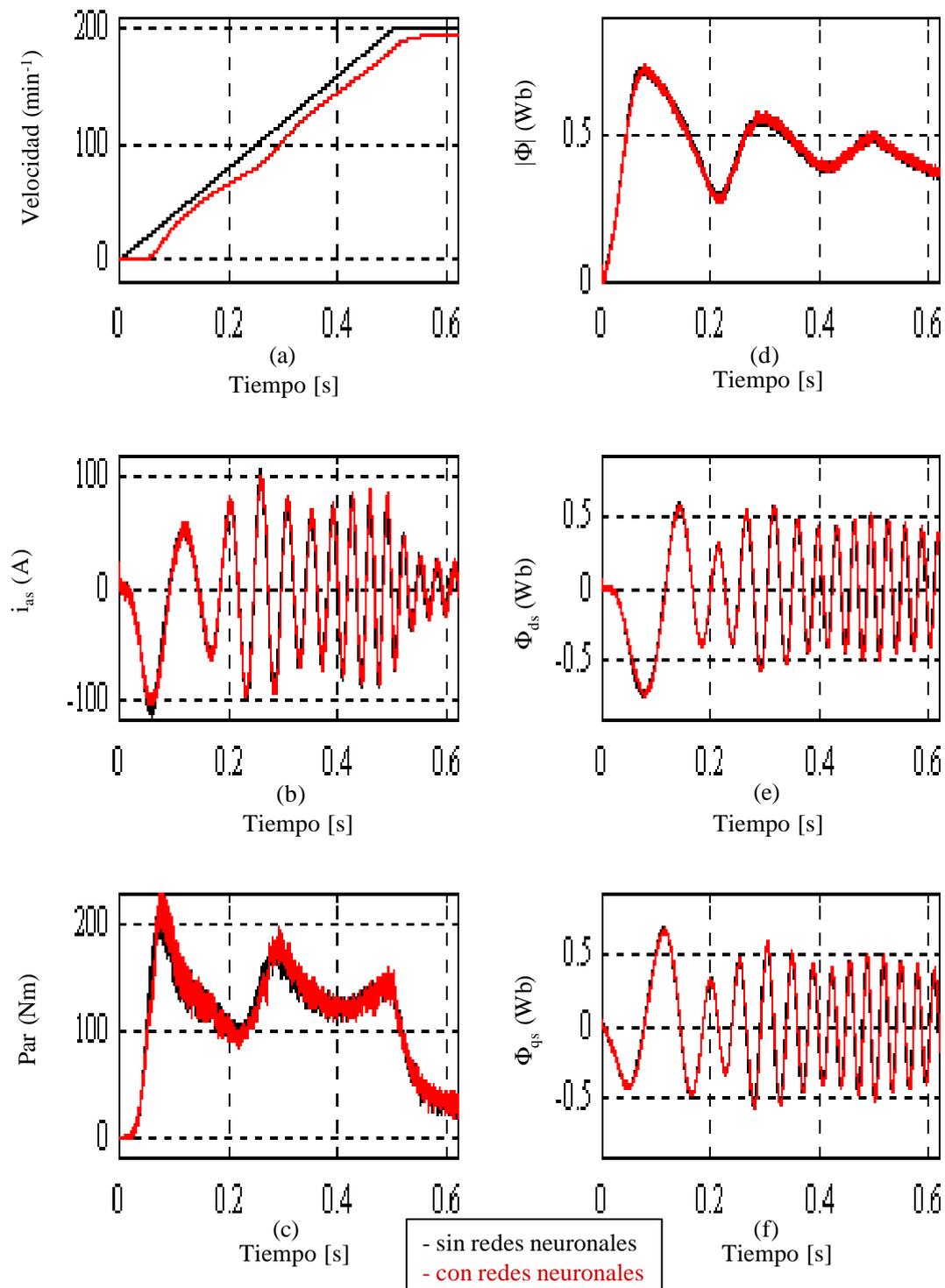


Fig. 6.4.2.9 Comparación entre el sistema de flujo orientado usando el método directo con y sin red FIRANN y con realimentación de velocidad en el intervalo de 0,0 a 0,6 s (Incluyendo los controladores PI).

- (a) Velocidad.
- (b) Corriente de fase "a".
- (c) Par.
- (d) Flujo.
- (e) Flujo de eje directo.
- (f) Flujo de eje transversal.

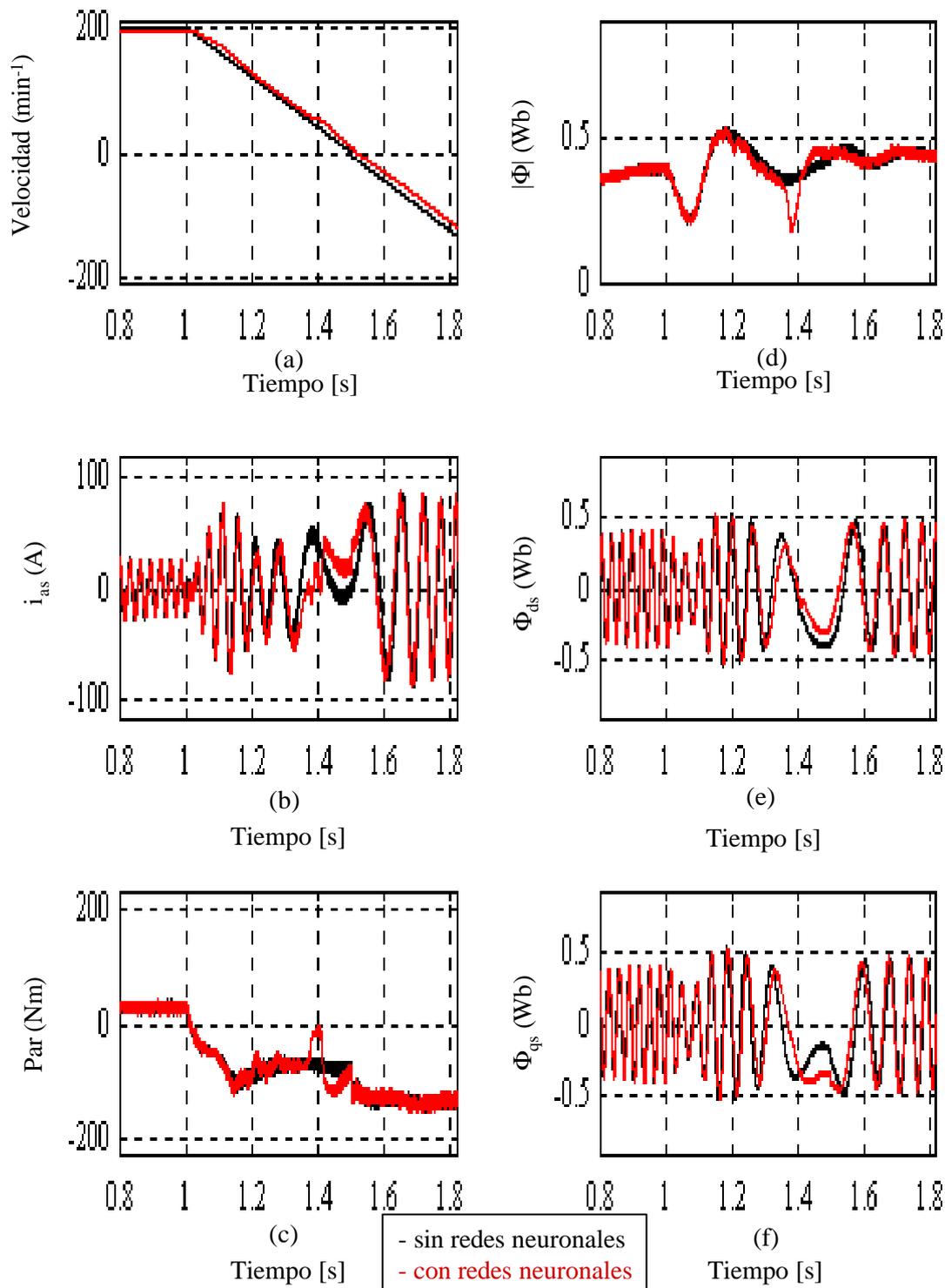


Fig. 6.4.2.10 Comparación entre el sistema de flujo orientado usando el método directo con y sin la red FIRANN y con realimentación de velocidad en el intervalo de 0,8s a 1,8 s (incluyendo los controladores PI).

- (a) Velocidad.
- (b) Corriente de fase "a".
- (c) Par.
- (d) Flujo.
- (e) Flujo de eje directo.
- (f) Flujo de eje transversal.

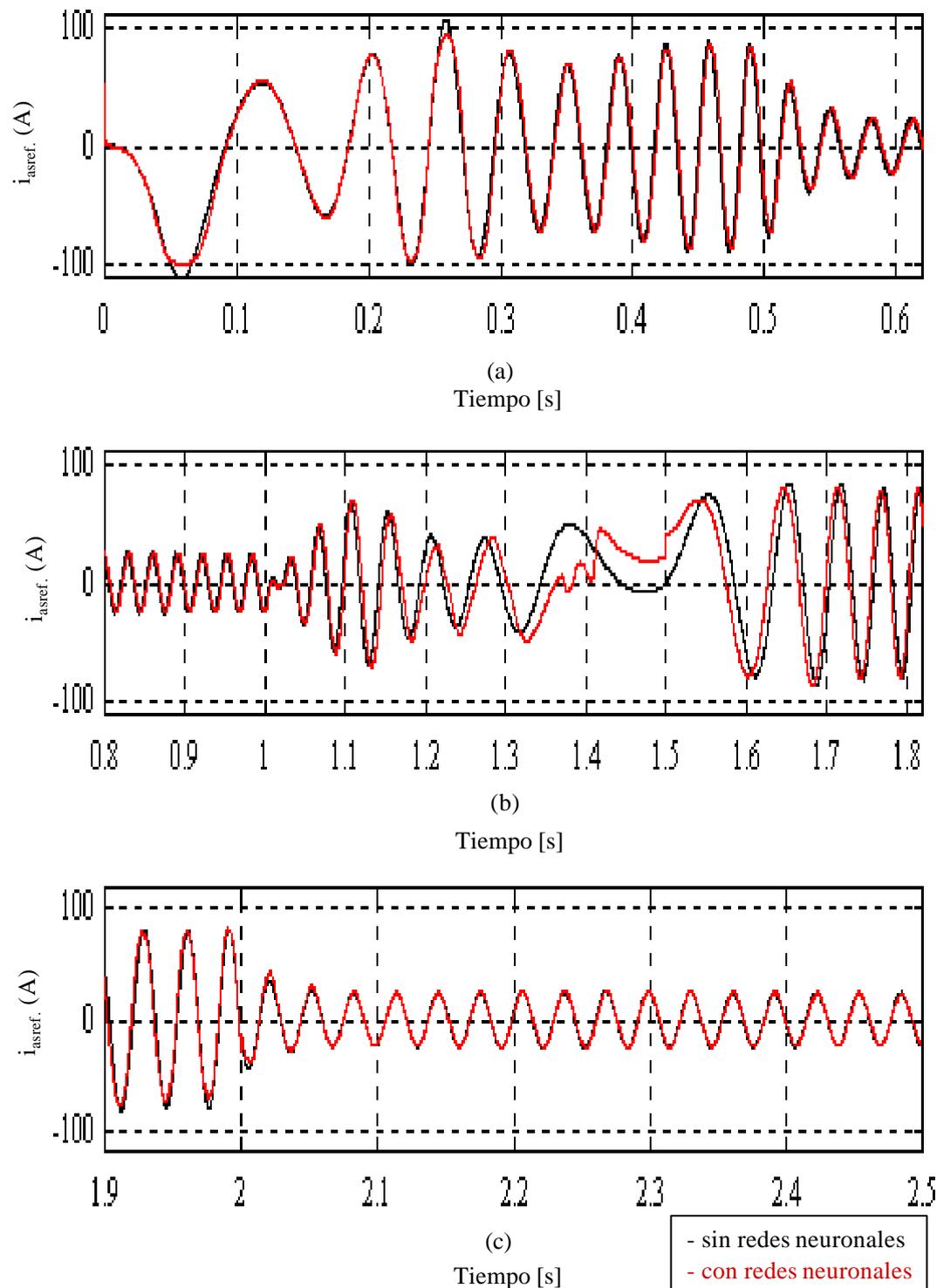


Fig. 6.4.2.11 Comparación entre el sistema de flujo orientado usando el método directo con y sin la red FIRANN y con realimentación de velocidad para la referencia de corriente del estator (incluyendo los controladores PI).

- (a) en el intervalo de 0,0 s a 0,6 s.
 (b) en el intervalo de 0,8 s a 1,8 s.
 (c) en el intervalo de 1,9 s a 2,5 s.

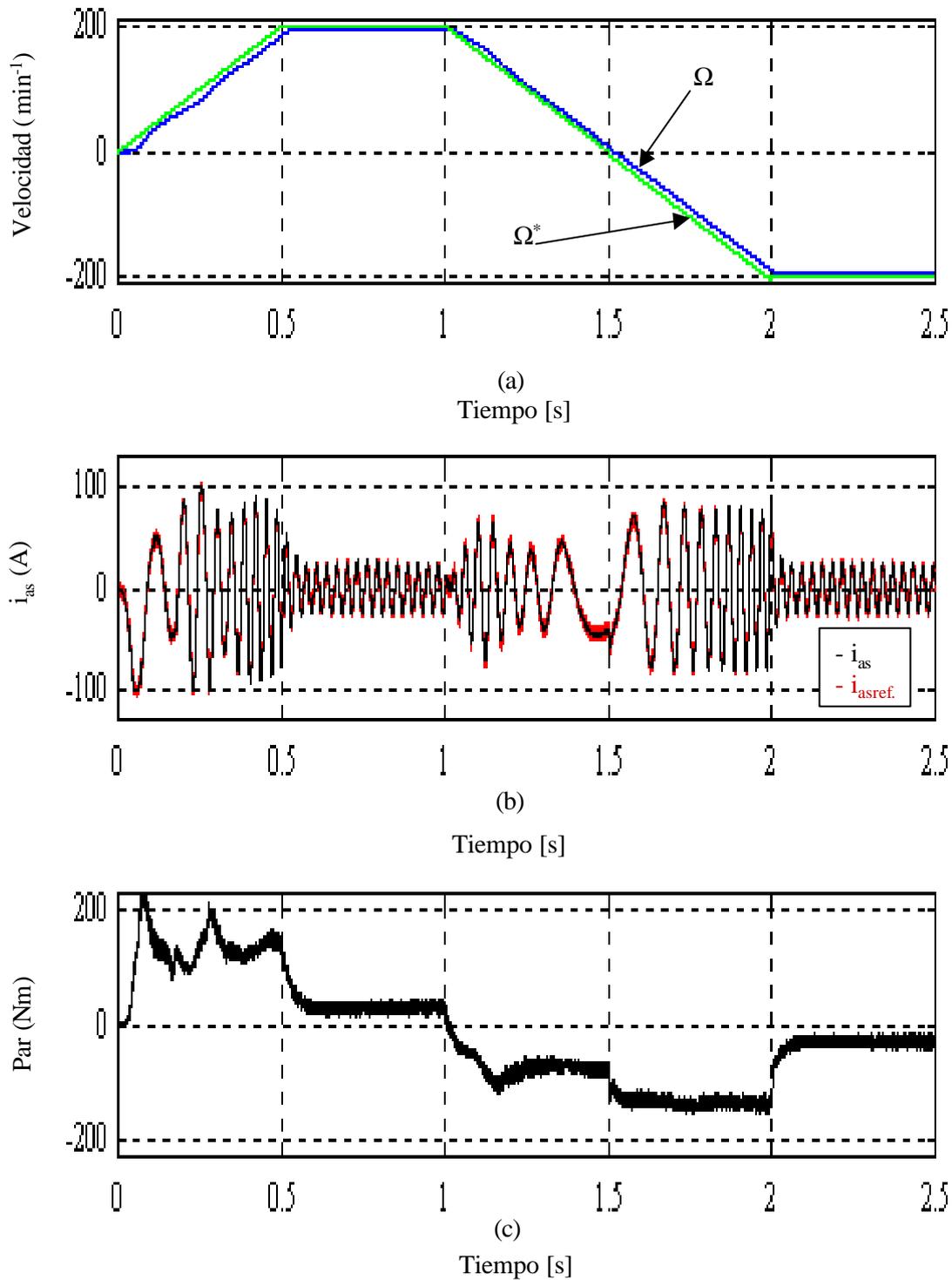


Fig. 6.4.2.12 Comportamiento del sistema de flujo orientado usando el método directo con red FIRANN y con realimentación de velocidad (incluyendo la mayor parte del sistema de control dentro de la red).

(a) Velocidad (real y consigna).

(b) Corriente de fase "a".

(c) Par.

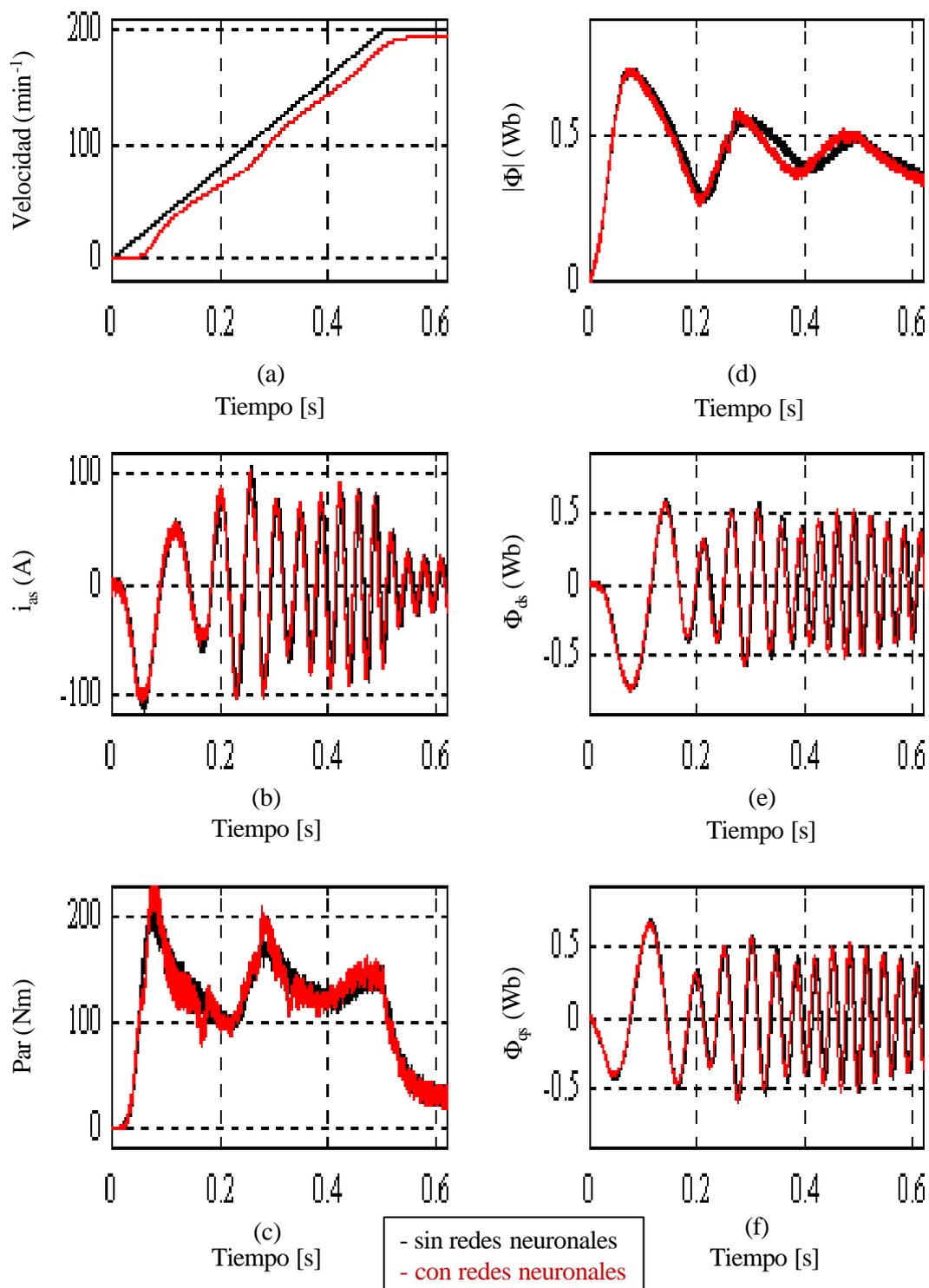


Fig. 6.4.2.13 Comparación entre el sistema de flujo orientado usando el método directo con y sin red FIRANN y con realimentación de velocidad en el intervalo de 0,0 s a 0,6 s (se incluye la mayor parte del sistema de control dentro de la red).

- (a) Velocidad.
 (b) Corriente de fase "a".
 (c) Par.
 (d) Flujo.
 (e) Flujo de eje directo.
 (f) Flujo de eje transversal.

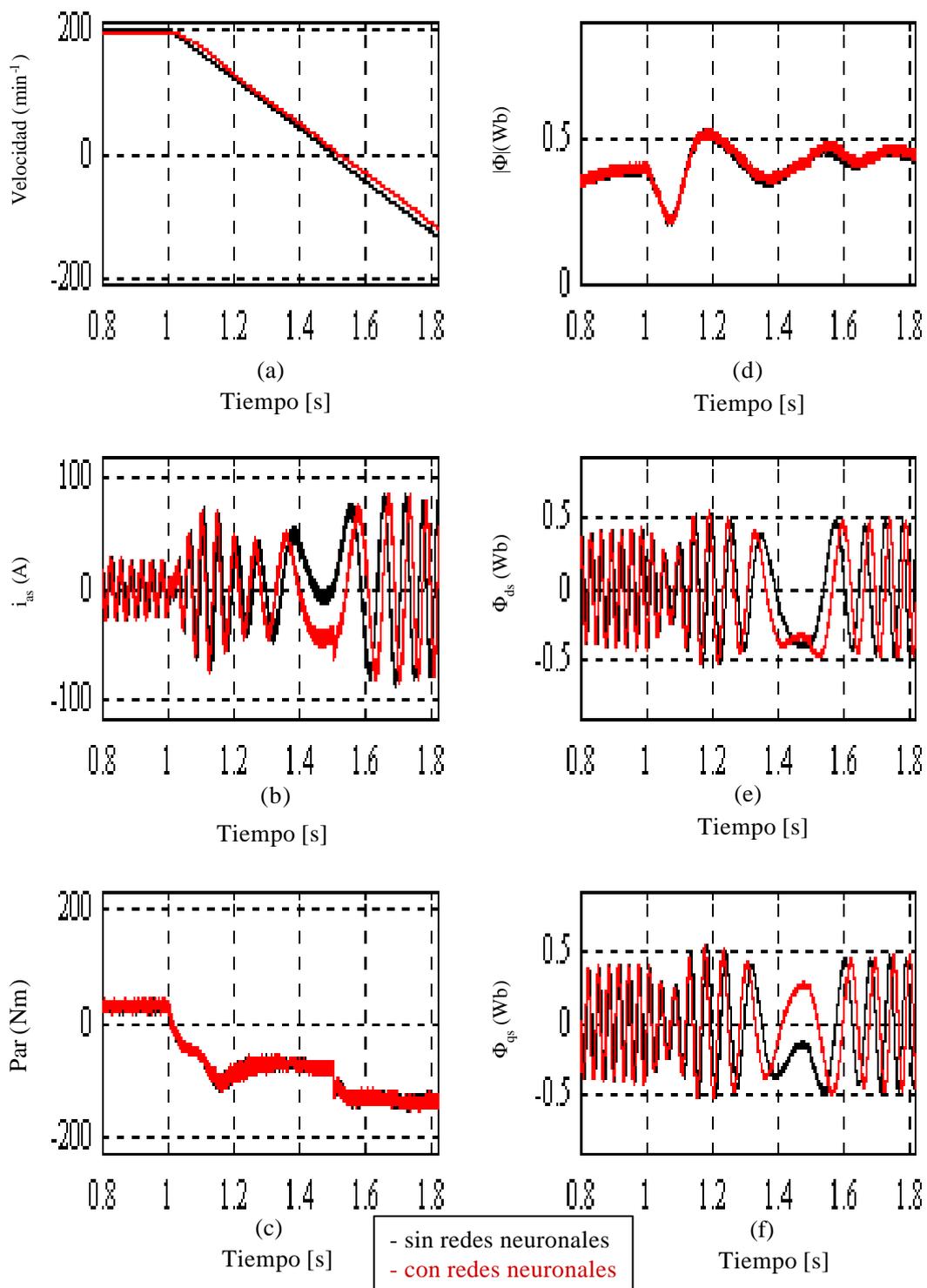


Fig. 6.4.2.14 Comparación entre el sistema del flujo orientado usando el método directo con y sin red FIRANN y con realimentación de velocidad en el intervalo de 0,8 s a 1,8 s (incluyendo la mayor parte de sistema de control).

- (a) Velocidad.
 (b) Corriente de fase "a".
 (c) Par.
 (d) Flujo.
 (e) Flujo de eje directo.
 (f) Flujo de eje transversal.

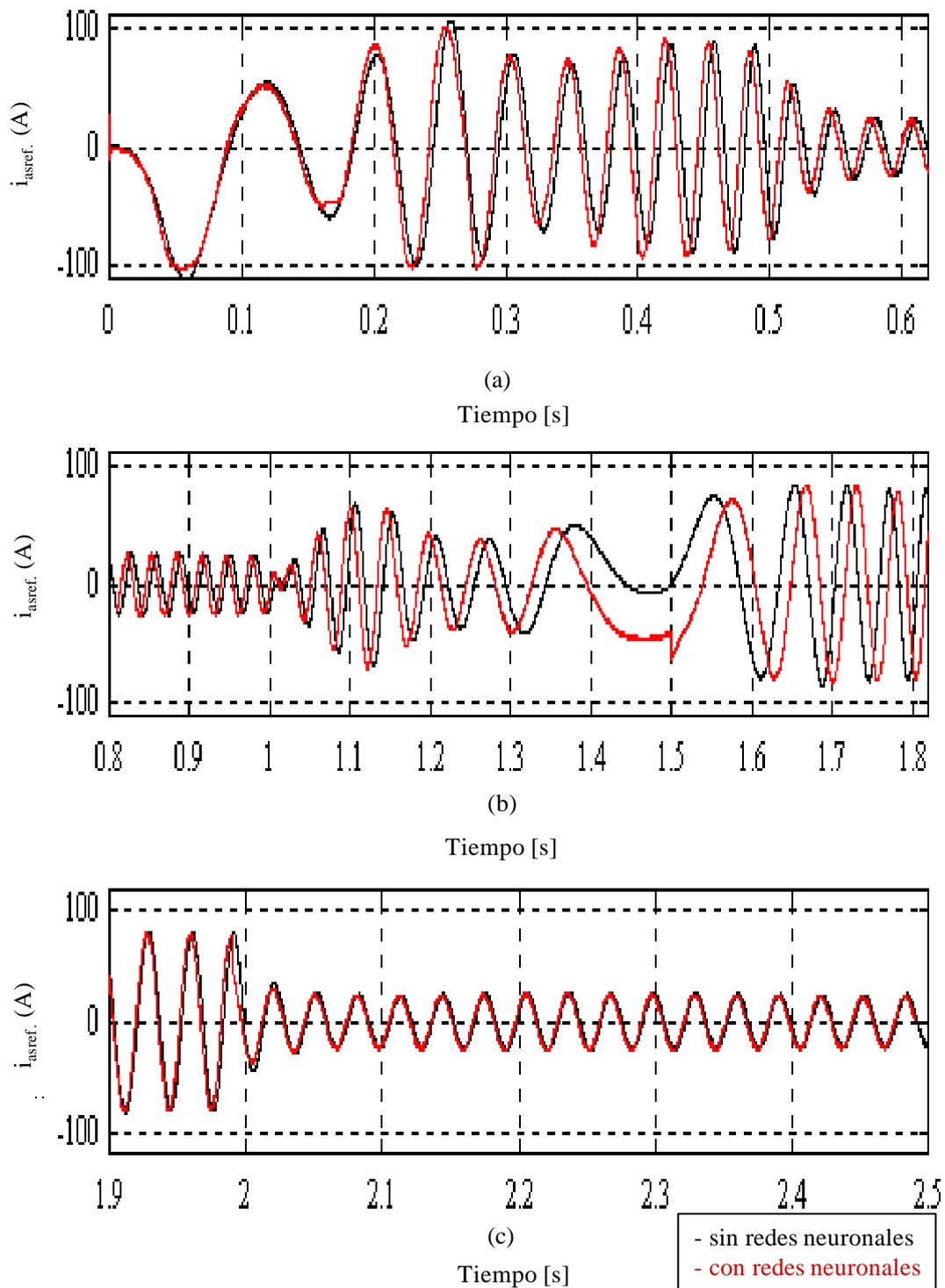


Fig. 6.4.2.15 Comparación entre el sistema de flujo orientado usando el método directo con y sin red FIRANN y con realimentación de velocidad para las corrientes de referencia del estator (se incluye la mayor parte del sistema del control).

(a) en el intervalo de 0,0 s a 0,6 s.

(b) en el intervalo de 0,8 s a 1,8 s.

(c) en el intervalo de 1,9 s a 2,5 s.

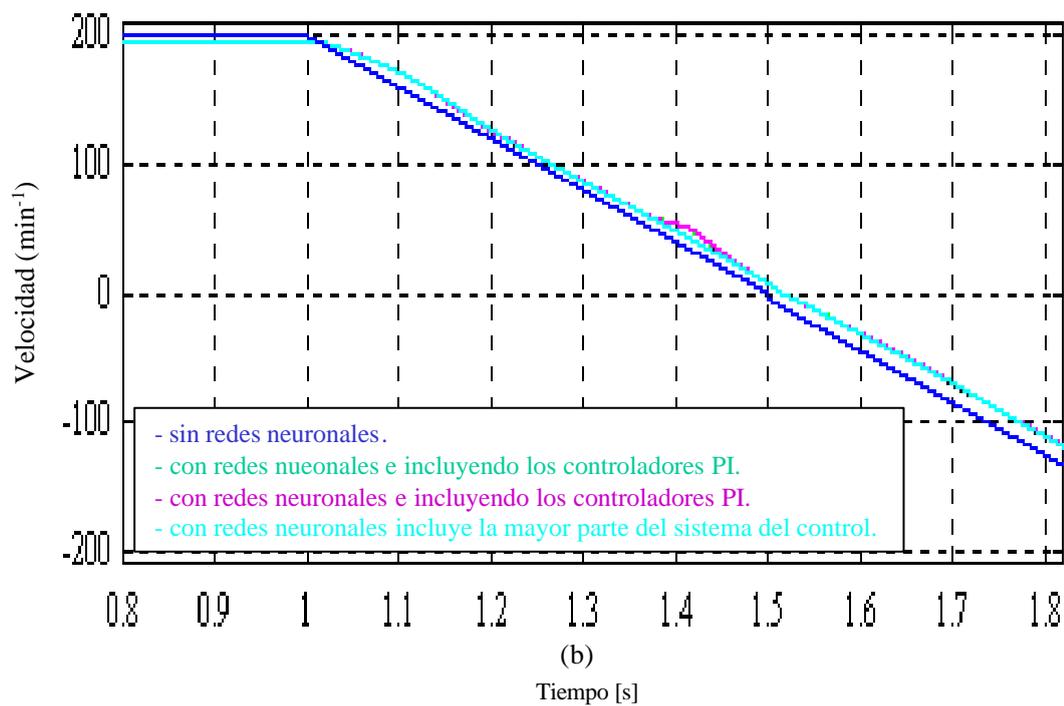
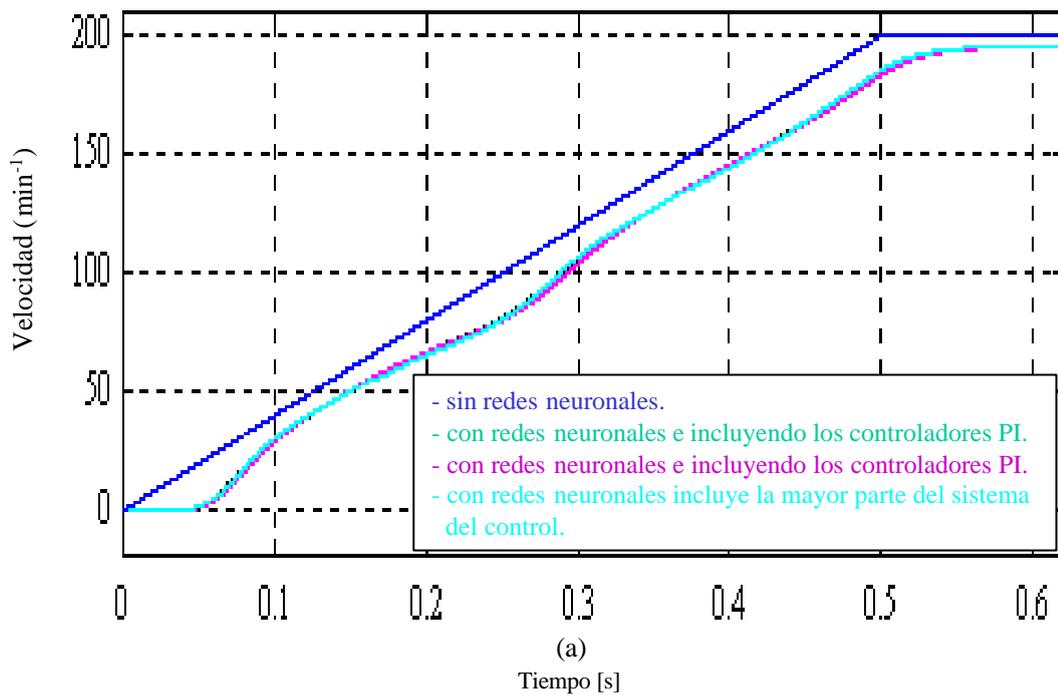


Fig. 6.4.2.16 Comparación entre el sistema tradicional y los sistemas con redes FIRANN de campo orientado usando el método directo y con realimentación de velocidad del motor.
 (a) en el intervalo de 0,0 s a 0,6 s.
 (b) en el intervalo de 0,8 s a 1,8 s.

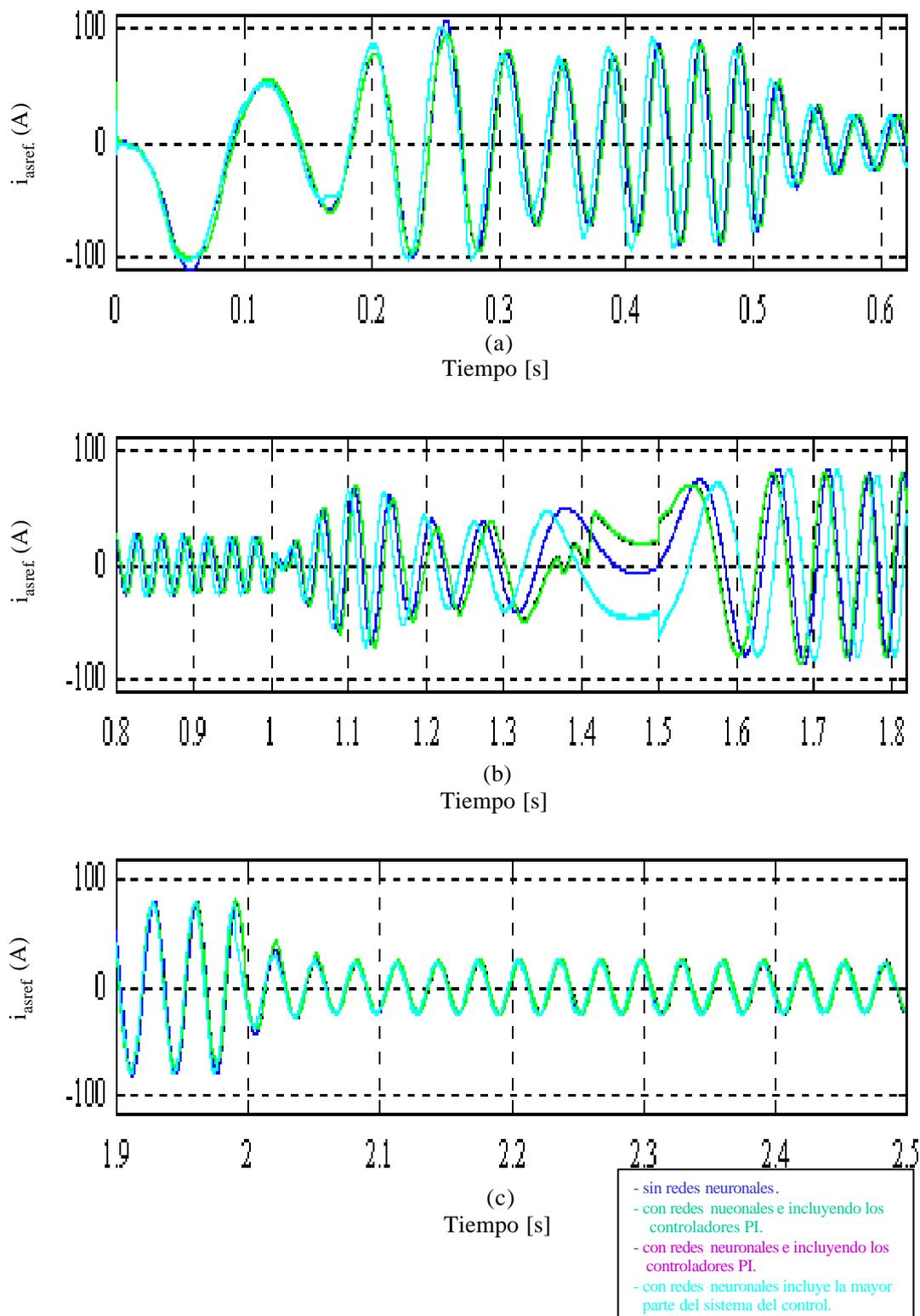


Fig. 6.4.2.17 Comparación entre el sistema tradicional y los sistemas con redes FIRANN de campo orientado usando el método directo y con realimentación de la velocidad para la corriente de referencia del estator.

(a) en el intervalo de 0,0 s a 0,6 s.

(b) en el intervalo de 0,8 s a 1,8 s.

(c) en el intervalo de 1,9 s a 2,5 s.

Capítulo 7 Implementación del sistema de control de flujo orientado por el método clásico directo y usando redes neuronales

7.1 Introducción

Vamos a presentar como se ha implementado físicamente el equipo para el control de un motor de inducción por el método directo clásico, y usando redes neuronales. La figura 7.1.1 muestra el diagrama de bloques del sistema de control.

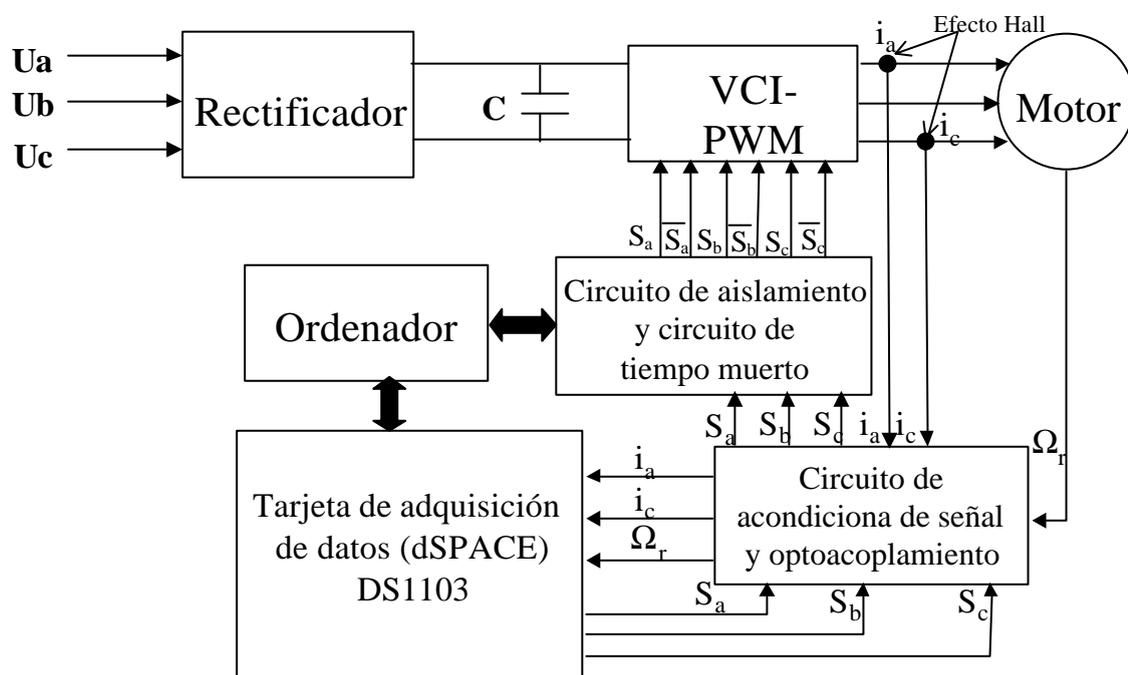


Fig. 7.1 Esquema del control vectorial.

Ambas alternativas de control (método clásico directo y redes neuronales) se han implementado mediante una tarjeta dSPACE “DS1103”. A partir de este esquema se realizó el montaje experimental de las figuras 7.1.2 y 7.1.3. Este montaje ha permitido hacer las

medidas necesarias para poder comparar el comportamiento del sistema bajo las alternativas propuestas.

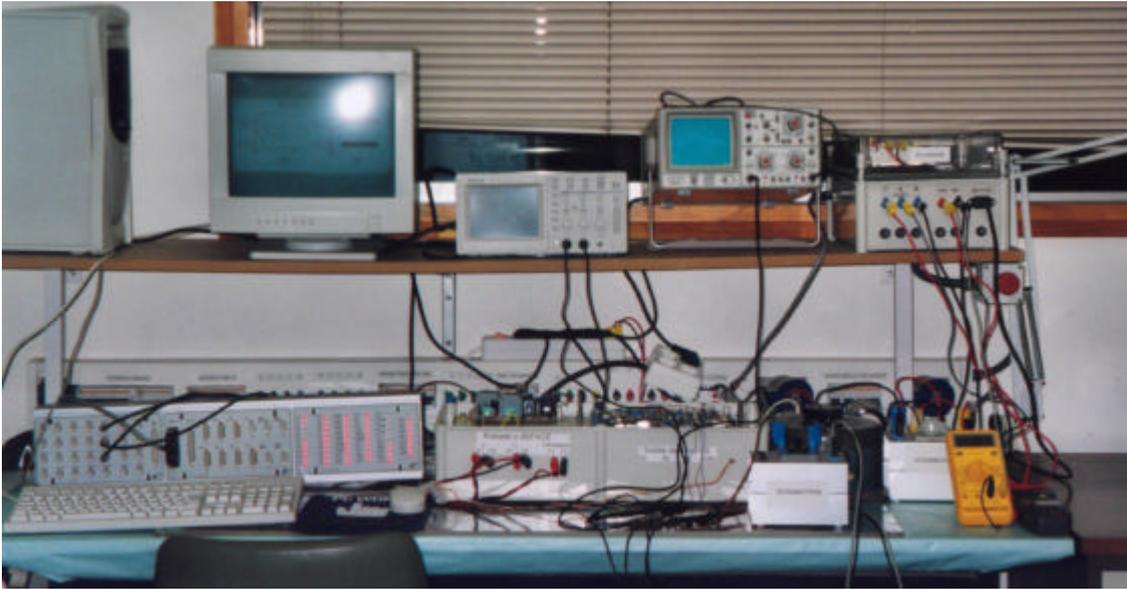


Fig. 7.1.2 El montaje experimental.

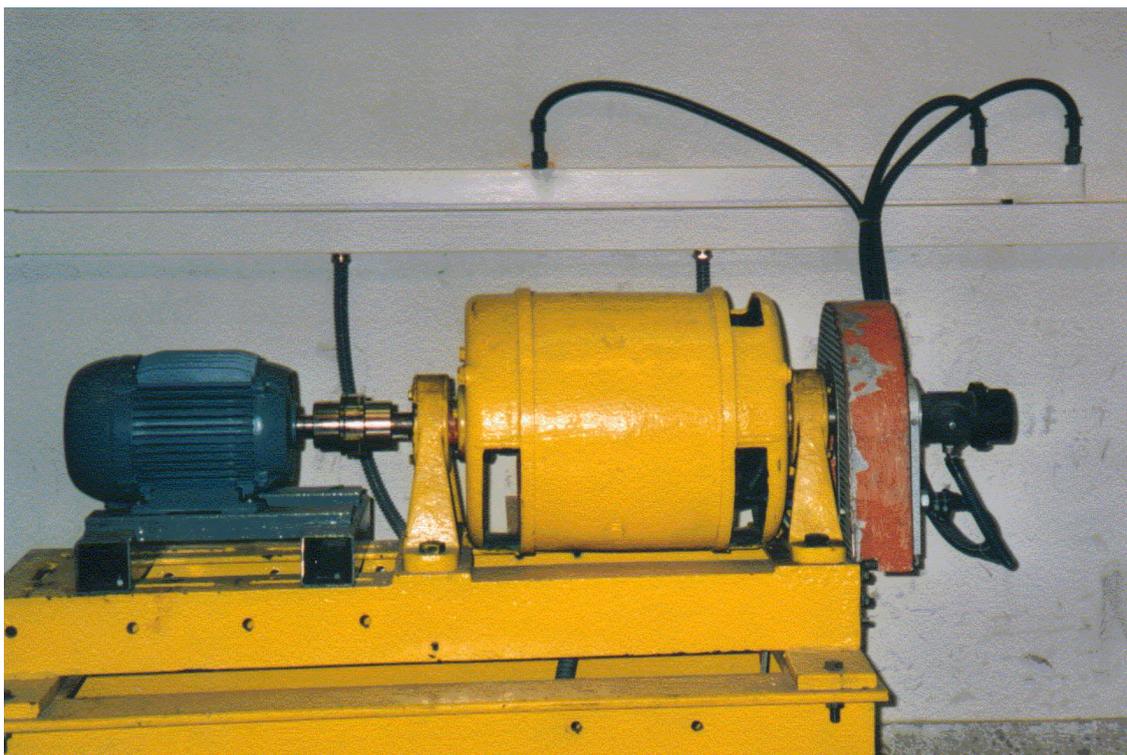


Fig. 7.1.3 la bancada del trabajo.

Para ello, se usa el circuito electrónico explicado en [22]. Este circuito tiene la ventaja de funcionar solo o conectado a un ordenador, está compuesto de cuatro subcircuitos: un inversor con PWM, un controlador de corriente de histéresis, un controlador de histéresis mejorado y un microinterruptor para elegir el tipo del inversor. Además, se pueden generar señales

digitales para el inversor por medio del ordenador u otro circuito [101 y 102]. Las entradas del circuito son la magnitud y la frecuencia de las ondas de referencia de la tensión o de la corriente que pueden ser controladas y ajustadas externamente mediante un ordenador o por de propio circuito, mediante un interruptor selector. La figura 7.1.4 muestra las partes principales de este circuito, del cual usaremos las unidades que miden la velocidad, las corrientes del estator del motor y el circuito optoacoplador.

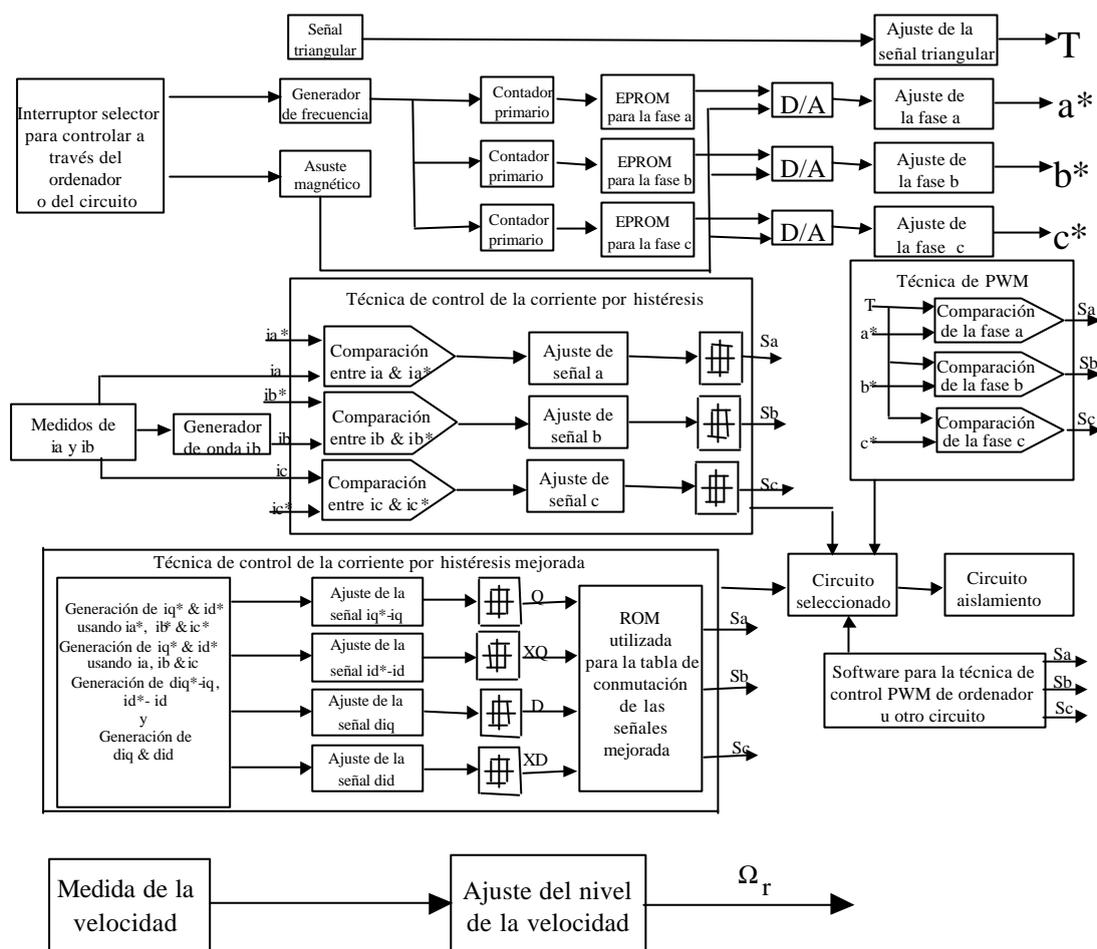


Fig. 7.1.4 Circuito de medidas y aislamiento.

7.2 Implementación del sistema de flujo orientado usando el método directo

El sistema real del flujo orientado usando el método directo se implementa mediante el Simulink del MATLAB usando el RTI (Real Time Interface) de la tarjeta DS1103. La figura 7.2.1 muestra el diagrama de bloques del sistema empleados. La medida de la velocidad entra a través del bloque, "Convertidor analógico a digital de la velocidad", DS1103ADC_C17, y las corrientes de las fases "a" y "c" a través de los bloques convertidores analógico/digitales, DS1103_C18 y DS1103_C19. El filtro se usa para eliminar el ruido de la señal de velocidad y ajustar el nivel requerido al sistema y las ganancias de las corrientes. El bloque

DS1103BIT_OUT_GO se utiliza para las señales digitales requeridas (S_a , S_b y S_c) del sistema de control del flujo orientado al inversor. El resto del sistema se explicó anteriormente.

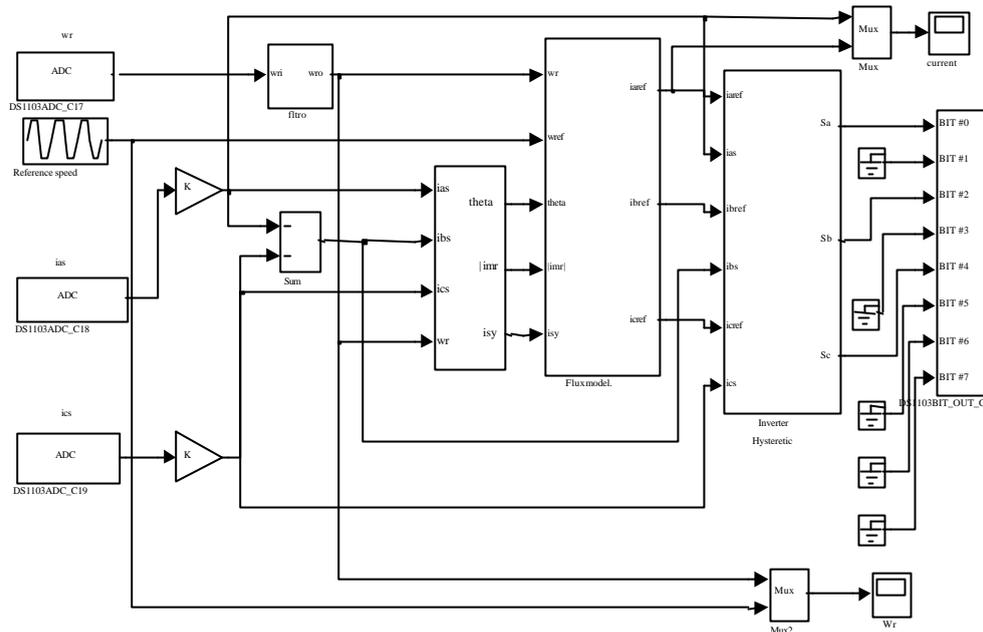


Fig. 7.2.1 Sistema de flujo orientado usando el método directo.

Luego se instala el modelo del sistema y se carga en la tarjeta. Todas las partes del modelo y sus señales se graban en la tarjeta.

7.3 Comportamiento del sistema del flujo orientado clásico usando el método directo

El comportamiento de este sistema se muestra en la figura 7.3.1. En este apartado se usó un motor de trifásico de 1,34 kW cuyos parámetros se muestran en el apéndice A. La velocidad real y su consigna, y la corriente de la fase “a”.

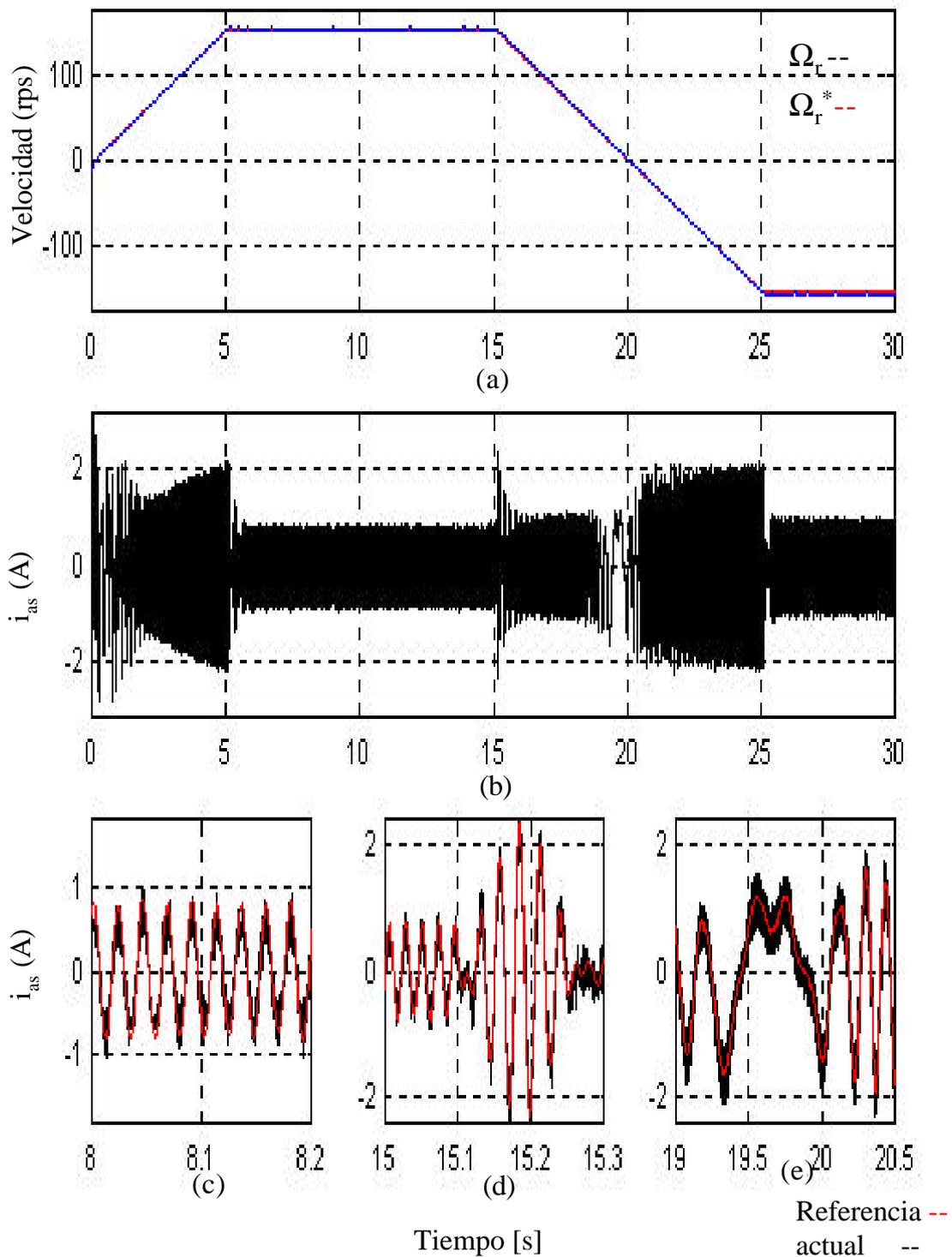


Fig. 7.3.1 Comportamiento del sistema de flujo orientado clásico usando el método directo.
 a) Característica temporal de la consigna de velocidad y la respuesta de velocidad Ω_r .
 b), c), d) y e) Características de las corrientes estáticas de consigna y reales para diferentes intervalos temporales.

7.4 Implementación del sistema de control por flujo orientado utilizando redes neuronales FIRANN

La figura 7.4.1 muestra el diagrama de bloques del sistema de control por flujo orientado usando el método directo y las redes neuronales FIRANN. Se eligió una estructura de 5-20-15-3 neuronas en las respectivas capas. Sus cinco entradas son: $|\dot{i}_{mr}|$, \dot{i}_y , $\sin \theta$, $\cos \theta$ y el error entre la consigna de velocidad y la velocidad de rotor. Las salidas son las referencias de las corrientes. Las entradas tienen cinco unidades del retardo de tiempo y las capas ocultas y la salida tienen tres unidades de retardo de tiempo respectivamente. La implementación del sistema con redes neuronales se instala en un sistema equivalente al utilizado sin redes neuronales explicado en la sección 7.2.

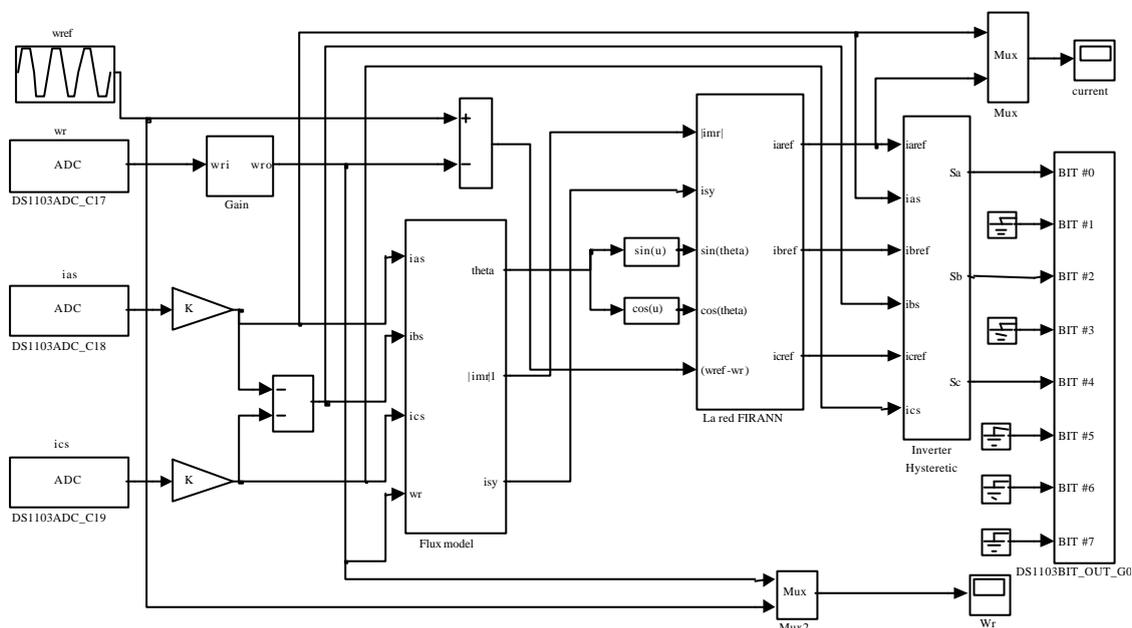


Fig. 7.4.1 Diagrama de bloques del control para el sistema de flujo orientado usando el método directo y redes neuronales artificiales.

7.5 Comportamiento del sistema de flujo orientado con redes neuronales FIRANN

El comportamiento de este sistema se muestra en la figura 7.5.1, donde aparecen la velocidad real y su consigna, la corriente de la fase a y los intervalos de tiempo para comparar corriente actual y la de referencia.

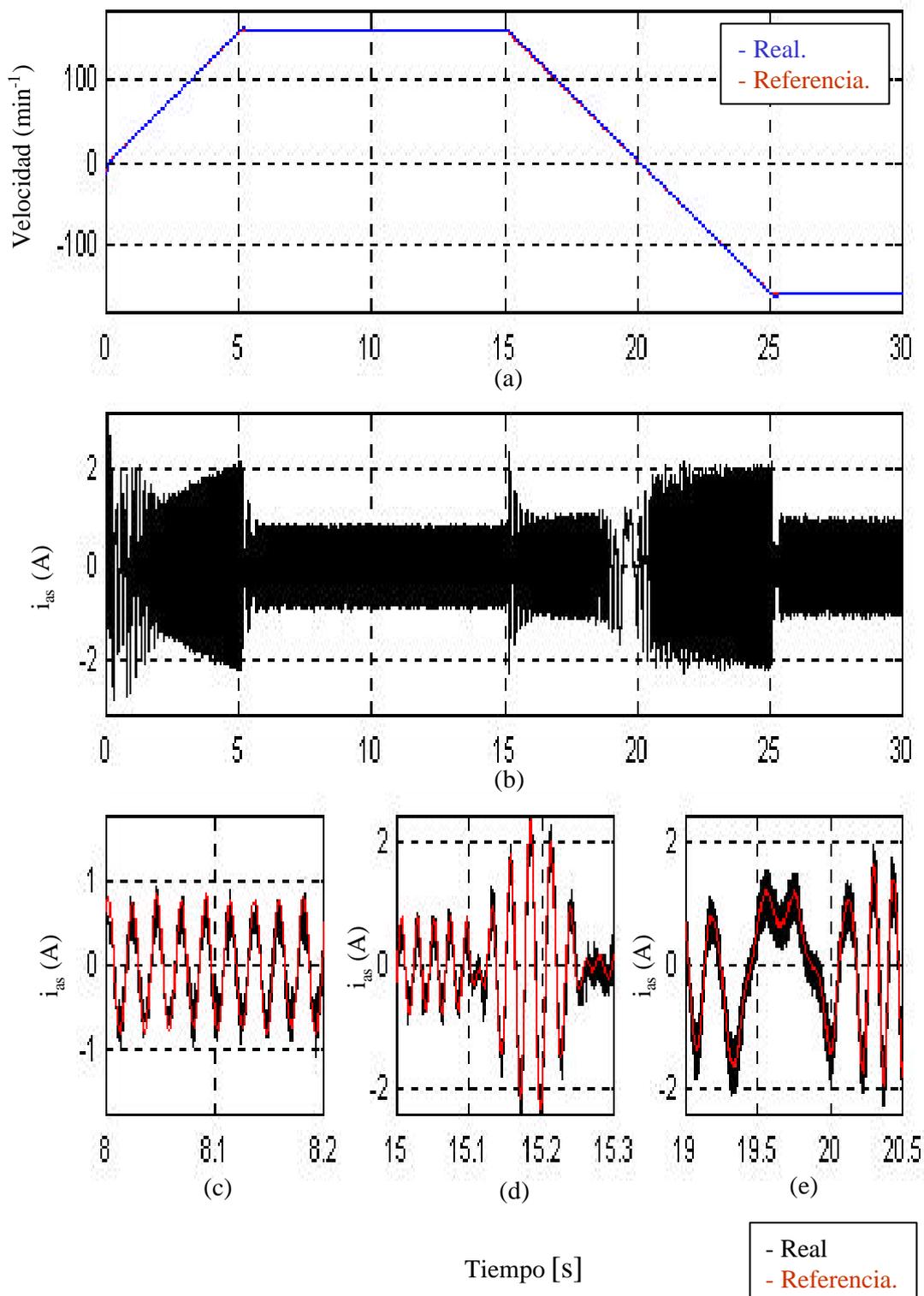


Fig. 7.5.1 Comportamiento del sistema del flujo orientado clásico usando el método directo con redes neuronales FIRANN.

a) Característica temporal de la consigna de velocidad y la respuesta de velocidad W_r .

b), c), d) y e) Características de las corrientes estáticas de consigna y reales para diferentes intervalos temporales.

7.6 Comparación entre el comportamiento del sistema usando redes neuronales FIRANN y sin ellas

En la figura 7.6.1 se muestran diversas gráficas en las cuales se pueden comparar la respuesta de la velocidad del sistema clásico y la del sistema con redes neuronales FIRANN frente a la señal de consigna de la velocidad. Se observa que la velocidad con la red FIRANN y con el sistema clásico siguen la consigna de la velocidad con un error aceptable entre $\pm 2,5\%$ a $\pm 4\%$.

La figura 7.6.2 muestra la comparación entre la corriente de referencia del sistema clásico y la del sistema con redes neuronales FIRANN para diferentes intervalos de tiempo. El error relativo de la corriente de referencia del sistema con redes neuronales no supera el 0,3%, por lo que ambas curvas son casi coincidentes.

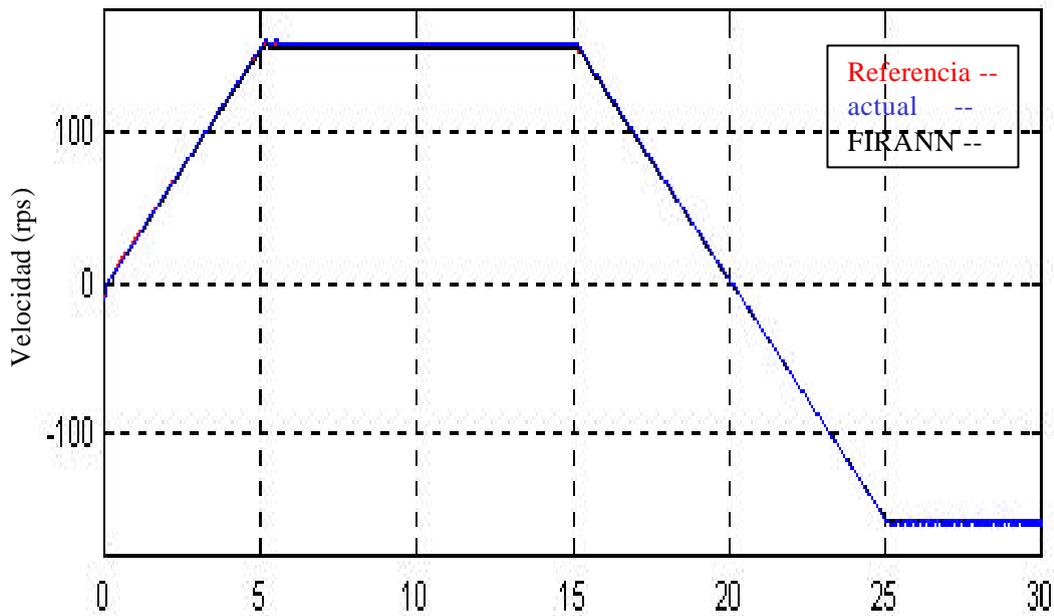
Las figuras 7.6.3 a 7.6.5 muestran la comparación entre la corriente obtenida por el sistema clásico y por el sistema que emplea redes neuronales FIRANN en los intervalos 8 s a 8,2 s, 15 s a 15,3 s y 19 s a 20,5 s. En este caso el error relativo de la corriente del sistema que emplea redes neuronales respecto al clásico no supera el 0,3%.

En las figuras 7.6.6 y 7.6.7 se han representado las pantallas empleadas para visualizar, mediante el "ControlDesk" del programa dSPACE, el comportamiento del sistema de control por campo orientado usando el método directo, sin y con redes neuronales artificiales respectivamente.

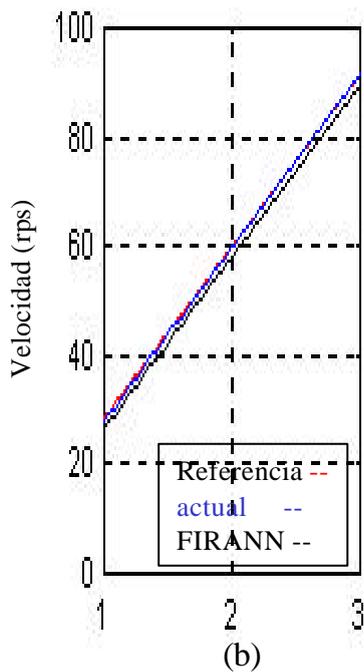
La figura 7.6.8 muestra la pantalla del "ControlDesk" de sistema con la red FIRANN en una prueba con patrones no incluidos en el entrenamiento.

Las figuras 7.6.9 a 7.6.11 muestran las pantallas del osciloscopio para las corrientes de las fases "a" y "c" para sistema de control por campo orientado usando el método directo.

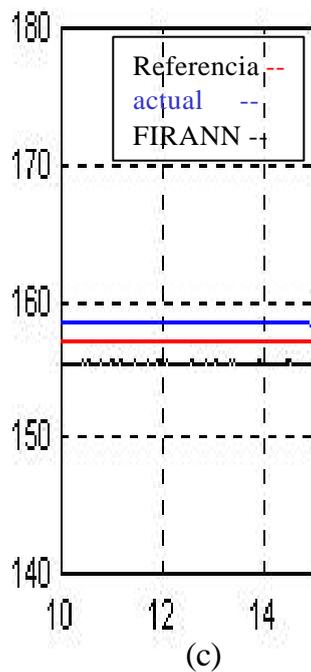
Las fotos del montaje experimental empleado en esta tesis doctoral se presentan en el apéndice B.



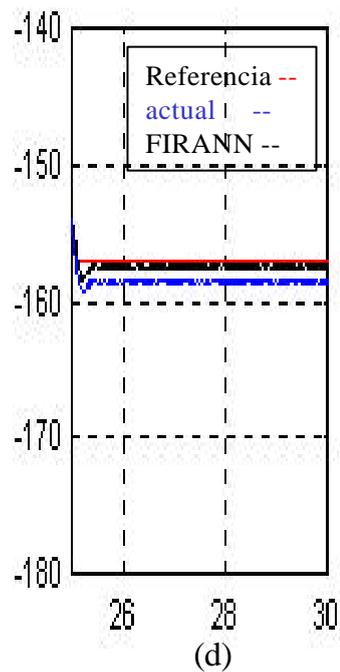
(a)



(b)



(c)



(d)

Tiempo [s]

Fig. 7.6.1 Comparación entre las velocidades (de consigna y de respuesta del sistema clásico y del sistema con redes neuronales FIRANN) para diferentes intervalos temporales:
 (a) de 0 a 30 s. (b) de 1 s a 3 s. (c) de 10 s a 15 s. (d) de 25 s a 30 s.

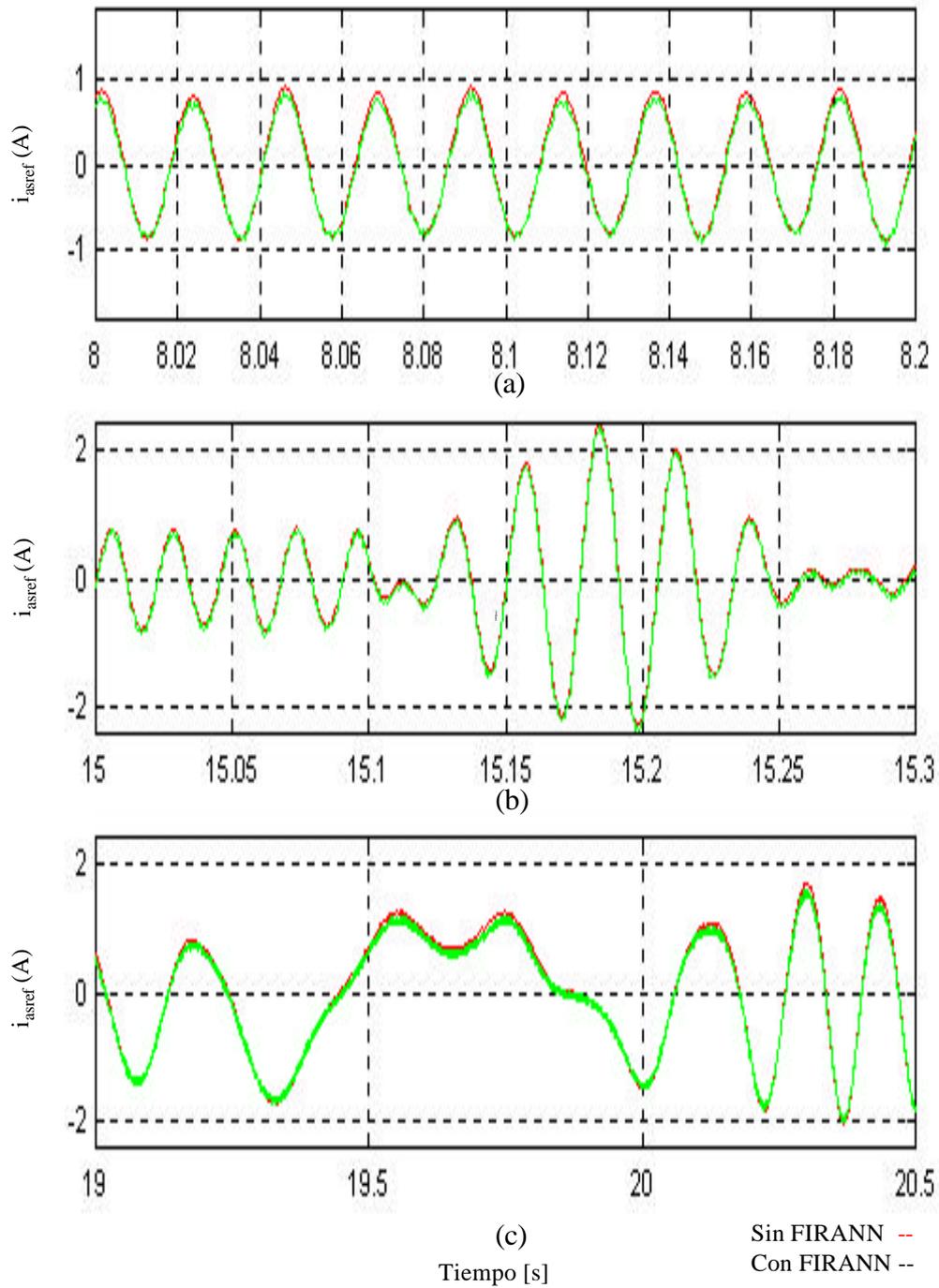
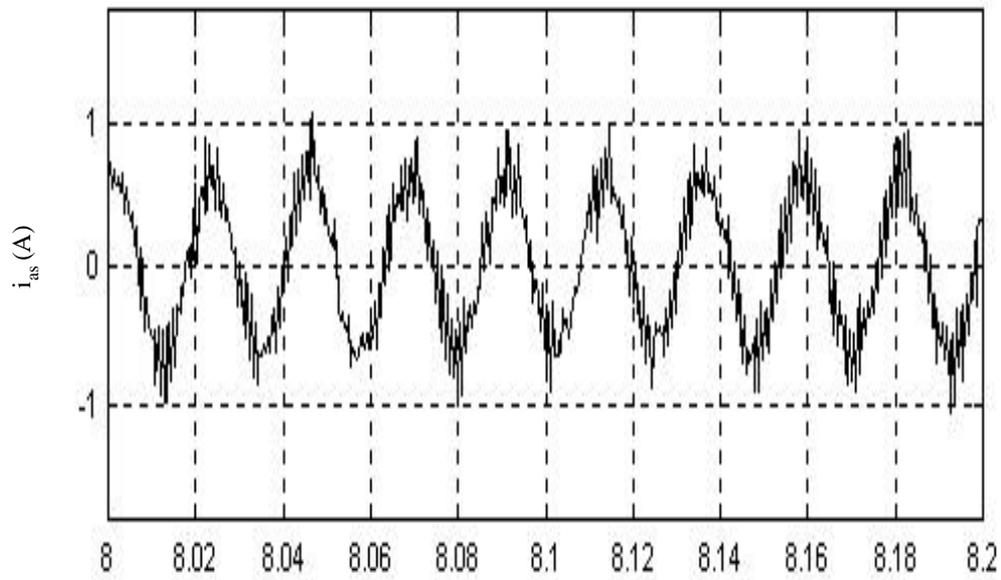
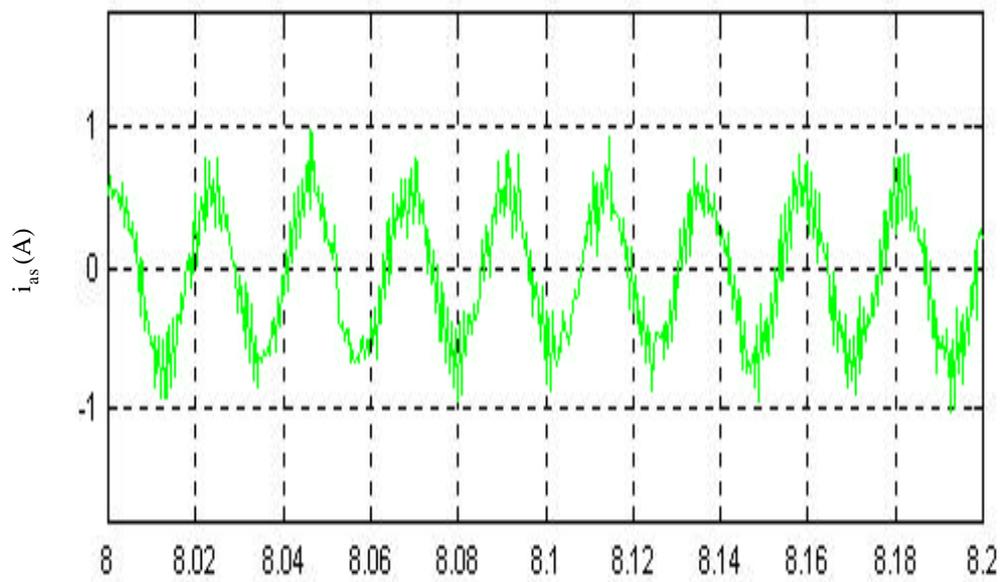


Fig. 7.6.2 Comparación entre la corriente de la fase "a" (del sistema clásico y del sistema con la red FIRANN) para diferentes intervalos de tiempo.
 (a) de 8 s a 8.2 s. (b) de 15 s a 15.3 s. (c) de 19 s a 20.5 s.



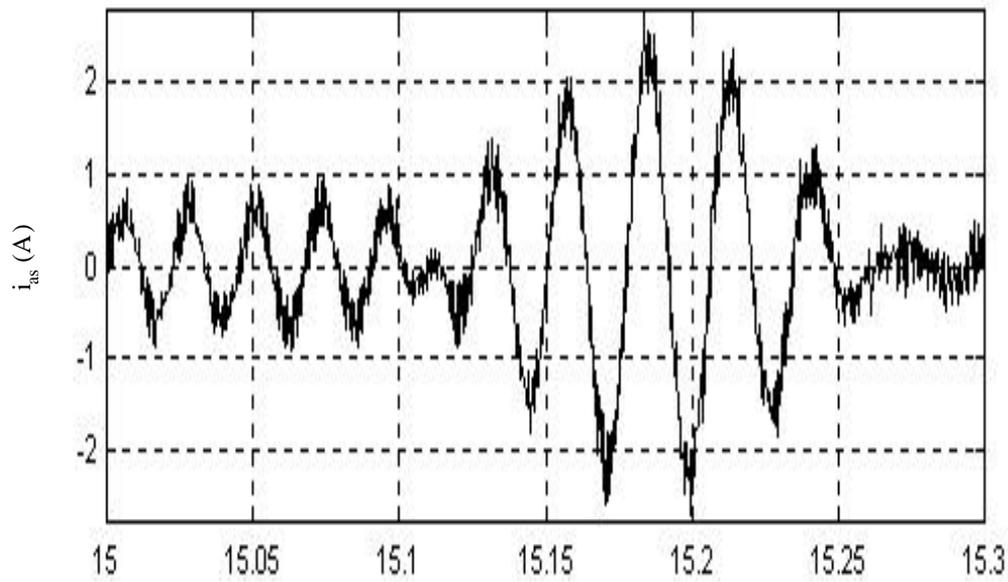
(a)



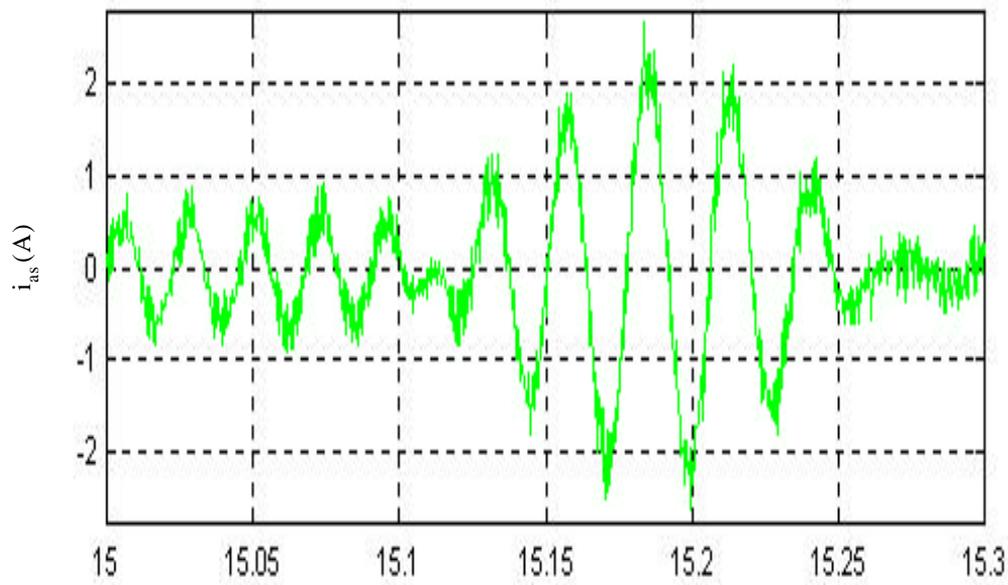
(b)

Tiempo [s]

Fig. 7.6.3 Comparación entre la corriente de la fase "a" del sistema clásico y la de la misma fase del sistema con redes neuronales FIRANN en el intervalo temporal de 8 a 8.2 s.
(a) Sistema clásico. (b) Con redes neuronales.



(a)



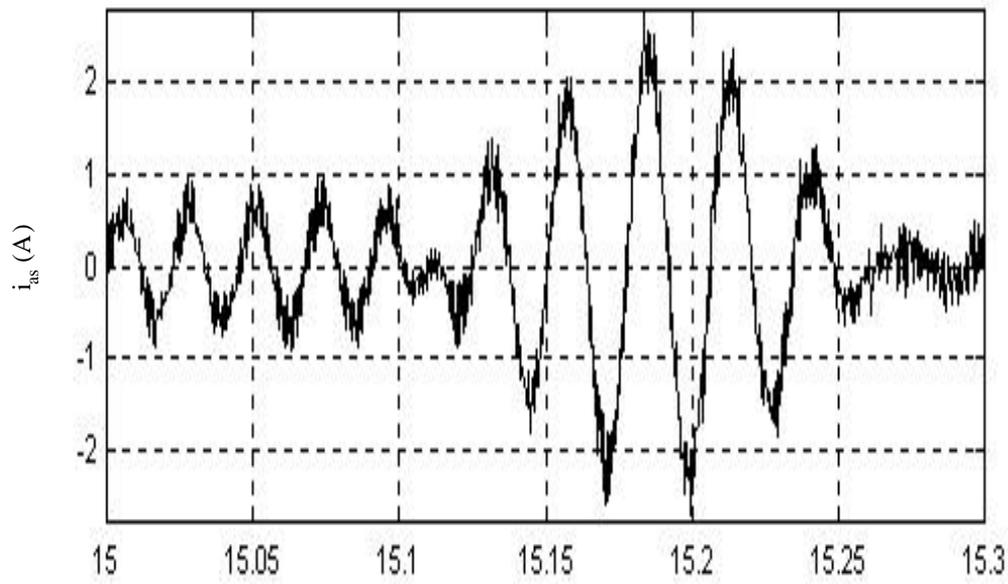
(b)

Tiempo [s]

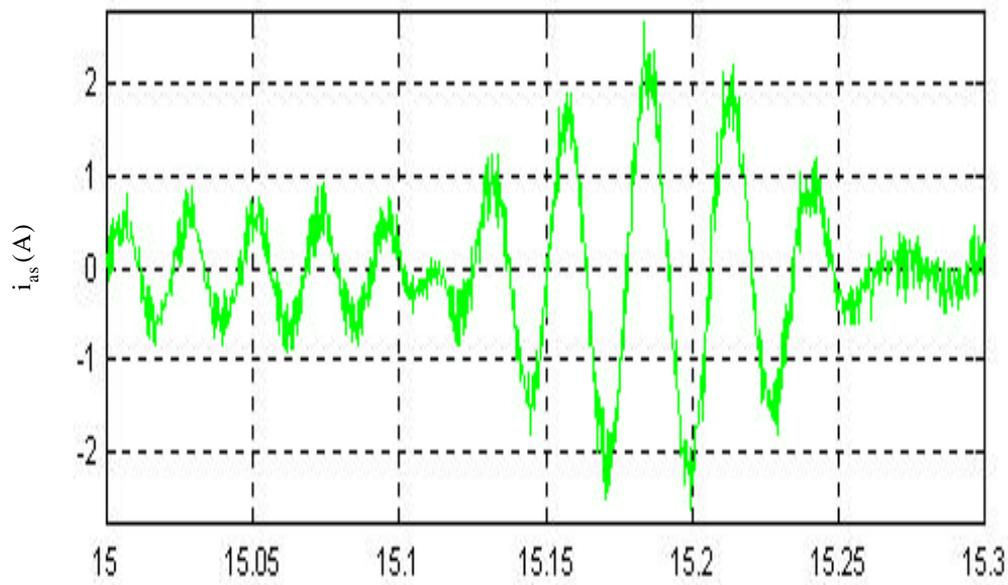
Fig. 7.6.4 Comparación entre las corrientes del sistema clásico y del sistema con redes neuronales FIRANN en el intervalo 15 s a 15.3 s.

(a) Sistema clásico.

(b) con redes neuronales.



(a)



(b)

Tiempo [s]

Fig. 7.6.5 Comparación entre las corrientes del sistema clásico y del sistema con redes neuronales FIRANN en el intervalo 19 s a 20.5 s.

(a) Sistema clásico.

(b) con redes neuronales.

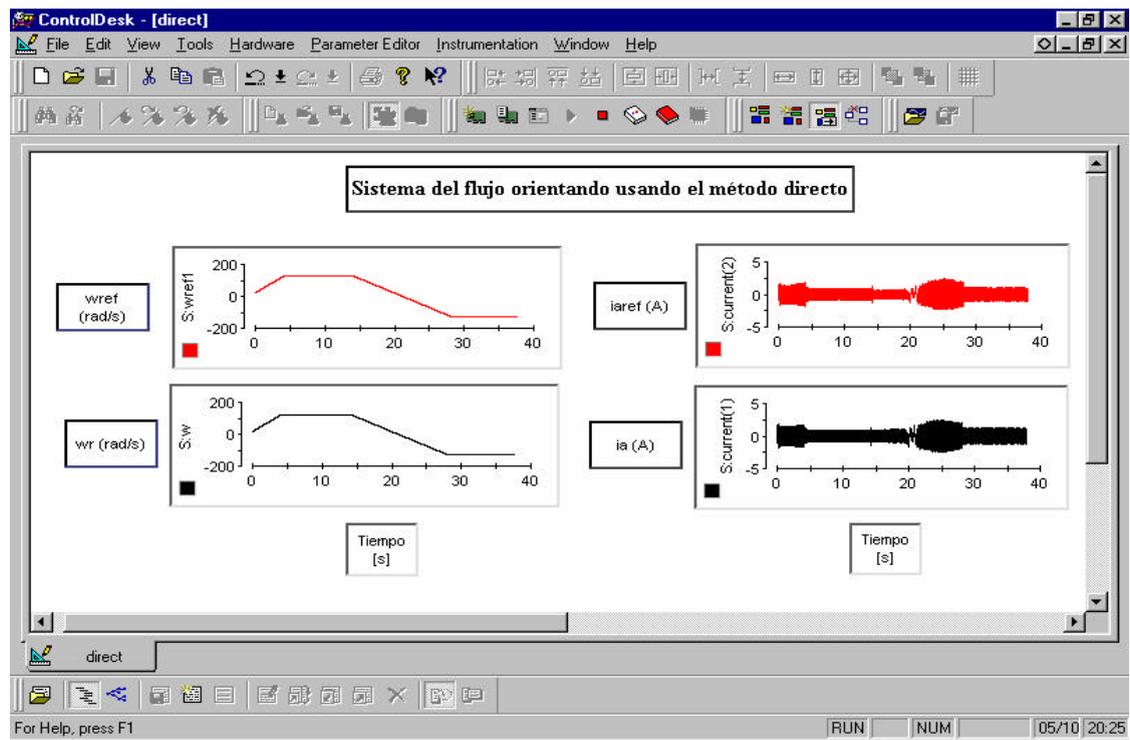


Fig. 7.6.6 Aspecto que presenta la pantalla empleada con la tarjeta dSPACE para visualizar el comportamiento del sistema de control por flujo orientado usando el método directo.

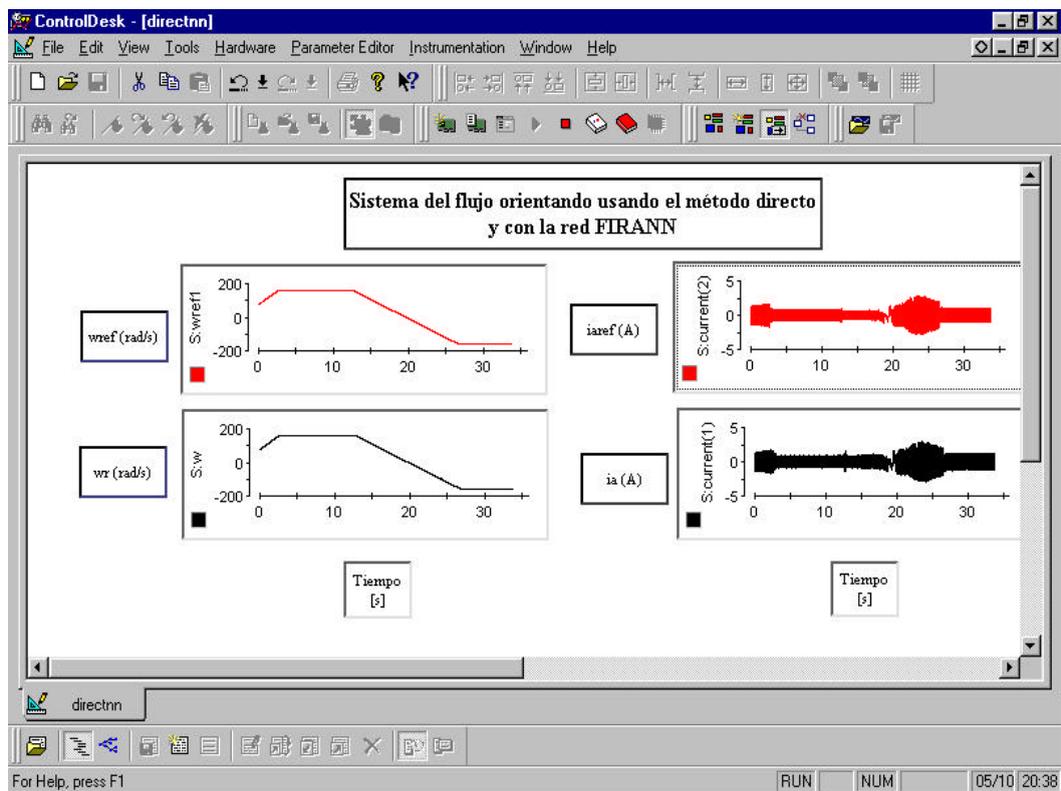


Fig. 7.6.7 Aspecto que presenta la pantalla empleada con la tarjeta dSPACE para visualizar el comportamiento del sistema de control por flujo orientado usando el método directo y con la red FIRANN.

Fig. 7.6.8 Aspecto que presenta la pantalla empleada con la tarjeta dSPACE para visualizar el comportamiento del sistema de control por flujo orientado usando el método directo y con la red FIRANN.

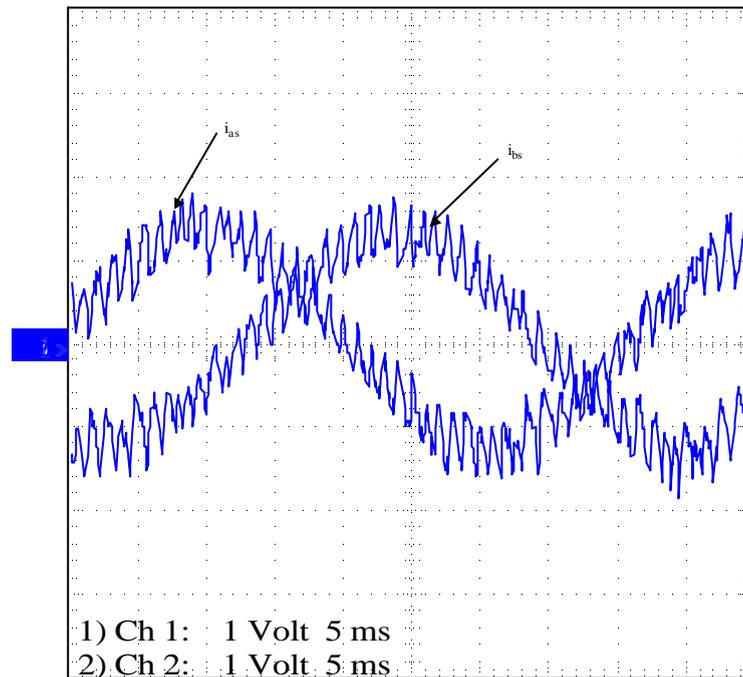
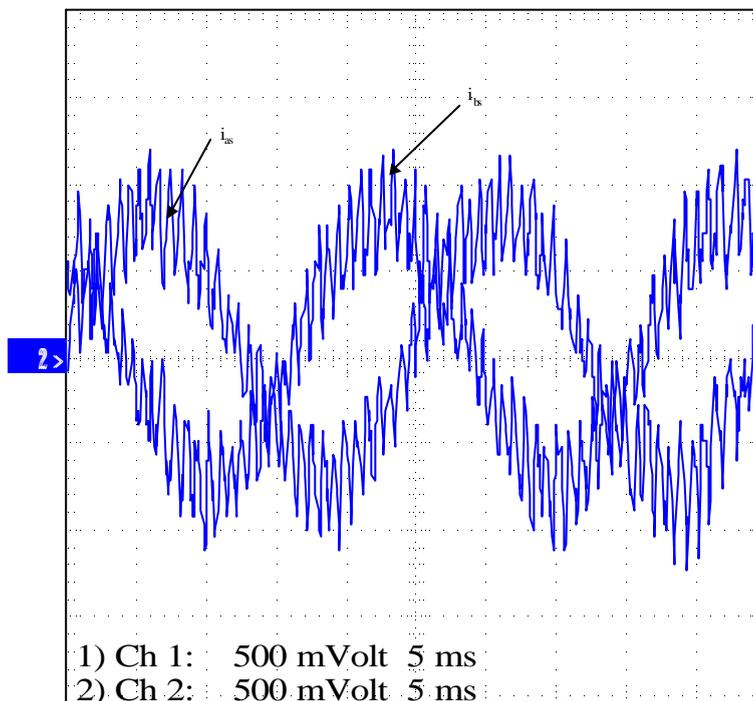


Fig. 7.6.9 Oscilogramas obtenidos de las corrientes de las fases "a" y "c" cuando el motor acelera.



7.6.10 Oscilogramas obtenidos de las corrientes de las fases "a" y "c" cuando la velocidad del motor es constante y de sentido positivo.

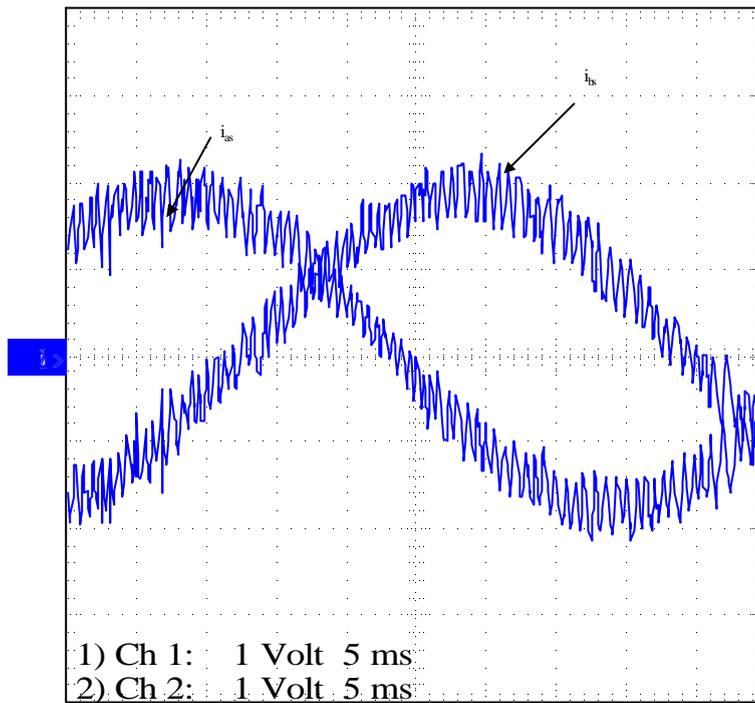


Fig. 7.6.11 Oscilogramas obtenidos de las corrientes de las fases "a" y "c" cuando la velocidad del motor cambia de sentido de positivo a negativo.

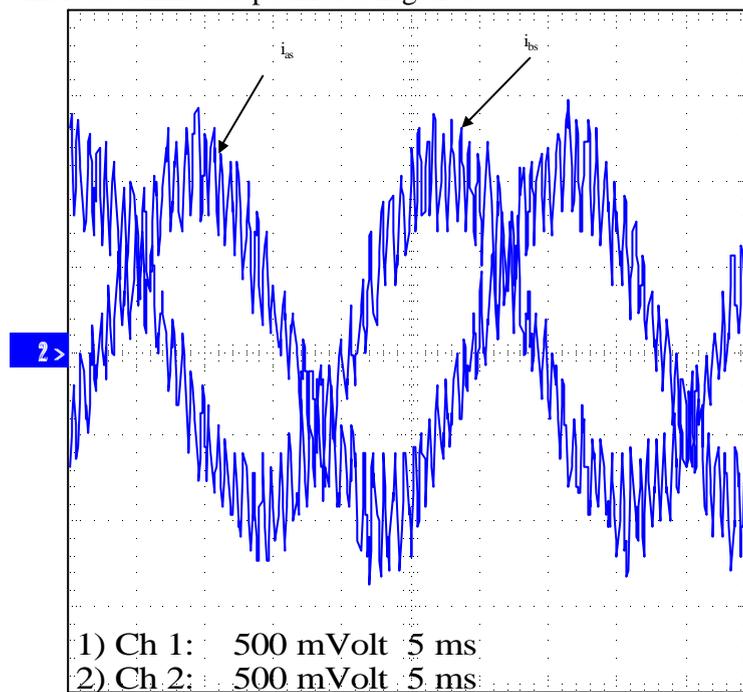


Fig. 7.6.12 Oscilogramas obtenidos de las corrientes de las fases "a" y "c" cuando la velocidad del motor es constante y de sentido negativo.

Capítulo 8 Conclusiones y recomendaciones

8.1 Generalidades

En esta tesis se ha abordado el tema de la aplicación de las redes neuronales a los sistemas de control vectorial de los motores de inducción. A tal fin, en las primeras fases del trabajo se desarrolló una potente herramienta informática con una “interface” gráfico programado con Matlab y descrita en el apéndice C, que nos facilitó la simulación de las diversas técnicas de control vectorial sobre los modelos encontrados en la bibliografía puntera sobre estos temas.

A partir de los resultados de las simulaciones hemos obtenido la primera base de patrones de entrenamiento y de prueba de las redes neuronales propuestas para los diferentes sistemas. Una vez entrenadas las mismas nos permitieron comparar los resultados obtenidos de las magnitudes fundamentales por ambos sistemas y colegir si los modelos y estructuras neuronales eran apropiados.

En fases posteriores se realizaron los trabajos experimentales necesarios en el laboratorio para su validación.

Elementos básicos de estas fases fueron el grupo máquina de corriente continua y motor de inducción con los respectivos sensores, convertidores y tarjeta de control dSPACE en la que se probaron los algoritmos clásicos de control y los nuevos algoritmos basados en redes neuronales artificiales.

A continuación vamos a describir de forma muy resumida las implementaciones realizadas y las conclusiones obtenidas tanto por simulación como por experimentación.

8.2 Implementaciones y conclusiones para el control directo del par

Implementación:

Se ha implementado redes neuronales para:

- Tabla de conmutaciones.
- Estimación de la señal del par electromagnético.
- Transformación de las tensiones de alimentación del sistema de referencia “abc” al sistema de referencia “dq”.
- Transformación de las corrientes de alimentación del sistema de referencia “abc” al sistema de referencia “dq”.

Conclusión:

- La red neuronal que emula la tabla de conmutación en un sistema DTC mostró un buen comportamiento y generalización en comparación con el método convencional y no depende de las posibles variaciones de los parámetros del motor.
- Las otras partes del DTC que se estiman con redes neuronales muestran también buenos resultados en comparación con el método tradicional y las diferencias de los datos obtenidos con ambos métodos no superan el 5%.
- Aunque existe un retardo de tiempo muy pequeño en la corriente de referencia del sistema en los controles implementados con redes neuronales, la respuesta del motor y las magnitudes del sistema no se ven afectada por el mismo.

8.3 Implementaciones y conclusiones para el campo orientado por el método indirecto

Implementación:

- Las redes neuronales FIRANN se han implementado para el método indirecto del control de campo orientado sin realimentación de la velocidad para estimar las corrientes de referencia.
- Las redes neuronales FIRANN se han implementado para el método indirecto del control de campo orientado con realimentación de la velocidad para estimar las corrientes de referencia.

Conclusiones:

- La respuesta del control del método indirecto de campo orientado con realimentación de velocidad y con redes neuronales mostró un mejor comportamiento que en el caso sin realimentación de velocidad y con redes neuronales.
- La diferencia relativa máxima para el sistema de control del método indirecto de campo orientado sin realimentación de la velocidad, entre las corrientes de referencia con control clásico y con control utilizando redes neuronales es aproximadamente del 7%. La respuesta del par y de la velocidad para este caso son mejores y la diferencia no supera el 5%.
- Para el sistema de control por método indirecto de campo orientado con realimentación de la velocidad la diferencia entre las corrientes de referencia del estator con el control clásico y con control utilizando redes neuronales se mantuvo dentro del 3%.

8.4 Implementaciones y conclusiones para el campo orientado por el método directo

Implementación:

- Las redes neuronales FIRANN se han implementado para el caso del control del campo orientado por el método directo con realimentación de velocidad, estimando las corrientes de referencia del estator sin incluir el PI dentro de la red neuronal FIRANN.
- Se probó el caso anterior incluyendo el PI dentro de la red neuronal previamente entrenada.
- Las redes neuronales FIRANN se han implementado para sustituir la mayor parte del sistema de control del campo orientado por el método directo.

Conclusiones:

- El sistema implementado con redes neuronales que sustituye la mayor parte del control del campo orientado presentó mejor comportamiento que los sistemas más pequeños con y sin PI.
- Se comprobó que no hay diferencia entre el sistema que incluye el controlador PI dentro de la red neuronal FIRANN y el que lo deja fuera de la misma por lo que no lo incluiremos en nuestro trabajo final.

Todas las redes neuronales explicadas anteriormente se probaron como partes del conjunto de los sistemas de control. Se puede notar que tienen algunas diferencias en las respuestas de las corrientes de referencia del estator en los sistemas con red FIRANN (especialmente en el sistema de campo orientado usando el método indirecto sin realimentación de la velocidad) pero no afectan al comportamiento del motor porque estas últimas siguen a las corrientes de referencia.

8.5 Implementación real del esquema del control de flujo orientado por el método clásico y usando redes neuronales

Implementación:

- Se implementaron ambas alternativas de control de flujo orientado (método clásico y redes neuronales artificiales tipo FIRANN) mediante una tarjeta dSPACE “DS1103”.

Conclusiones:

- Debido a la rapidez de esta tarjeta, no se nota la velocidad de ejecución del programa en orden secuencial, y se aproxima a lo que observaríamos, salvando las diferencias, si se procesara en paralelo.
- El error de velocidad para ambos métodos es muy similar y se mantuvo dentro del 3%, el error de las corrientes no superó el 0,3 %.

8.6 Limitaciones y recomendaciones

- No es posible tener un sistema único con redes neuronales para el sistema del control del campo orientado o control directo de par con las entradas de velocidad, consigna de velocidad y corrientes del estator, que dé como salida las señales digitales (S_a , S_b y S_c) al inversor. Esto se debe a que no se dispone de los datos suficientes para entrenar la red neuronal.
- Con la tarjeta dSPACE no podemos implementar una estructura de la red FIRANN mayor de 5-20-20-3, con seis unidades de retardo de tiempo en las entradas y tres unidades de retardo de tiempo en las capas ocultas y de salida, a causa de que la memoria de la tarjeta no es suficiente para el funcionamiento del sistema de control completo con la FIRANN. Sin embargo, para nuestra red optimizada de 5-20-15-3, resultó suficiente.

- A pesar de los buenos resultados obtenidos con la tarjeta dSPACE con procesamiento secuencial, sería recomendable en posteriores trabajos el utilizar tarjetas neuronales y aprovechar las ventajas del funcionamiento en paralelo de las mismas.

Capítulo 9 Bibliografía

- [1] Moffat, R.; Paresh C. Sen; Younker R.; Mohamed Bayoumi, M: Digital phase -locked Loop for induction motor speed control. IEEE Trans. on Ind. Applicat., Vol. IA-15, No. 2, March/April 1979, PP. 176-182
- [2] Hasmukh, S. Patel; Richard G. Hoft: Generalized techniques of harmonic elimination and voltage control in thyristor inverters: Part I-Harmonic elimination. IEEE trans. on Ind. Applicat., Vol. IA-9, No. 3, May/june 1973, PP. 310-317.
- [3] Hasmukh S. Patel; Richard G. Hoft: Generalized techniques of harmonic elimination and voltage control in thyristor inverters: Part 2-voltage control techniques: IEEE trans. on Ind. Applicat., Vol. IA-9, No. 3, May/June 1973, PP. 310-317.
- [4] Plunkett, A. B: A current- controlled PWM transistor inverter Drive. Reprinted from IEEE Ann. Meet. Conf. Rec., pp. 785-792, 1997.
- [5] Bowes, S. R.; Mount, M. J: Microprocessor control of PWM inverters. IEE PROC., Vol. 128, Pt. B, No. 6, PP. 293-305, November 1981
- [6] Alberto J. Pollmann: Software pulsewidth modulation for μ P control of AC drives. IEEE Trans. On Ind. Applicat., Vol. IA-22, No. 4, PP. 691-696, July/August 1986.
- [7] Bezanov, G.; Richardson, J: Closed loop control of induction motors using microprocessor based PWM. UPEC '91, PP. 115-118
- [8] Bowes, S. R.; Midoun, A: Microprocessor implementation of new optimal PWM switching strategies. IEE PROC., Vol. 135, Pt. B, No. 5, PP. 269-280, September 1988.
- [9] Buja, S. Giuseppe; Fiorini, P: Microprocessor control of PWM inverters. IEEE Trans. Ind. Elec., Vol. IE-29, No. 3, PP. 212-216, August 1982.

- [10] Bose, B. K.; Sutherland, H. A.: A high performance pulsewidth modulator for an inverter-fed drive system using a microcomputer. IEEE Trans. Ind. Applicat., Vol. IA-19, No. 2, PP. 235-243, March 1983.
- [11] Lataire, P.; Venlet, N.; Kaczmarech, B: Pulse width modulation with hybrid sampling techniques. IFAC control in Power Electronics and Drives, Lausanne, Switzerland, PP. 239-245, 1983.
- [12] Kadhim, A. H.; Rezak, M. J. A.; O'Kelly, D: A PWM inverter using on-line control algorithms. UPEC '91, PP. 333-336.
- [13] Nabae, A.; Ogasawara, S.; Akagi, H: A novel control scheme for current- controlled PWM inverters. IEEE Trans. On Ind. Applicat., Vol. IA-22, No. 4, PP.697-701, July/August 1986.
- [14] Hombu, M.; Ueda, S.; Ueda A: A current source GTO inverter with sinusoidal inputs and outputs. Reprinted from IEEE Trans. Ind. Applicat., Vol. IA-23, No. 2, PP. 247-255, March/April 1987.
- [15] Ching- Tsai Pan; Ting-Yu Chang: An improved hysteresis current controller for reducing switching frequency. IEEE trans. on Power Electron, Vol. 9, No. 1, January 1994, PP. 97-104.
- [16] Brod, D. M.; Novotny, D. W: Current control of VSI-PWM inverters. Reprinted from IEEE Trans. Ind. Applicat., Vol IA-21, No. 4, PP. 562-570, May/June 1986.
- [17] Bose, B. K: An Adaptive hysteresis-band current control technique of a voltage-fed PWM inverter for machine drive system. Reprinted from IEEE Trans. Ind. Electron, Vol. 37, No. 5, PP. 402-408, October 1990.
- [18] Malesani, L.; Rossetto, L.; Tomasin, P.; Zuccato, A: Digital adaptive hysteresis current control with clocked commutations and wide operating range. IEEE Trans. on Ind. Applicat., Vol. 32, No. 2, March/April 1996.
- [19] Holtz, J: Pulse width Modulation for electronic power conversion. IEEE Proceedings, Vol. 82, No. 8, PP. 1194-1213, August 1994.
- [20] Kawakami, N.; Hombu, M.; Ikimi, T.; Ueda, A.; Takahashi, J.; Kamiyama, K: Quick response and low-distortion current control for multiple inverter-fed induction motor drives. IEEE Trans. on power Electron, Vol. 9, No. 2, PP. 240-246, March 1994.
- [21] Halász, S.; Aballa, A. M. H.; Huu, B. T: Optimal control of three-level PWM inverters. IEEE Trans. on Ind. Electron, Vol. 44, No. 1, PP. 96-106. February 1997.
- [22] Orille, A. L.; Sowilam, G. M. A.; Bargalló, R: A generalized control scheme for voltage source PWM vector Controller. 5^{as} Jornadas Hispano-Lusas de Ingeniería Eléctrica, Salamanca, España, Toma 1, PP. 269-276. 3-5 Julio 1997.

- [23] Sudria, A.; March, L.; Bergas, J: Desarrollo de un control vectorial de la máquina de inducción. 3^{as} Jornadas Hispano- Lusas de Ingeniería Eléctrica ACTAS, Barcelona, España, Toma IV, PP. 1779-1785, 1-3 Julio 1993.
- [24] Atkinson, D. J: Flexible instrumentation system for induction motor vector control drives. UPEC '90, PP 521-524. 1990
- [25] Brass, M. A.; Mecrow, B. C: Hardware development and digital interfaces for the field orientated control of drives. UPEC '90, 425-428, 1990.
- [26] Chang, S. -C.; Yeh, S. -N: Current sensorless field-oriented control of induction motors. IEE Proc. Electr. Power Appl., Vol. 143, No. 6, PP. 492-500, November 1996.
- [27] Umanand, L.; Bhat, S. R: Optimal and robust digital current controller synthesis for vector-controlled induction motor drive systems. IEE Proc. Electr. Appl., Vol. 143, No. 2, PP. 141-150, March 1996.
- [28] Williamson, S.; Healey, R. C: Space vector representation of advanced motor models for vector controlled induction motors. IEE Proc. Electr. Power Appl., Vol. 143, No. 1, PP. 69-77, January 1996.
- [29] Naunin, D.; Heidrich, P.; Beierke, S: Control of an induction machine in field coordinates using a transputer network. UPEC '90, PP. 421-424, 1990.
- [30] Liaw, C. – M.; Chao, K. –H.; Lin, F. –J: A discrete adaptive field-oriented induction motor drive. IEEE Trans. on Power Electron., Vol. 7, No. 2, PP. 411-419, April 1992.
- [31] Malesani, L.; Tomasin, P.; Toigo, V: Space vector control and current harmonics in quasi-resonant soft switching PWM conversion. IEEE Trans. on Ind. Applicat., Vol. 32, No. 2, PP. 269-276, March/April 1996.
- [32] Yamamoto, K.; Shinohara, K: Comparison between space vector modulation and subharmonic methods for current harmonics of DSP-based permanent-magnet AC servo motor drive system. IEE Proc. Electr. Power Appl., Vol. 143, No. 2, PP. 151-156, March 1996.
- [33] De Doncker, R. W.; Profumo, F.; Pastorelli, M.; Ferraris, P: Comparison of Universal field Oriented (UFO) controllers in different reference frames. IEEE Trans. on Power Electron., Vol. 10, No. 2, PP. 205-212, March 1995.
- [34] Noguchi, T.; Kondo, S.; Takahashi, I: Field-oriented control of an induction motor with robust on-line tuning of its Parameters. IEEE Trans. on Ind. Applicat., Vol. 33, No. 1, PP. 35-42, January/February 1997.
- [35] Takahashi, I.; Noguchi, T: A new quick-response and High-efficiency control strategy of an induction motor. IEEE Trans. on Ind. Applicat., Vol IA-22, No. 5, PP. 820-827, September/October 1986.

- [36] Takahashi, I.; Ohmori, Y: High-performance direct torque control of an induction motor. IEEE Trans. on Ind., Applicat., Vol. 25, No. 2, PP. 257-264, March/April 1989.
- [37] Habetler, T. G.; Profumo, F.; Pastorelli, M.; Tolbert, L. M: Direct torque control of induction machines using space vector modulation. IEEE Trans. on Ind. Applicat.; Vol. 28, No. 5, PP. 1045-1053, September/October 1992.
- [38] Habetler, T. G.; Divan, D. M: Control Strategies for direct torque control using discrete pulse modulation. IEEE Trans. on Ind. Applicat., Vol. “7, No. 5, PP. 893-901, September/October 1991.
- [39] Casadei, D.; Grandi, G.; Serra, G: Rotor flux oriented torque-control of induction machines based on stator flux vector control. The European Power Electronics Association “EPEA ’93”, PP. 67-72.
- [40] Aaltonen, M.; Tiitinen, P.; Lalu, J.; Heikkiia, S: Regulación directa del par de accionamientos trifásicos. Revista ABB 3/1995, PP. 19-24, 1995
- [41] Lochot, Ch.; Roboam, X.; Maussion, P: A new direct torque control strategy for an induction motor with constant switching frequency operation. EAE’99, Sevilla, Vol. 2, PP. 2.431-2.436, 1995.
- [42] Zolghadri, M. R.; Pelissou, C.; Roye, C: Start up of a global direct torque control system. Power Electron. Specialists Conference, PESC’96 Record, 27th Annual IEEE. June 1996, Vol. PP. 370-374.
- [43] Griva, G.; Harbetler, T. G.; Profumo, F.; Pastorelli, M: Performance evaluation of a direct torque controlled drive in the continuous PWM square wave transition region. IEEE Trans. on Power Electron, Vol. 10, No. 4, PP. 464-471, July 1995.
- [44] Burgt, J. Van; Bosga, S.; Blaschke, F.; Vandenput, A: Improved voltage/current model in direct field-oriented control at very low speeds. Intelligent motion ’96, Proceedings CD version, PP. 79-93, May 1996.
- [45] Donescu, V.; Griva, G.; Profumo, F: A new discrete current vector regulator for torque controlled induction motor drives. IEE Conference on Power Electron. and Variable Speed Drives, Publication No. 429, PP. 454-458, 23-25 September 1996.
- [46] Brid, I. G.; Zelaya De la Parra, H: Practical evaluation of two stator estimation techniques for high performance torque control. IEE Conference on Power Electron. and Variable Speed Drives, Publication No. 429, PP. 465-470, 23-25 September 1996.
- [47] Nash, James N: Direct toque control, Induction motor vector control without an encoder. IEEE Trans. on Ind. Applicat., Vol. 33, No. 2, PP. 333-341, March/April 1997.

- [48] Liaw, C. M.; Wang, J. B.; Chang, Y. C: A fuzzy adapted field - oriented mechanism for induction motor drive. IEEE Tans. On Energy Conversion, Vol. 11, No. 1, PP. 76-83, March 1996.
- [49] El-Sharkawi, M. A.; El-Samahy, A. A.; El-Sayed, M. L: High performance drive of DC Brushless motors using neural network. IEEE Trans. On Energy Conversion, Vol. 9, No. 2, PP. 317-322, June 1994.
- [50] Cabrera, L. A.; Elbuluk, M. E.; Husain, I: Tuning the stator resistance of induction motors using artificial neural network. IEEE Trans. On Power Electron, Vol. 12, No. 5, PP. 779-787, September 1997.
- [51] Bor –Ren Lin; Richard, G. H: Power Electronics inverter control with neural networks. Onference Proceedings, Eighth Annual Applied Power Electronics Conference and Exposition, APEC'93 Conference Record of the IEEE 1993, Vol. 1, PP. 128-134, March 1993.
- [52] Trzynadlowski, A. M.; Legowski, S: Application of neural networks to the optimal control of three-phase voltage-controlled inverters. IEEE Trans. On Power Electron, Vol. 9, No. 4, PP. 397-404, July 1994.
- [53] Fodor D.; Griva, G.; Profumo, F: Neural network flux estimator for universal field oriented (UFO) controllers. ICEM'96, International Conference on Elec. Mach., Vol III, PP. 196-201, 10-12 September 1996.
- [54] Montilla, A. B.; Castro, J. M. A: Control vectorial de las máquinas de inducción utilizando redes neuronales con adaptación paramétrica en tiempo real. 5^{as} Jornandas Hispano-Lusas de Ingeriería Eléctrica, Salamanca (España), Vol. I, PP. 113-120, 3-5 Julio 1997.
- [55] Simoes, M. G.; Bose, B. K: Neural mnetwork based estimation of feedback signals for a vector controlled induction motor drive. IEEE Trans. on. Ind. Applicat., Vol. 31, No. 3, PP. 620-629, May/June 1995.
- [56] Wang, X.; Elbuluk, M: Neural network control of induction machines using genetic algorithm training. Industy Applicat. Conference, Thirty-first IAS Annual Meeting, IAS'96 Conference Record of IEEE, Vol. 3, PP. 1733-1740. October 1996.
- [57] Cabrera, L. A.; Elbuluk, M. E.; Zinger, D. S: Learning techniques to train neural networks as a state selector for inverter-fed induction machines using Direct torque control. IEEE Trans. On Power Electron, Vol. 12, No. 5, PP. 788-799, September 1997.
- [58] Khalil, N: Programa de entrenamiento de redes neuronales tipo FIR. Informe interno Departamento de Ingeriería Eléctrica. UPC- ETSEIT Terrasa 1997.

- [59] Gogu, M., E. Costel and R. Gogu: A new PWM strategy for two-phase induction motors. ICEM'96 International Conference on Electrical Machines. Vigo, España, Vol. III, pp. 30-35. 1996.
- [60] Krause, P. C: Analysis of electric machinery. McGraw-Hill. 1986
- [61] Krause, P. C.; Thomas H: Simulation of symmetrical induction machinery" IEEE Trans. Power Apparatus and Systems. Vol. 84, pp. 1038-1053. 1965.
- [62] MATHWORKS: The student Edition of SIMULINK- Dynamic system simulation software for technical education. Prentice Hall. 1996.
- [63] Novotny, D. W.; T. A. Lipo: Vector control and Dynamics of AC Drives. Clarendon Press. Oxford. 1996.
- [64] A. L. Orille, G. M. A. Sowilam, J. A. Valencia: A new simulation of symmetrical three phase induction motor under transformations of Park. CAIE, Brunel University, Middlesex, England, 9-11 de Septiembre 1998, páginas 367-370.
- [65] Vas, P: Electrical Machine and drives- A space vector theory and approach. Oxford Clarendon Press 1992.
- [66] Vas, P: Vector control of ac machines. Oxford Clarendon Press 1992.
- [67] Novotny, D. W.; Lipo, T. A: Vector control and Dynamics of ac drives. Oxford Clarendon Press 1996.
- [68] Leonhard, W: Control of electrical drives. Springer-Verlag 1985.
- [69] Mohan, N; Undeland, T. M.; Robbins, P. W: Power electronics converters application and design. Wiley. 1989.
- [70] Trzynadlowski, A. M: The field orientation principle in control of induction motors. Kluwer academic publishers. 1994.
- [71] Masters, T: Advanced algorithms for neural networks a C++ sourcebook. John Wiley & Sons, INC. 1993.
- [72] Bishop, Christopher M: Neural networks for pattern recognition. Oxford. Clarendon Press. 1990.
- [73] Lippmann, R. P: An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Magazine, PP. 4-22, April 1987.
- [74] Hush, Don R.; Horne, Bill G: Progress in supervised neural networks. What's new since Lippmann? IEEE Signal Processing Magazine, PP. 8-39, January 1993.
- [75] Masri, S. F.; Chassiakos, A. G.; Caughey, T. K: Identification of nonlinear dynamic systems using neural networks. Journal of Applied Mechanics, Vol. 60, PP. 123-133, March 1993.

- [76] Jin, L.; Nikiforuk, P. N.; Gupta, M. M: Direct adaptive output tracking control using multilayered neural networks. IEE Proceedings-D, Vol. 140, No. 6, PP. 393-397, November 1993.
- [77] Vas, P.; Drury, W.; Stronach, A. F: Recent developments in artificial intelligence based drives- A review. Proceedings on Intelligent Motion '96, CD Version, PP. 59-70, May 1996.
- [78] Hecht-Nielsen, R: Neurocomputing. 1991. Addison- Wesley Publishing Company, Inc.
- [79] Haykin, S: Neural networks. A comprehensive Foundation. 1994. Macmillam College Publishing Campany, Inc.
- [80] Suykens, Johan A. K.; Vandewalle, Joos P. L.; De Moor, Bart L. R: Artificial neuronal networks modelling and control of non-linear systems. 1996. Kluwer Academic Publishers.
- [81] Demuth, H.; Beale, M: Neural network toolbox for use with MATLAB. User's Guide. 1992. MathWorks, Inc.
- [82] Pao, Yoh-Han: Adaptive Pattern Recognition and neural networks. 1989. Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
- [83] Hagan, Martin T.; Demuth, Howard B.; Beale, M: Neural network design. 1996. PWS Publishing Company, a division of International Thomson Publishing Inc.
- [84] Intel Corp.: 80170NX electronically trainable analog neural network. 1991
- [85] Intel Corp.: Neural network solutions. 1991.
- [86] Forschungszentrum Karlsruhe, FZK; Institut für Mikroelektronik Stuttgart IMS: "SAND" Powerful neuroprocessor for intelligent system. Notes 8/1997.
- [87] Forschungszentrum Karlsruhe, FZK; Institut für Mikroelektronik Stuttgart IMS: "SIOP" High performance digital neurochip for signal processing. Notes 9/1997.
- [88] Headquarters, dSPACE GmbH; USA y Canada, dSPACE Inc: "dSPACE" Solutions for control. DS1103 PPC controller board new products. Summer 1998.
- [89] Orille, A. L.; Sowilam, G. M. A: Application of neural networks for direct torque control. CAIE, Brunel University, Middlesex, England, 9-11 de Septiembre 1998, páginas 367-370.
- [90] Orille, A. L.; Sowilam, G. M. A.; Valencia, J. A.; Jornet, A: Uso de redes neuronales para generar la tabla de conmutación de un inversor de control directo de par (DTC). 2s Jornades de tècniques sobre energia, PP. 253-260, Barcelona 19-20 Novembre 1998.

- [91] Orille, A. L.; Nabil Khalil; Jaime A. Valencia: Uso de la Red Neuronal FIR en Proteccion Diferencial de un Transformador de Potencia. 5as Jornadas Hispano Lusas de Ingeniería Eléctrica, Salamanca, España, 1997, 3-5 de Julio 1997, páginas 755 – 762.
- [92] Orille, A. L.; Nabil Khalil; Jaime A. Valencia: A Transformer Differential Protection Based on Finite Impulse Response Artificial Neural Network. 24th international Conference on Computers and Industrial Engineering, CAIE, Brunel University, Middlesex, England, 9-11 de Septiembre 1998, páginas 367-370.
- [93] Orille, A. L., Nabil Khalil, Jaime A. Valencia: A Differential Protection for Single and Three-Phase Power Transformer using FIRANN. The International Conference on Intelligent System Application to Power Systems, ISAP'99, Rio de Janeiro, Brazil, 4-8 April, 1999, páginas 88-92
- [94] Orille, A. L., Nabil Khalil, Jaime A. Valencia: Uso del modelo FIR del perceptrón para la determinacion de la dirección del fallo en una proteccion de distancia de alta velocidad. 4as Jornadas Técnicas de Redes Eléctricas de Distribución e Instalaciones de Clientes MATELEC 96 – CIRED, Madrid, España, 21 y 22 de Octubre 1996, páginas: 193 – 203.
- [95] Orille, A. L., Nabil Khalil, Jaime A. Valencia: Using the Fir Model of the Perceptron for Pre-Fault and Post Fault Current Direction Estimation for Transmission Line High Speed Protection. Fifth International Middle East Power System Conference MEPCON'97, Alexandria, Egypt, 4-5 January, 1997, pp. 597 – 601.
- [96] Orille, A. L., Nabil Khalil, Jaime A. Valencia: Implementación de un modelo de histéresis usando redes neuronales. 5as Jornadas Hispano Lusas de Ingeniería Eléctrica, Salamanca, España, 1997, 3-5 de Julio 1997, páginas 755 – 762.
- [97] Orille, A. L., Nabil Khalil: A Fast Faulted Phase detection Relay for High Voltage Transmission Lines using the FIR Neural Networks. 24th international Conference on Computers and Industrial Engineering, CAIE, Brunel University, Middlesex, England, 9-11 de Septiembre 1998, paginas 363-366.
- [98] Orille A. L.; Sowilam, G. M. A.; Khalil, Nabil: Indirect field oriented control of induction motor using the finite impulse response artificial neural networks. Engenharia electrotécnica LUSO-ESPANHOLA, Lisboa 1999. Vol. 4, PP. 291-298.
- [99] Nakamura, S.: Numerical analysis and graphic visualization with Matlab. Upper Saddle River, NJ Prentice Hall PTR cop. 1996.
- [100] Matlab reference guide: MATLAB. High-performance numeric computation and visualization software. Math works Inc. 1992.

- [101] Orille, A. L.; Ahmed, M.; Sowilam, G. M. A: Complete protective scheme for 3-phase IGBT inverter. Engenharia Electrotécnica Luso-Espanhola, Lisboa, 7-9 de Julio de 1999, Vol. 4, PP. 553-560.
- [102] Orille, A. L.; Azab, Mohamed; Sowilam, G. M. A: On line solution for selective harmonic elimination technique using microcontroller 80196KB. X reunión de grupos de investigación en Ingeniería Eléctrica, Santander 2000, 16-18 de Marzo, ISBN 84-8102-248-9.

Apéndice A Parámetros de las máquinas utilizadas

Los parámetros de los motores que usan en este trabajo están tomados de las referencias [60, 63 y 70] y un motor del laboratorio de 1,35 kW:

Parámetros de motor de inducción de 1,35 kW de Laboratorio de la ETSEIT

$$F_n = 50 \text{ Hz}$$

$$\Omega_n = 1389 \text{ min}^{-1}$$

$$2p = 4 \text{ polos}$$

$$U_n = 380 \text{ V}$$

$$X_{ls} = 5,779 \Omega$$

$$X_{lr} = 6,837 \Omega$$

$$X_m = 139,2 \Omega$$

$$R_s = 6,394 \Omega$$

$$R_r = 3,923 \Omega$$

$$J = 0,01 \text{ Kg.m}^2$$

Parámetros de motor de inducción de 3 hp

$$F_n = 60 \text{ Hz}$$

$$\Omega_n = 1710 \text{ min}^{-1}$$

$$2p = 4 \text{ polos}$$

$$U_n = 220 \text{ V}$$

$$X_{ls} = 0,754 \Omega$$

$$X_{lr} = 0,754 \Omega$$

$$X_m = 26,13 \Omega$$

$$R_s = 0,435 \Omega$$

$$R_r = 0,816 \Omega$$

$$J = 0,089 \text{ Kg.m}^2$$

Parámetros de motor de inducción de 10 hp

$$F_n = 60 \text{ Hz}$$

$$\Omega_n = 1164 \text{ min}^{-1}$$

$$2p = 6 \text{ polos}$$

$$U_n = 220 \text{ V}$$

$$X_{ls} = 0,524 \ \Omega$$

$$X_{lr} = 0,279 \ \Omega$$

$$X_m = 15,457 \ \Omega$$

$$R_s = 0,294 \ \Omega$$

$$R_r = 0,156 \ \Omega$$

$$J = 0,4 \text{ Kg.m}^2$$

Parámetros de motor de inducción de 50 hp

$$F_n = 60 \text{ Hz}$$

$$\Omega_n = 1705 \text{ min}^{-1}$$

$$2p = 4 \text{ polos}$$

$$U_n = 460 \text{ V}$$

$$X_{ls} = 0,302 \ \Omega$$

$$X_{lr} = 0,3026 \ \Omega$$

$$X_m = 13,08 \ \Omega$$

$$R_s = 0,087 \ \Omega$$

$$R_r = 0,228 \ \Omega$$

$$J = 1,662 \text{ Kg.m}^2$$

Parámetros de motor de inducción de 500 hp

$$F_n = 60 \text{ Hz}$$

$$\Omega_n = 1773 \text{ min}^{-1}$$

$$2p = 4 \text{ polos}$$

$$U_n = 2300 \text{ V}$$

$$X_{ls} = 1,206 \ \Omega$$

$$X_{lr} = 1,206 \ \Omega$$

$$X_m = 54,02 \ \Omega$$

$$R_s = 0,262 \ \Omega$$

$$R_r = 0,187 \ \Omega$$

$$J = 11,06 \text{ Kg.m}^2$$

Apéndice B El montaje experimental empleado

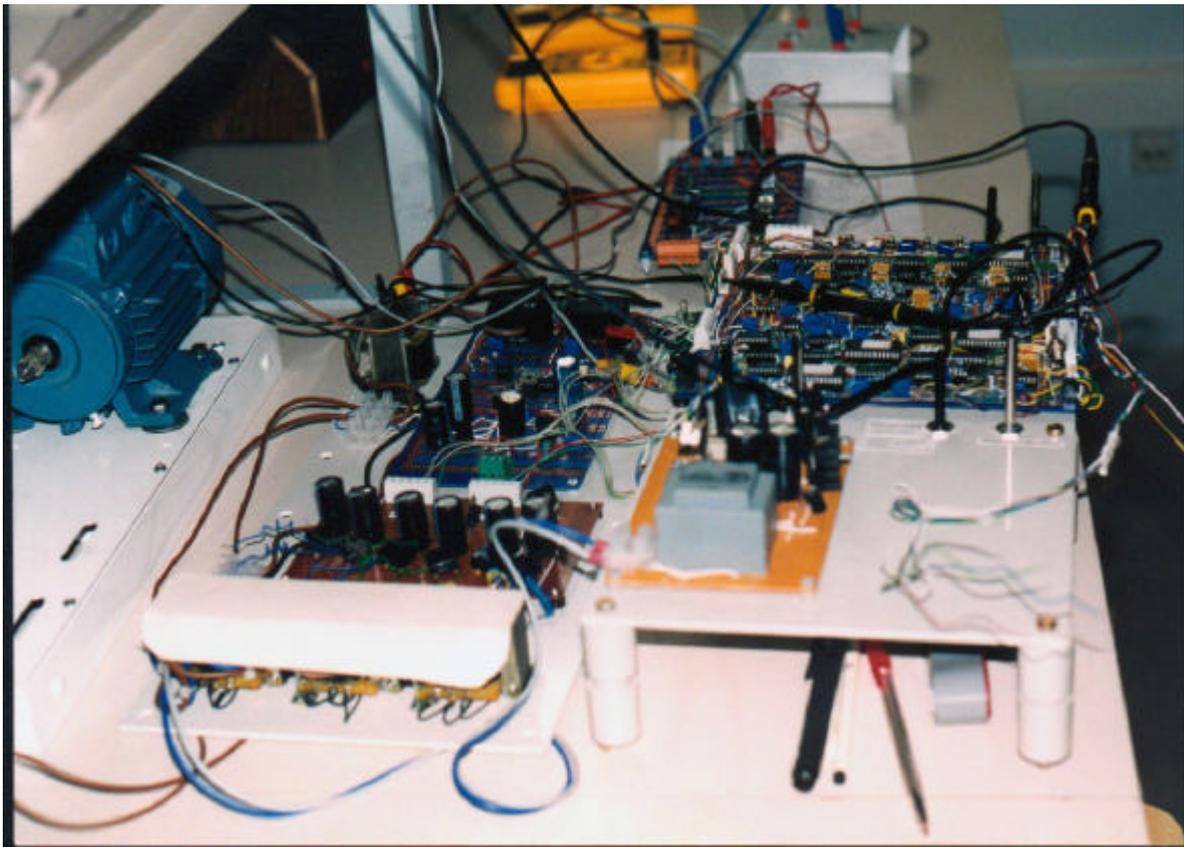


Fig. B.1 Circuito de acondicionamiento de señal y optoacoplamiento (Durante el proceso de montaje y puesta a punto).

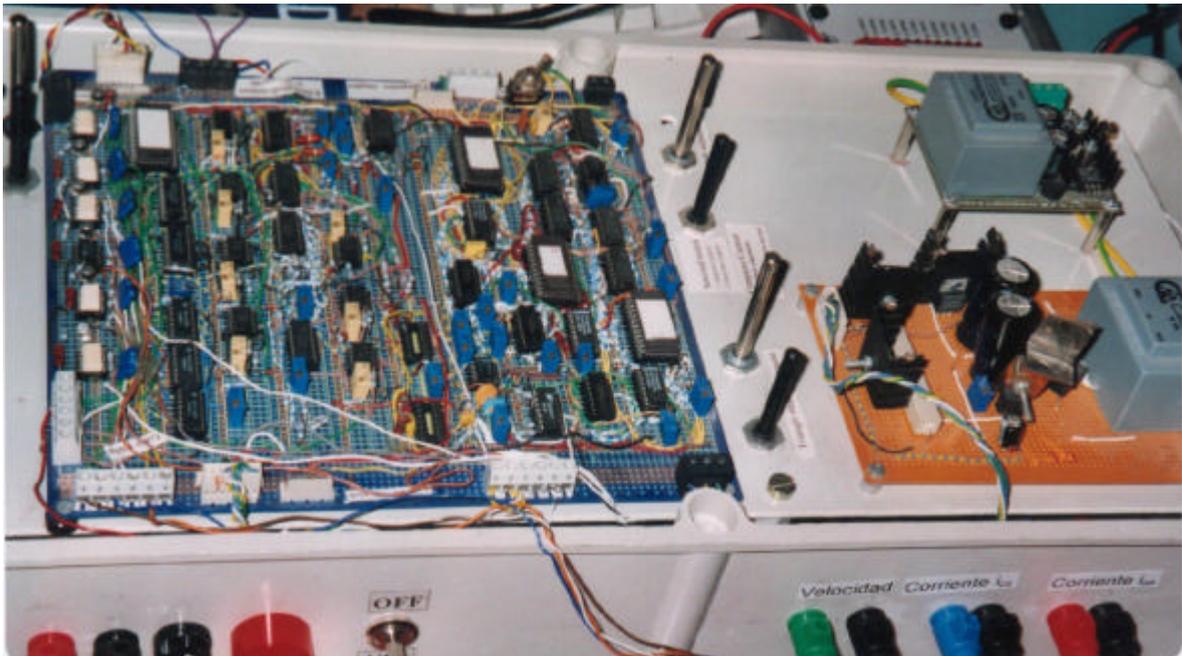


Fig. B.2 Circuito de acondicionamiento de las señales y su optoacoplamiento.

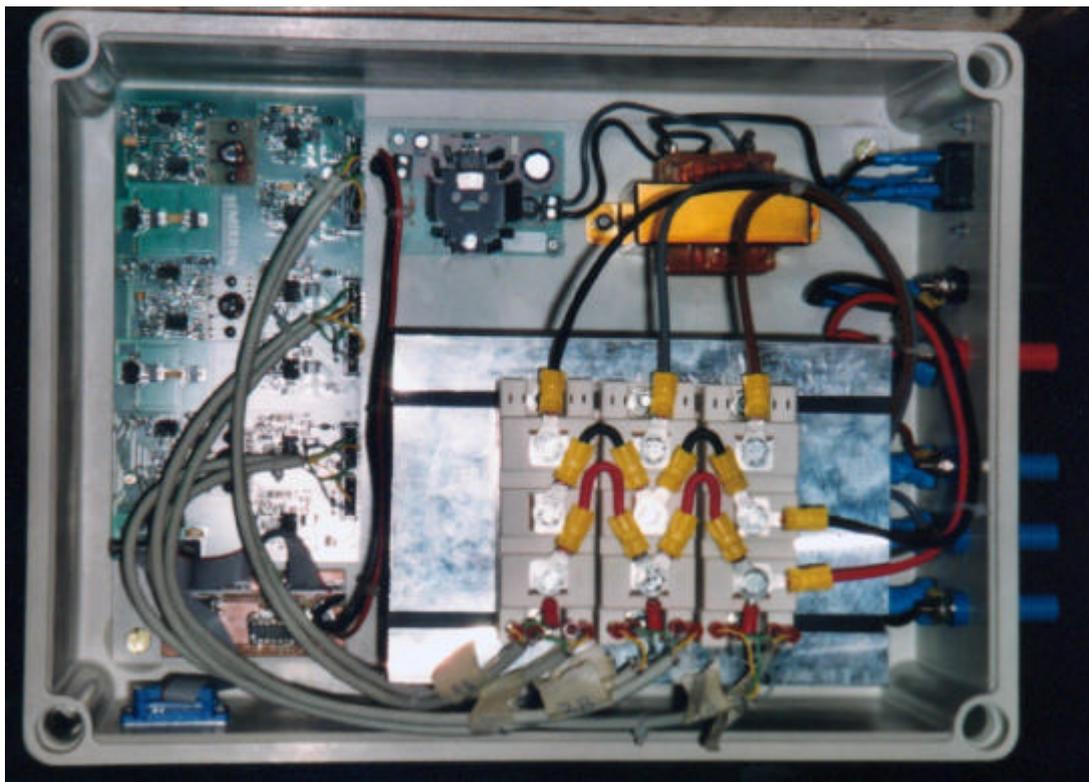


Fig. B.3 Circuito de acondicionamiento circuito del tiempo muerto y puente del inversor.



Fig. B.4 La placa de conexión entre la tarjeta dSPACE y circuito de acondicionamiento de las señales y su optoacoplamiento.

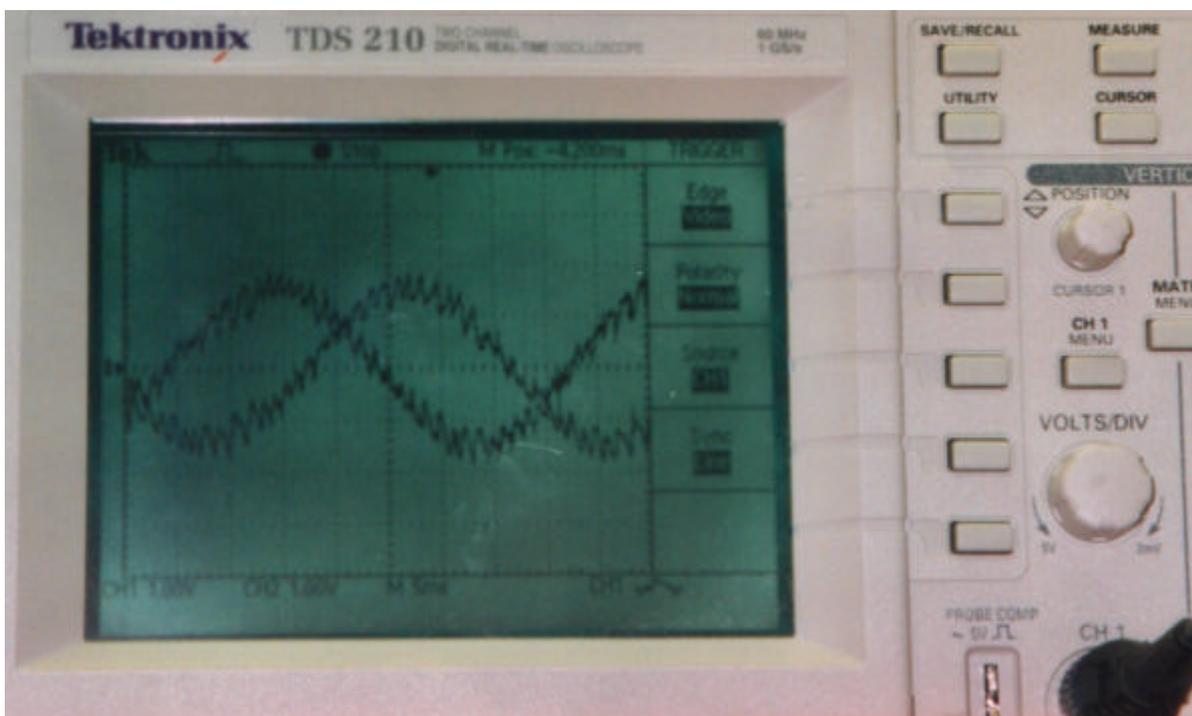


Fig. B.5 Oscilogramas obtenidos de las corrientes de las fases "a" y "c".

Apéndice C Utilidades desarrolladas para la simulación del control de la máquina de inducción

C.1 Introducción

En este capítulo se presenta una herramienta gráfica [99-100] para representar y visualizar los modelos de simulación del motor de inducción con control vectorial y con control directo de par y sus respuestas. Además se presenta el control de un motor de inducción usando redes neuronales tal como se mostraba en los capítulos anteriores. El objetivo de este capítulo es ver las respuestas del control del motor en tiempo real, especialmente de los sistemas que tienen redes neuronales en sus circuitos del control.

C.2 Descripción general de las pantallas

La primera pantalla es una pantalla de inicio a la simulación del motor de inducción tal como se muestra en la figura C.2.1. En la figura C.2.2 se muestra la ayuda principal del programa. La segunda pantalla es la pantalla principal, en ella unos botones presentan las diferentes simulaciones del motor de inducción: simulación del control directo de par (tradicional y con redes neuronales de propagación hacia adelante para todos los sistemas y casos tratados en el capítulo anterior), simulación del control vectorial usando el método indirecto (tradicional y con redes neuronales del tipo FIRANN para todos los sistemas y casos tratados en el capítulo anterior) y la simulación del control vectorial usando el método directo (tradicional y con redes neuronales FIRANN para todos los sistemas y casos tratados en el capítulo anterior). Además de la ayuda general, cada caso dispone de su propia ayuda. Se pueda entrar en cualquier aplicación desde el menú superior de la pantalla o desde el botón de la aplicación. En las figuras C.2.3 y C.2.4 se muestran estas ayudas.



Fig C.2.1 Pantalla de bienvenida a la simulación del motor de inducción.

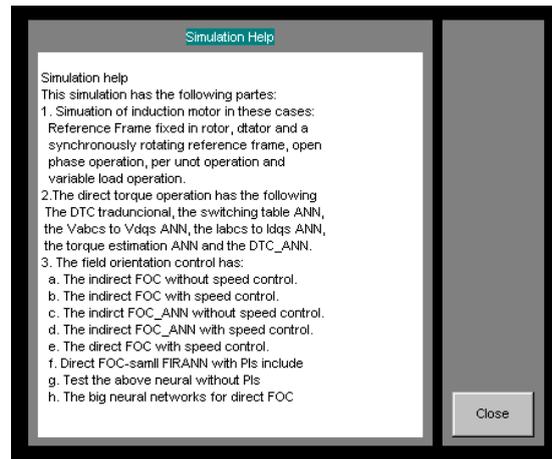


Fig C.2.2 Pantalla principal de ayuda para la simulación.

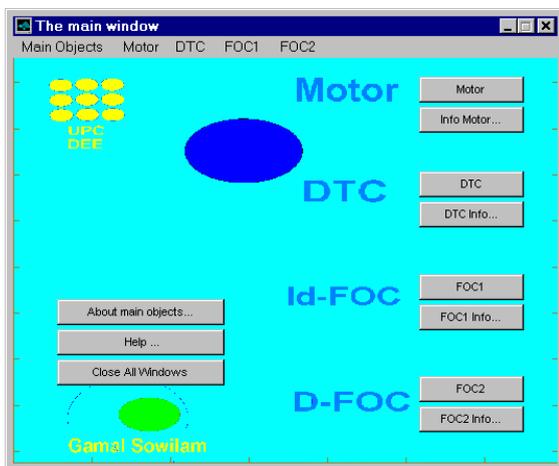


Fig. C.2.3 Pantalla principal.

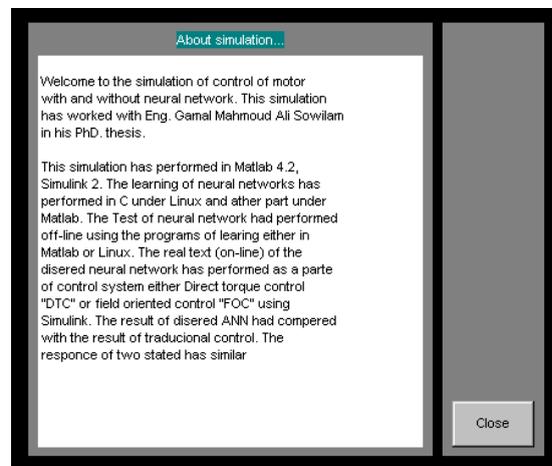


Fig. C.2.4 Pantalla de información general.

La pantalla del motor de inducción se muestra en la figura C.2.5. Esta pantalla dispone de diez botones, ocho de los cuales están agrupados por fases que permiten elegir el sistema de referencia, la operación del motor en fase abierta, la elección de las magnitudes (en valores absolutos y en p.u.), la variación de la carga, y sus respectivas ayudas, tal como la representada en la figura C.2.6, que muestra la ayuda de los sistemas de referencia. Los dos botones restantes permiten acceder a las pantallas de información y a la del menú principal. La figura C.2.7 muestra la ayuda sobre el motor.

La pantalla del control directo del par mostrada en la figura C.2.8 dispone de ocho botones. Seis de ellos, agrupados en parejas, permiten la simulación:

- a) del sistema tradicional,
- b) la operación mediante bloques funcionales a base de redes neuronales, empleados como estimadores del par electromagnético; la emulación de la tabla de conmutación; la

emulación de las transformaciones de las tensiones y de las corrientes de un sistema de referencia trifásico fijado al estator, al sistema de referencia de ejes d y q.

c) de la aplicación conjunta de todas las redes neuronales en el sistema de DTC.

La figura C.2.9 muestra un sub-menú del DTC, en el que se elige un bloque funcional parcial a base de redes neuronales artificiales. Los otros tres 3 botones de las parejas mencionadas anteriormente, son las correspondientes ayudas de los anteriores, tal como se puede ver en la figura C.2.10.

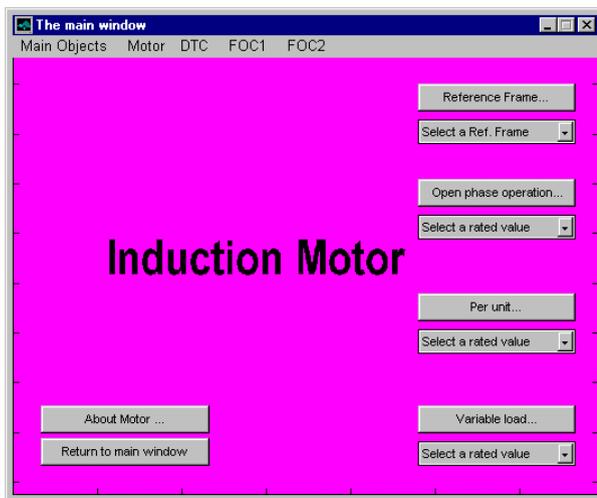


Fig. C.2.5 Pantalla del motor de inducción.

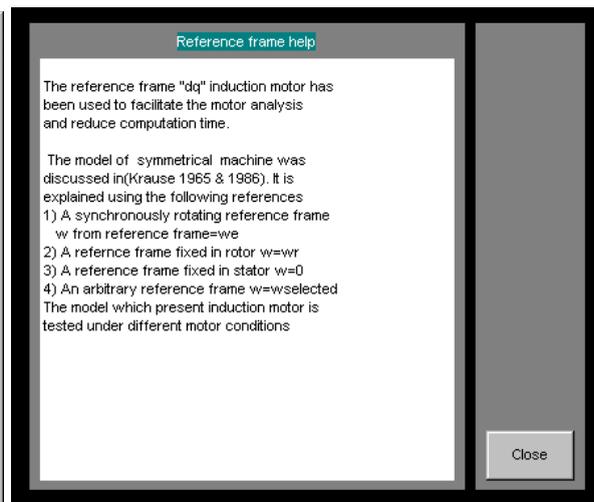


Fig. C.2.6 Pantalla de los sistemas de referencia.

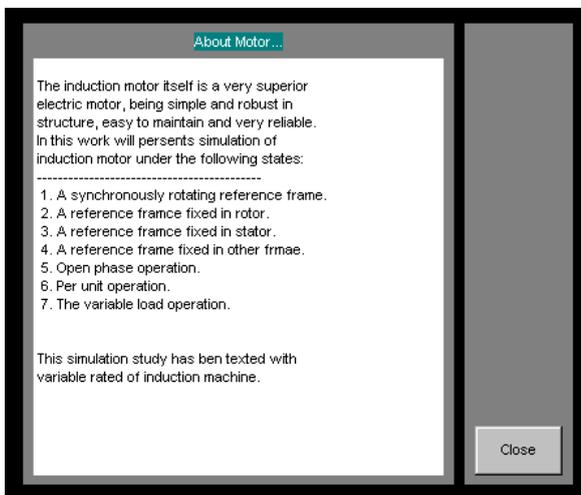


Fig. C.2.7 Pantalla sobre la simulación del motor en diferentes marcos de referencia.

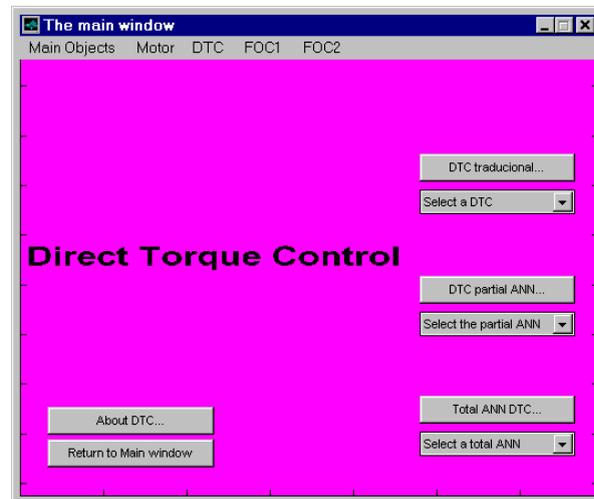


Fig. C.2.8 Pantalla del control directo del par.



(a) Selección a partir de la barra de tareas.

(b) Selección a partir del botón de la aplicación.

Fig. C.2.9 Pantallas obtenidas al seleccionar un mismo ítem a partir de la barra de tareas y del botón de la aplicación respectivamente.

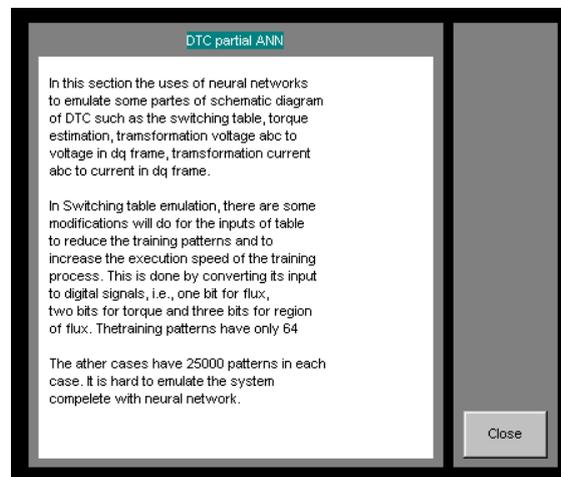


Fig. C.2.10 Pantalla de un bloque funcional a base de redes neuronales artificiales.

La pantalla del control vectorial o de control de campo orientado usando el método indirecto, figura C.2.11, dispone de cuatro botones:

- a) sistema de control tradicional,
- b) método indirecto y sin realimentación de la velocidad,
- c) campo orientado usando el método indirecto con realimentación de la velocidad,
- d) aplicación de las redes FIRANN en ambos casos sin y con realimentación de la velocidad. También dispone de los correspondientes cuatro botones para los casos anteriores.
- e) Así mismo, dispone de los habituales botones de información y de vuelta al menú principal.

La figura C.2.12 muestra la ayuda general de este caso y la figura C.2.13 muestra selección de un caso.

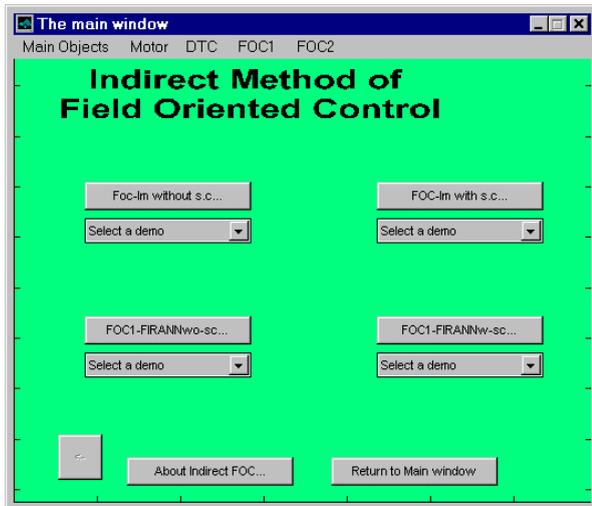


Fig. C.2.11 Pantalla del control de campo orientado usando el método indirecto.

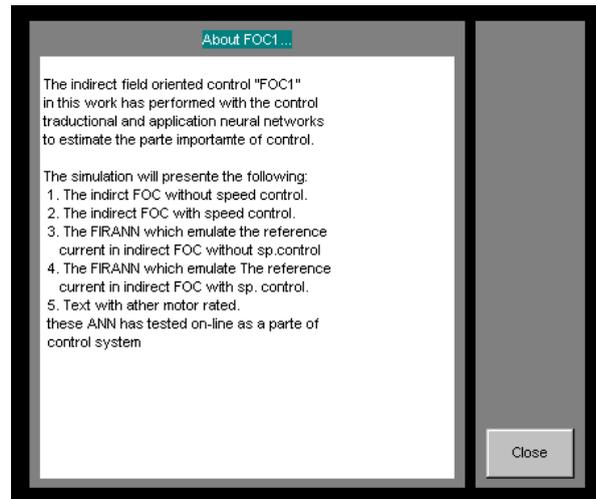
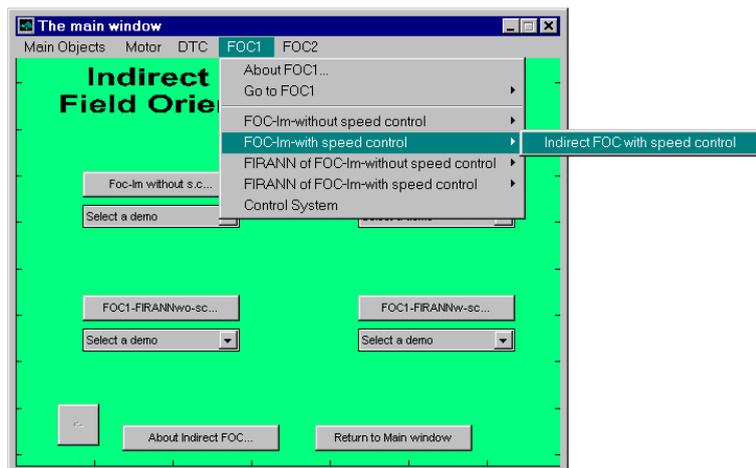
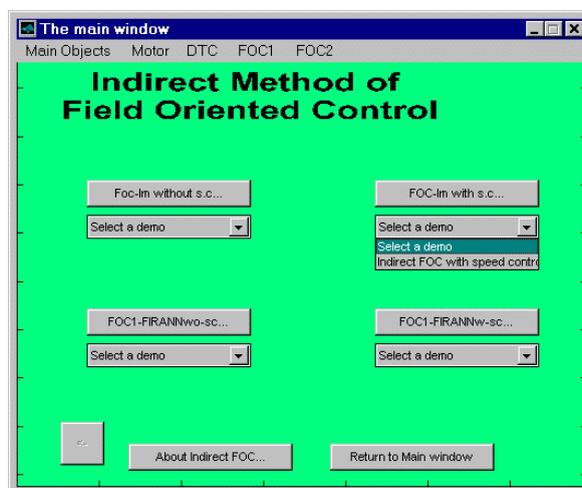


Fig C.2.12 Pantalla de ayuda del control vectorial de campo orientado por el método indirecto.



(a) Selección a partir de la barra de tareas.



(b) Selección a partir del botón de la aplicación respectivamente.

Fig. C.2.13 Pantallas obtenidas al seleccionar un mismo ítem a partir de la barra de tareas y del botón de la aplicación respectivamente.

La pantalla del campo orientado usando el método directo, tal como se muestra en la figura C.2.14 tiene cuatro botones:

- Sistema tradicional.
- Aplicación de la red FIRANN para emular las corrientes de referencia de estator cuando los controladores PI del flujo y del par no se incluyen en la red neuronal.
- El mismo caso pero con los anteriores incluidos en la red neuronal FIRANN.
- Una red neuronal FIRANN que incluye la mayor parte del sistema.
- También hay otros cuatro botones para las ayudas respectivas de los anteriores casos.

La figura C.2.15 muestra información general sobre este caso y la figura C.2.6.3 muestra la ayuda del caso del control del campo orientado por el método directo con realimentación de la velocidad.

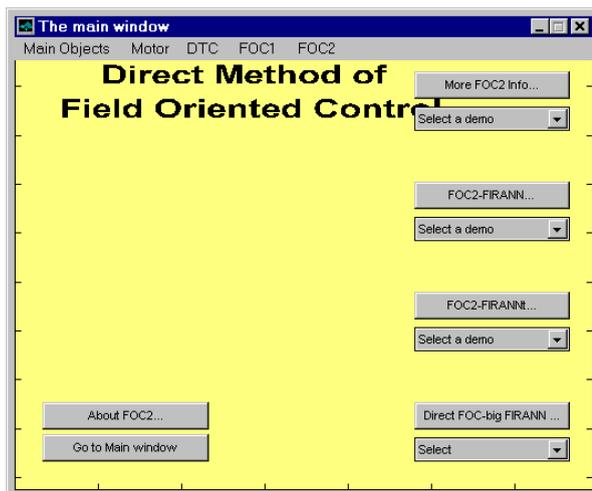


Fig. C.2.14 Pantalla para el control de campo orientado orientado.

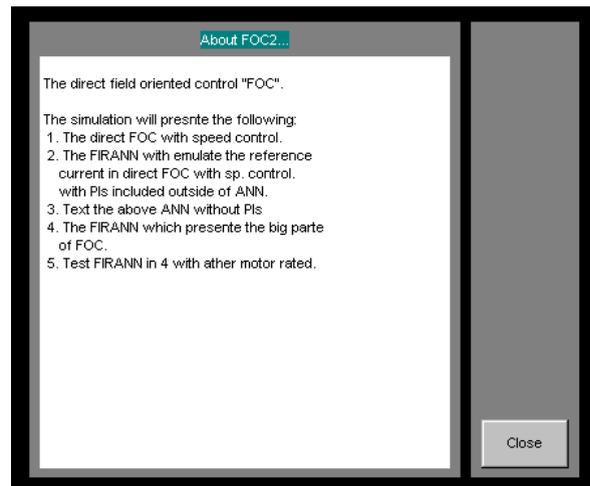


Fig. C.2.6.2 Pantalla de ayuda sobre el control de campo por el método directo.

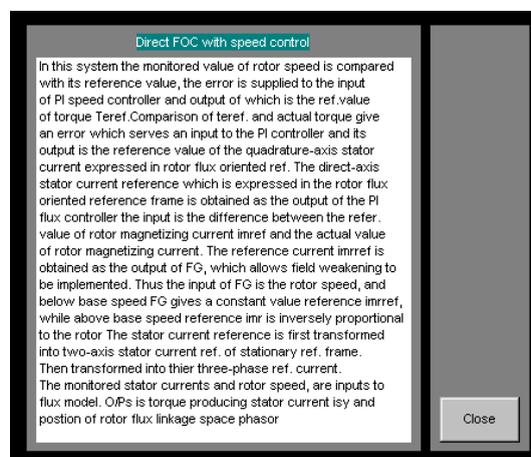


Fig. C.2.15 Pantalla de ayuda del control de campo orientado por el método directo con realimentación de la velocidad.

Además en cada simulación aparecen otras pantallas del modelo de simulación bajo Simulink con los oscilogramas de las respuestas, los valores nominales de los motores de inducción y las pantallas de los resultados. En la figura C.2.16 se muestra un ejemplo de la simulación al abrir la fase a del estator. El otro ejemplo mostrado en la figura C.2.17, hace referencia al caso del control directo del par usando redes neuronales.

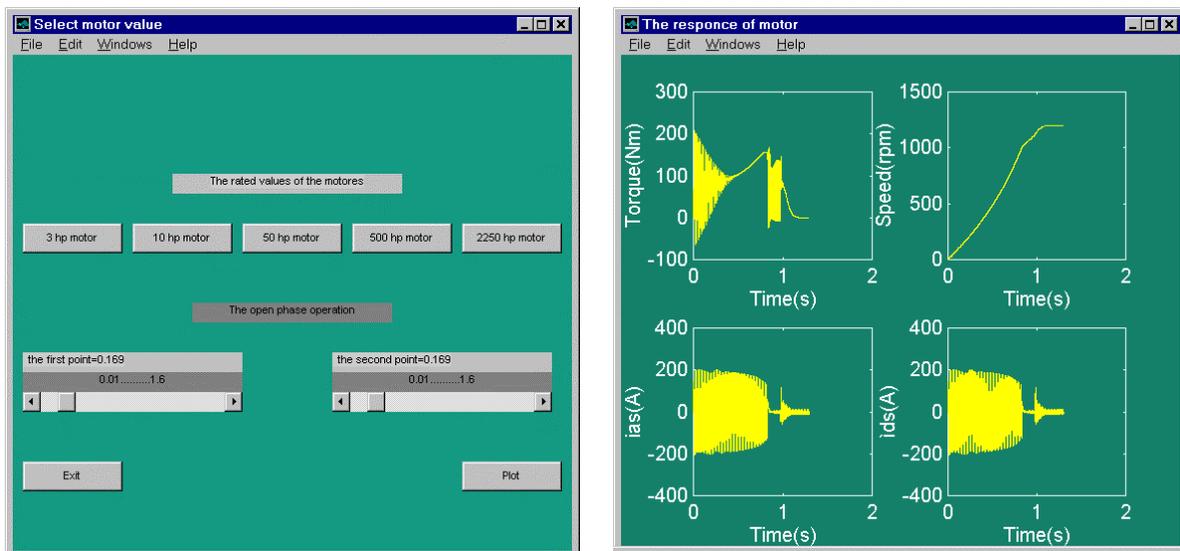
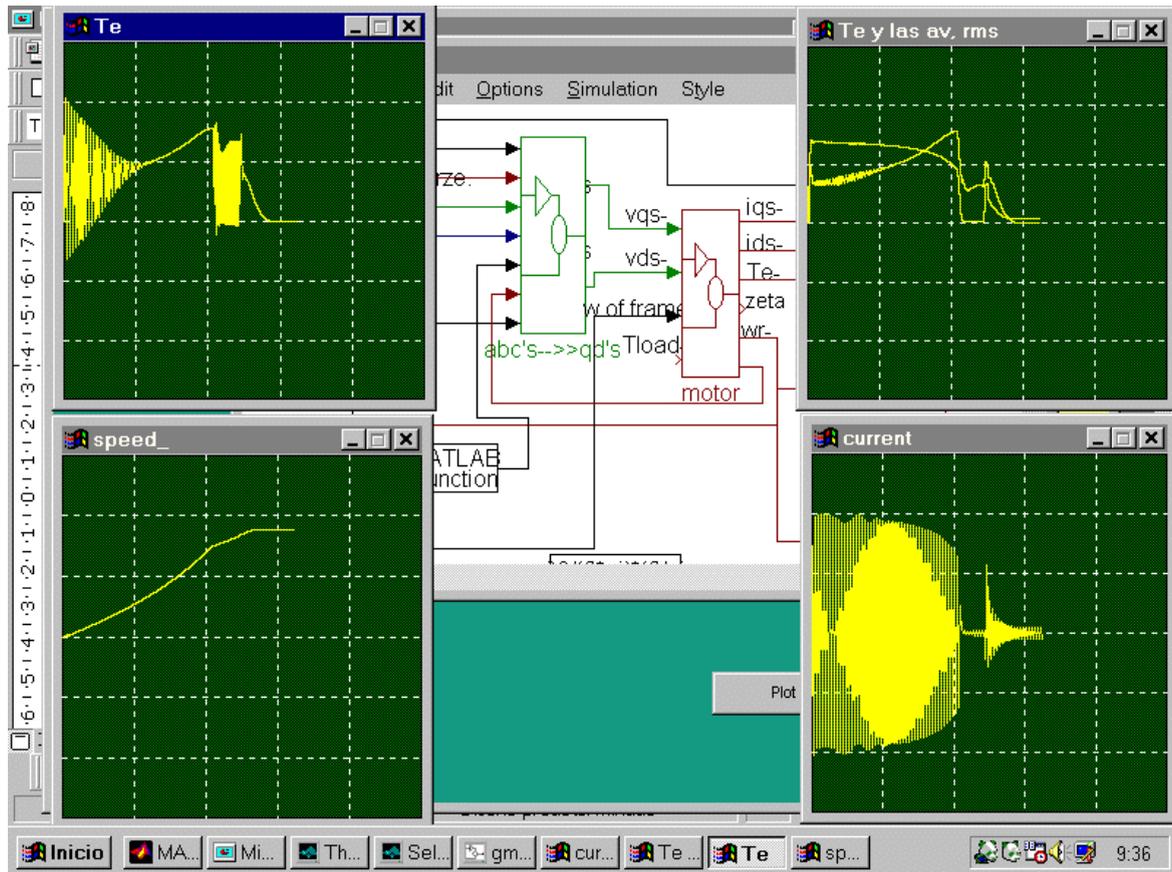


Fig. C.2.15 Pantalla de las respuestas del motor en el caso de que la fase a esté abierta.

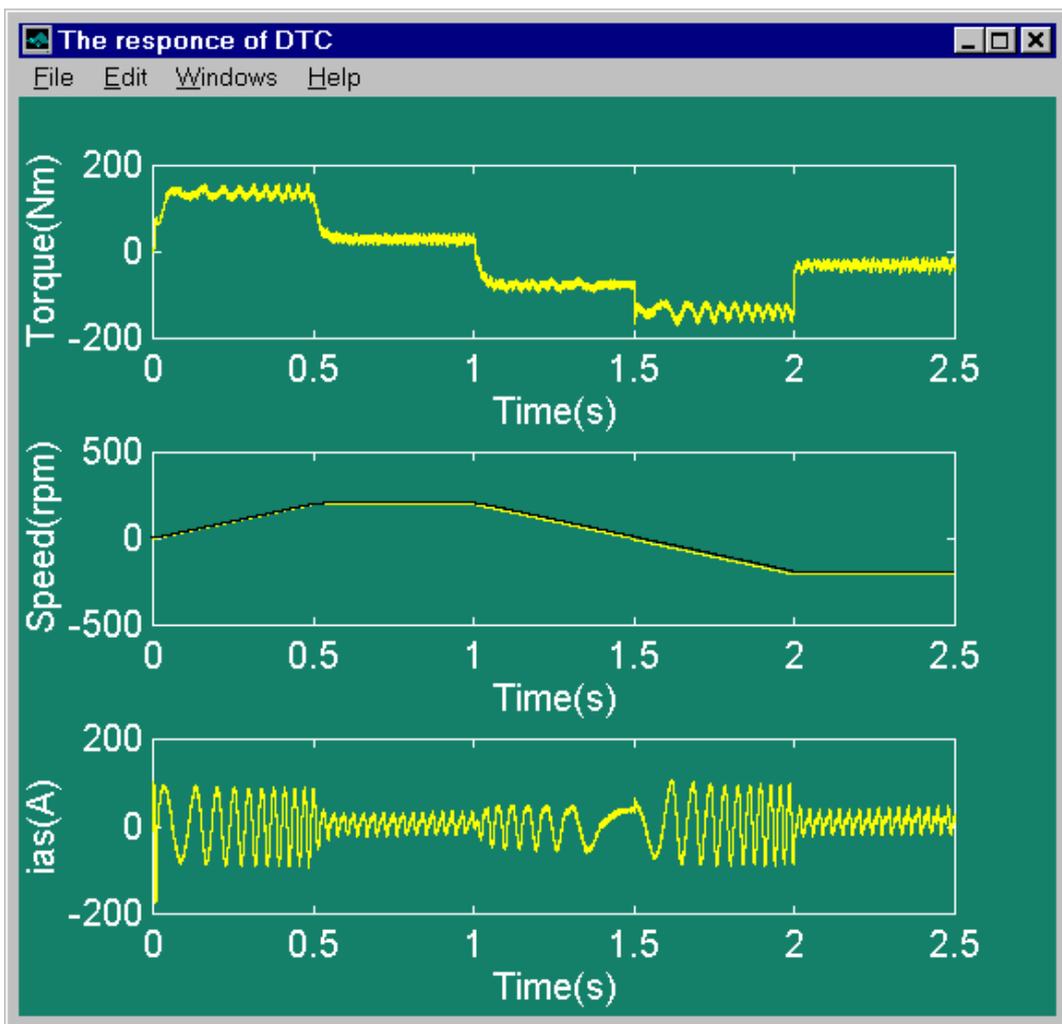
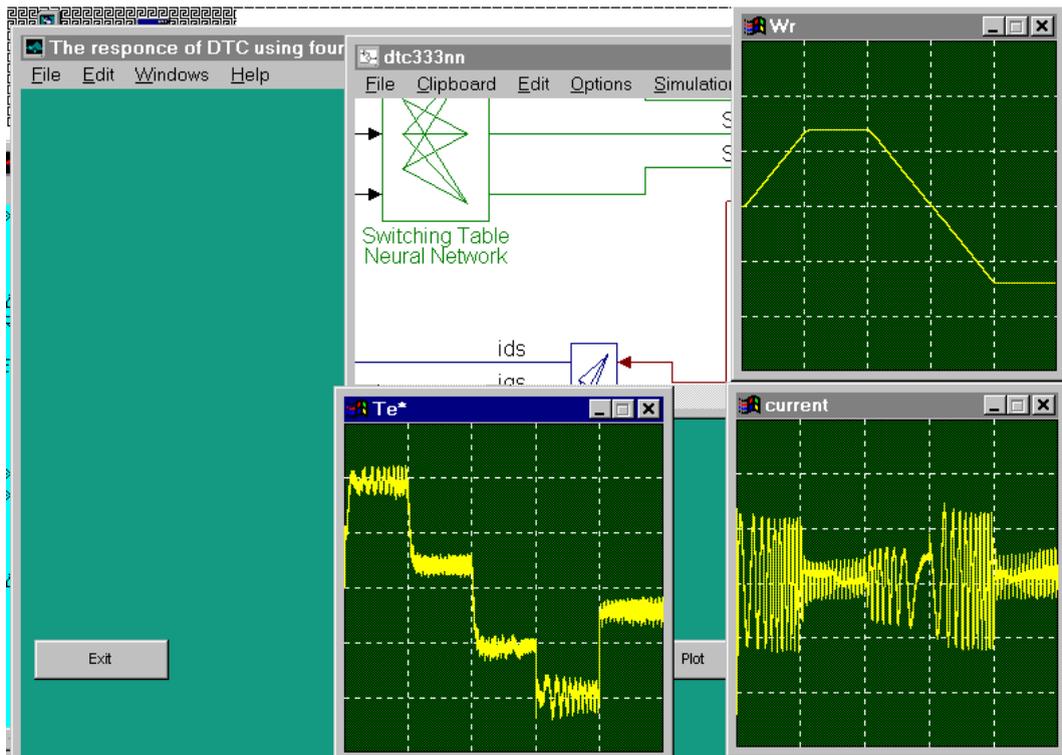


Fig. C.2.16 Un ejemplo del control directo del par usando redes neuronales.