



**UNIVERSIDAD DE LA FRONTERA
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**“TECNOLOGÍA SENSORLESS EN ACCIONAMIENTO DE MÁQUINAS DE
CORRIENTE ALTERNA”**

**FERNANDO ANTONIO SALAZAR HEISE
2018**



**UNIVERSIDAD DE LA FRONTERA
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**“TECNOLOGÍA SENSORLESS EN ACCIONAMIENTO DE MÁQUINAS DE
CORRIENTE ALTERNA”**

**TRABAJO DE TÍTULO PARA OPTAR AL TÍTULO
DE INGENIERO CIVIL ELECTRICISTA**

PROFESOR GUÍA: SR. NELSON HERNÁN AROS OÑATE

**FERNANDO ANTONIO SALAZAR HEISE
2018**

**TECNOLOGÍA SENSORLESS EN ACCIONAMIENTO DE MÁQUINAS DE
CORRIENTE ALTERNA
FERNANDO ANTONIO SALAZAR HEISE
COMISIÓN EXAMINADORA**

NELSON AROS OÑATE.
Profesor Guía.

NORMA DONOSO MENARES.
Académico Evaluador

CRISTIAN PESCE GONZALES.
Académico Evaluador

Calificación trabajo escrito:
Calificación examen:
Calificación final:

AGRADECIMIENTOS

A mi padre Fernando Salazar y madre Viviana Heise por ser los pilares fundamentales y contar con sus sabias palabras para confortarme en momentos difíciles a lo largo de estos años de estudio, por su gran cariño, compromiso, esfuerzo, comprensión y generosidad. A mi hermana Natalia Salazar por brindarme su apoyo a lo largo de estos años, por darme su cariño y apoyo.

A la Tuna Trovadores de la Universidad de La Frontera por ayudarme a expandir mis habilidades blandas, por darme un espacio donde ser autentico y mostrarme amistad incondicional.

A todos los docentes, ayudantes y compañeros que de una u otra forma me ayudaron a avanzar en esta etapa de mi vida.

Al profesor Nelson Aros en su labor de profesor guía por haber confiado en mí, por brindarme su buena disponibilidad, paciencia y consejos en la realización de esta tesis.

RESUMEN

Este trabajo da a conocer la formulación de un control vectorial con sistema Sensorless, lo cual conlleva no utilizar sensores de torque o velocidad dentro de la carcasa del motor como base para realizar el control de esta máquina, sino determinando su velocidad mediante la medición de voltaje y corriente que la alimenta, para luego en un sistema algorítmico que determinan su velocidad con un error relativo muy bajo.

Así, se da a conocer el modelo a trabajar de la Máquina de Inducción Jaula Ardilla MIJA y los modelos de inferencia Modelo Adaptivo Referido MRAS y el Filtro Extendido de Kalman EKF, los cuales son los sistemas Sensorless a estudiar. Adicionalmente se selecciona un control de flujo orientado que pueda ser utilizado tanto con sensores como con los modelos de inferencia para el control de velocidad.

Mediante la plataforma Simulink/Matlab, se muestran los resultados de la simulación de la MIJA a trabajar junto con sistema Sensorless de estimación de velocidad, además del control de campo orientado seleccionado.

Tomando en consideración los resultados obtenidos de las simulaciones, se muestran los resultados del control Sensorless de cada modelo y compara sus velocidades estimadas, con el fin de seleccionar un método de estimación de velocidad para utilizar en el control de campo orientado. Finalmente se comparan respuesta frente a un torque de carga nominal siendo éste implementado en su totalidad o parcial y retiro de este con el fin de determinar si el sistema sensorless fue implementado correctamente.

Capítulo 1 Introducción	1
1.1 Descripción del problema	1
1.2 Objetivos	2
1.2.1 Objetivo general	2
1.2.2 Objetivos específicos	2
Capitulo 2 Antecedentes Generales	3
2.1 Modelación de la máquina de inducción trifásica jaula ardilla.....	3
2.2 Control Vectorial de Campo orientado	6
2.3 Estimación de Velocidad mediante modelos de inferencia.	8
2.3.1 Modelo Adaptivo Referido	8
2.3.2 Filtro de Kalman Extendido	10
Capitulo 3 Metodología	17
3.1 Simulador de la máquina de inducción trifásica jaula ardilla	17
3.2 Desarrollo de modelos de inferencia.....	20
3.2.1 Sistema Adaptivo Referido.....	20
3.2.2 Filtro de Kalman Extendido	23
3.3 Control vectorial de campo orientado.....	25
Capitulo 4 Resultados y Discusión	28
4.1 Selección de Tecnología Sensorless	28
4.2 Métodos de implementación	32
4.2.1 Control con estimación de velocidad.....	32
4.2.2 Aplicación de torque.....	32
4.3 Métodos de comparación	33
4.3.1 Comparación de velocidades	33
4.3.2 Comparación de torques	35
4.3.3 Comparación de corrientes	36
Capitulo 5 Conclusiones	38
Bibliografía	40
Anexo A: Script de modelo de la Máquina de Inducción	41
Anexo B: Script de Filtro Extendido de Kalman.....	42

Índice de Tablas

Página

Tabla 3.1: Parámetros del motor de inducción.	17
Tabla 3.2: Valores del algoritmo de ajuste PI.	20
Tabla 3.3: Parámetros iniciales de dt , $Q0$, $P0$ y $R0$	24
Tabla 3.4: Característica proporcional e integral del controlador PI.	27
Tabla 4.1: Error absoluto y relativo de cada modelo sensorless.	30
Tabla 4.2: Error cuadrático y error cuadrático medio de cada modelo sensorless.	31

Figura 2.1: Circuito equivalente de la MIJA en marco de referencia estator.	3
Figura 2.2: Diagrama de fasores en control vectorial indirecto.	6
Figura 2.3: Control vectorial indirecto de campo orientado con la implementación de sensor de velocidad.....	7
Figura 2.4: Control vectorial indirecto de campo orientado con la implementación de los modelos de inferencia.	7
Figura 2.5: Diagrama del funcionamiento del modelo adaptivo.	8
Figura 2.6: Diagrama del funcionamiento del filtro extendido de Kalman.....	13
Figura 2.7: Diagrama de flujo del algoritmo del EKF.....	14
Figura 3.1: Entradas y salidas de la <i>s-funtion</i> MIJA.....	18
Figura 3.2: Simulador de la MIJA en plataforma Simulink.	18
Figura 3.3: Grafica velocidad torque obtenidas por simulación de la MIJA.....	19
Figura 3.4: Respuestas dinámica de arranque de la máquina de inducción en vacío, velocidad y torque.....	19
Figura 3.5: Simulador de la MIJA y el modelo adaptivo.	20
Figura 3.6: Simulador del modelo adaptivo.	21
Figura 3.7: Bloques de Modelo de Referencia.	22
Figura 3.8: Bloques de Modelo Adaptivo.	22
Figura 3.9: Simulador de EKF en MIJA.	23
Figura 3.10: Simulador del control vectorial indirecto.	25
Figura 3.11: Marco de Referencia.	26
Figura 3.12: Inversor de fuente de voltaje.....	26
Figura 4.1: Velocidad estimada y real en MRAS.....	28
Figura 4.2: Error de velocidades entre velocidad estimada y real en modelo MRAS.....	28
Figura 4.3: Velocidad estimada y real en EKF.....	29
Figura 4.4: Error de velocidades entre velocidad estimada y real en modelo EKF.	29
Figura 4.5: Simulador del control vectorial utilizando la velocidad estimada.	32
Figura 4.6: Torque de carga aplicada para estudio.	32
Figura 4.7: Velocidad del rotor con control de campo orientado indirecto.....	33
Figura 4.8: Velocidad del rotor con control de campo orientado indirecto implementando MRAS.	33

Figura 4.9: Perturbación en velocidad por control MRAS.....	34
Figura 4.10: Torque en FOC.	35
Figura 4.11: Torque en control MRAS.....	35
Figura 4.12: Corriente trifásica en FOC.	36
Figura 4.13: Corriente trifásica en control MRAS.	36
Figura 4.14: Corriente I_q en FOC.....	37
Figura 4.15: Corriente I_q en control MRAS.....	37

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

Capítulo 1 Introducción

1.1 Descripción del problema

Ante la existencia de motores de corriente continua y corriente alterna, se puede observar mayor presencia de estos últimos dentro de la industria, esto es debido a su menor dimensión y posibilidad de controlar su funcionamiento. Debido a lo anterior mencionado, la velocidad y el torque de estas máquinas debe ser controladas para ajustarse a los procesos que se les han delegado. La opción más eficiente energéticamente para realizar este control es mediante un variador de frecuencia, aunque es ésta es la opción más costosa de implementar.

Al momento de realizar dicho control, se requiere la implementación de sensores en el rotor de cada motor a controlar, por lo que la intervención directa es algo inevitable.

Las fallas típicas de los motores eléctricos se deben a intervenciones o al tipo de construcción de éstos, con 26.8% y 39.1% respectivamente, sumando un total de 65.9% de falla general en los motores eléctricos [1]. Adicionalmente, el 66.7% de las fallas son descubiertas mientras la máquina está en operación, por lo que detener un proceso por fallas de sensores es algo que se debe considerar al implementar estos sensores de velocidad y torque, pues se ve enfrentada a una pérdida de robustez en su estructura.

Esta investigación se enfoca en el método de controlar una máquina de inducción trifásica de configuración jaula ardilla, de forma que sea prescindible la implementación de sensores que reducen la robustez de los sistemas de control.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

- Analizar, vía simulación, estrategias de control para máquinas de corriente alterna que utilicen tecnología sensorless.

1.2.2 Objetivos específicos

- Modelar fenomenológicamente la Máquina de Inducción con marco de referencia giratorio arbitrario.
- Aplicar estrategia de control vectorial con sensores de velocidad en plataforma Matlab/Simulink.
- Comparar distintas metodologías de Modelos de Inferencia para medir variables internas de la máquina (MRAS y de Filtro de Kalman, otros).
- Determinar la metodología más eficiente en accionamientos de Control de Máquinas Alternas, comparando el comportamiento dinámico del accionamiento de estas máquinas (corriente, Torque, velocidad).

CAPÍTULO 2

ANTECEDENTES GENERALES

Capítulo 2 Antecedentes Generales

2.1 Modelación de la máquina de inducción trifásica jaula ardilla

Se utiliza el modelo fenomenológico, con el marco de referencia al estator expresado en términos de vectores espaciales [2]. Este modelo sirve tanto para hacer el control vectorial de campo orientado, como la implementación de los modelos sensorless.

Para realizar el modelo de la máquina, se considerarán las siguientes condiciones:

- Las fuerzas magnetomotrices debidas a las corrientes en los enrollados del estator siguen una distribución sinusoidal espacial a lo largo del entrehierro, despreciándose las armónicas espaciales.
- Se desprecian los efectos producidos por el ranurado del estator y el rotor en el valor de las inductancias propias y mutuas de los distintos enrollados.
- Se considera una máquina magnéticamente lineal, es decir, no se consideran los efectos de saturación e histéresis.
- Cada enrollado del estator posee una resistencia de igual magnitud.
- Cada enrollado del rotor posee una resistencia de igual magnitud (distinta a la del estator).

Tomando en consideración las condiciones anteriores y llevando los parámetros al marco de referencia de estator, en la *figura 2.1* se muestra el modelo dinámico equivalente de una máquina de inducción en el marco de referencia dq .

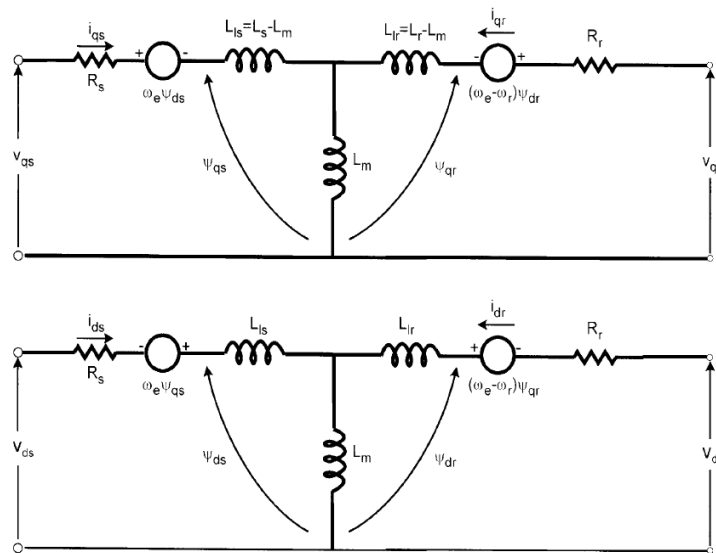


Figura 2.1: Circuito equivalente de la MIJA en marco de referencia estator.

Del circuito equivalente se obtienen las expresiones a continuación, donde las primeras cuatro corresponden a la parte eléctrica de la máquina y la última corresponde a la parte mecánica de ésta.

$$v_{ds} = \frac{d}{dt}\psi_{ds} + R_s i_{ds} - \omega_e \psi_{qs} \quad (2.1)$$

$$v_{qs} = \frac{d}{dt}\psi_{qs} + R_s i_{qs} + \omega_e \psi_{ds} \quad (2.2)$$

$$v_{dr} = \frac{d}{dt}\psi_{dr} + R_r i_{dr} - (\omega_e - \omega_r) \psi_{qr} \quad (2.3)$$

$$v_{qr} = \frac{d}{dt}\psi_{qr} + R_r i_{qr} + (\omega_e - \omega_r) \psi_{dr} \quad (2.4)$$

$$\frac{2}{p} J \frac{d\omega_r}{dt} = T_e - T_l = \frac{3}{2} \left(\frac{p}{2} \right) (\psi_{ds} i_{qs} - \psi_{qs} i_{ds}) - T_l \quad (2.5)$$

Dónde:

<i>Símbolo</i>	<i>Descripción</i>	<i>Unidades</i>
v_{ds}, v_{qs}	Voltaje de estator en ejes de cuadratura.	[V]
v_{dr}, v_{qr}	Voltaje de rotor en eje de cuadratura.	[V]
ψ_{ds}, ψ_{qs}	Enlace de flujo de estator en eje de cuadratura.	[Wb]
ψ_{dr}, ψ_{qr}	Enlace de flujo de rotor en eje de cuadratura.	[Wb]
R_s, R_r	Resistencia de estator y rotor respectivamente.	[Ω]
i_{ds}, i_{qs}	Corriente de estator en eje de cuadratura.	[A]
i_{dr}, i_{qr}	Corriente de rotor en eje de cuadratura.	[A]
ω_e, ω_r	Velocidades angulares del marco de referencia y velocidad del rotor respectivamente.	[rad/s]
T_e	Torque electromagnético.	[Nm]
T_l	Torque mecánico de carga.	[Nm]
p	Pares de polos de la máquina.	
J	Inercia del motor.	[kg m ²]

Adicionalmente, se tiene que considerar que como se trata de una maquina jaula ardilla, los parámetros v_{dr} y v_{qr} son nulos.

Para calcular las corrientes en marco de estator, se utiliza la siguiente forma matricial.

$$\begin{bmatrix} \psi_{ds} \\ \psi_{qs} \\ \psi_{dr} \\ \psi_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Ls & 0 & Lm & 0 \\ 0 & Ls & 0 & Lm \\ Lm & 0 & Lr & 0 \\ 0 & Lm & 0 & Lr \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Símbolo	Descripción	Unidades
Ls, Lr	Inductancia del estator y rotor de la MIJA respectivamente.	[H]
Lm	Inductancia mutua.	[H]

Para el trabajo con las variables se realiza una transformación 3/2 donde se utiliza la transformada de Clarke de la *ecuación* 2.7 y la transformada de Park de la *ecuación* 2.8 es decir, de un sistema de tres fases se consigue un sistema de 2 fases, de la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} V_0 \\ V_\alpha \\ V_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

$$\begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \text{sen} \theta \\ -\text{sen} \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_\alpha \\ V_\beta \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

2.2 Control Vectorial de Campo orientado

El método de control vectorial de campo orientado FOC [3] se basa en un sistema de coordenadas rotatorias orientado con el campo del rotor, donde se obtiene el ángulo de flujo de rotor mediante la observación de los ángulos de posición del rotor y de deslizamiento [4].

Dependiendo de cómo el flujo del rotor es obtenido, el esquema de control puede ser clasificado en directo o indirecto.

Control directo de campo orientado

Si θ_e es obtenida mediante el uso de dispositivos de detección de flujo incluidos dentro de la composición de la carcasa del motor o usando mediciones de voltaje y corriente en los terminales del motor.

Control indirecto de campo orientado

Si el ángulo de flujo del rotor θ_e es obtenido desde el ángulo de la posición del rotor θ_r y el ángulo de deslizamiento positivo θ_{sl} desde la siguiente expresión.

$$\theta_e = \theta_r + \theta_{sl} = \int (\omega_r + \omega_{sl}) dt \quad (2.9)$$

Ya mencionado anteriormente, se utiliza la transformada de Park para el marco de estator como referencia, dejando tanto los flujos como los voltajes, corrientes y ángulos referidos al plano dq como se muestra en la *figura 2.2*.

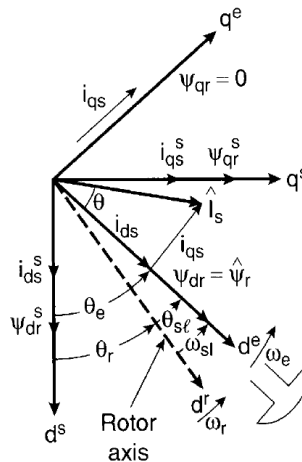


Figura 2.2: Diagrama de fasores en control vectorial indirecto.

Ya que se busca estudiar métodos para que dentro del motor no se encuentren sensores, se descarta el control directo, seleccionando el control indirecto de campo orientado como el modelo a comparar. El esquema general del control vectorial a utilizar se encuentra en la *figura 2.3*.

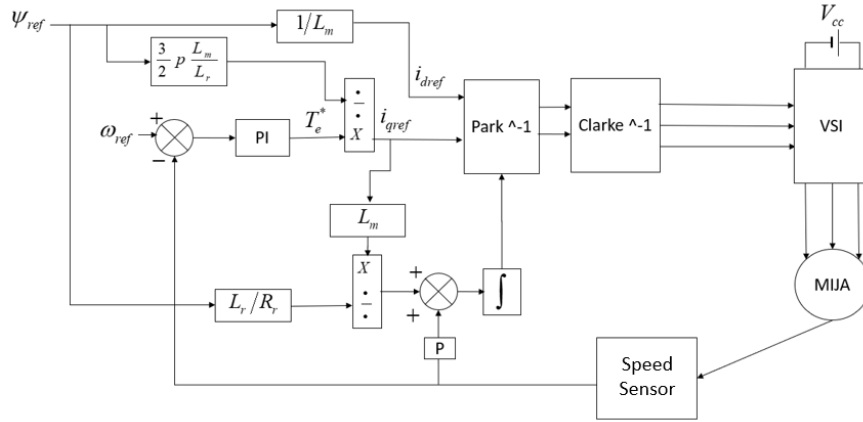


Figura 2.3: Control vectorial indirecto de campo orientado con la implementación de sensor de velocidad.

En la figura anterior, se muestra que la velocidad de rotor se obtiene mediante un sensor de velocidad directamente conectada con la máquina, obteniendo el ángulo de flujo de rotor comparando la velocidad real con la obtenida desde la transformada de Park. Se selecciona la velocidad y flujo de referencia, según lo que se estime para la conveniencia de la simulación.

Adicionalmente se considera más apropiado este modelo ya que con solo sustituir el sensor de velocidad se logra el sistema de predicción.

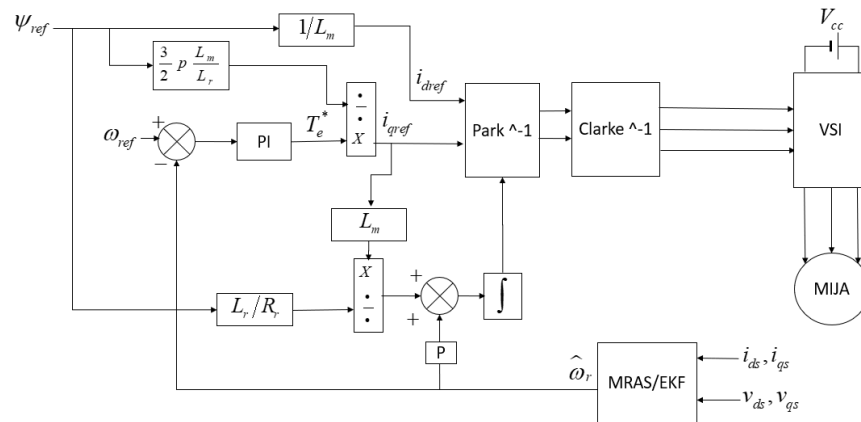


Figura 2.4: Control vectorial indirecto de campo orientado con la implementación de los modelos de inferencia.

2.3 Estimación de Velocidad mediante modelos de inferencia.

2.3.1 Modelo Adaptivo Referido

La velocidad de rotor puede ser calculada por medio del sistema adaptivo con la comparación de dos modelos para una máquina donde se ha estimado el flujo de rotor [2]. La salida de un primer modelo, denominado de referencia, es comparada con la salida de un modelo ajustable o adaptivo, hasta que el error ε entre ambos modelos tienda a cero, este error es ingresado a un algoritmo de adaptación que entrega la velocidad estimada [3] [4].

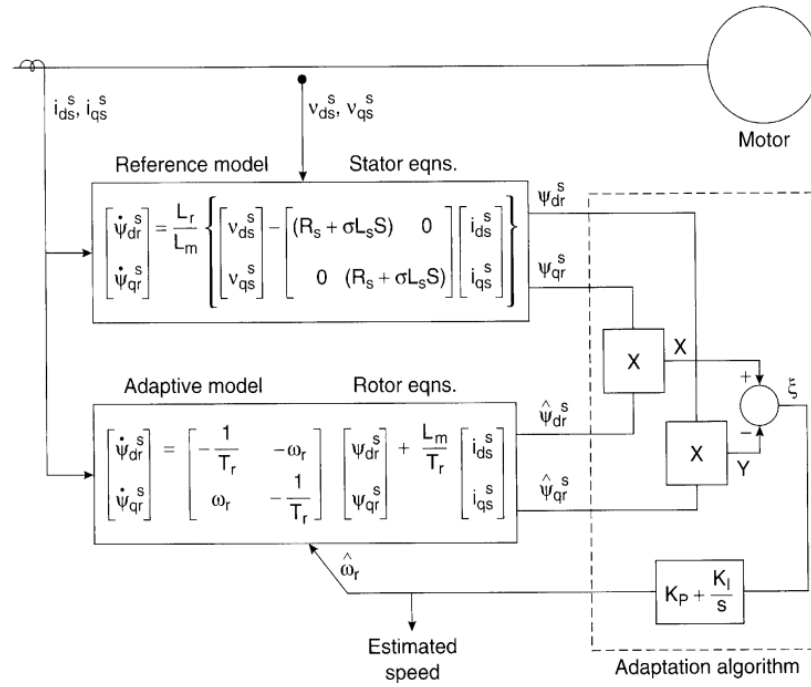


Figura 2.5: Diagrama del funcionamiento del modelo adaptivo.

Como se muestra en la *figura 2.5*, se utiliza el modelo referenciado como una expresión de modelo de voltaje y corriente representado en ecuaciones del estator en la *ecuación 2.10*. Esto genera los componentes de flujo de rotor referidos a un marco de referencia estacionario desde los componentes de corriente y voltaje monitoreados.

$$\frac{d}{dt}\psi_{dr} = \frac{L_r}{L_m} \left[v_{ds} - i_{ds}R_s - \frac{d}{dt}\sigma L_s i_{ds} \right] ; \quad \frac{d}{dt}\psi_{qr} = \frac{L_r}{L_m} \left[v_{qs} - i_{qs}R_s - \frac{d}{dt}\sigma L_s i_{qs} \right] \quad (2.10)$$

Donde

<i>Símbolo</i>	<i>Descripción</i>
σ	Coeficiente de dispersión total.

El modelo adaptivo usualmente es representado por el modelo de corriente descrito por ecuaciones del rotor, cuando los componentes del flujo del rotor están expresados en términos de los componentes de corriente y velocidad de rotor, como se muestra en la *ecuación 2.11*.

$$\frac{d}{dt}\psi_{dr} = \frac{L_m}{T_r}i_{ds} - \frac{\psi_{dr}}{T_r} - \omega_r\psi_{qr} \quad ; \quad \frac{d}{dt}\psi_{qr} = \frac{L_m}{T_r}i_{qs} - \frac{\psi_{qr}}{T_r} + \omega_r\psi_{dr} \quad (2.11)$$

Donde

<i>Símbolo</i>	<i>Descripción</i>
T_r	Constante de tiempo.

La velocidad puede ser calculada por el sistema adaptivo referido, mediante la comparación de la salida del modelo referenciado con la salida del modelo adaptivo hasta que el error entre los dos modelos sea 0. La *ecuación 2.12* expresa lo antes mencionado.

$$\omega_r = \varepsilon \left(K_p + \frac{K_i}{s} \right) \quad ; \quad \varepsilon = \psi_{dr}\psi_{qr} - \psi_{dr}\psi_{qr} \quad (2.12)$$

En el diseño del algoritmo de adaptación del MRAS, es importante tener en cuenta la estabilidad del sistema y asegurar que la velocidad estimada converja en el valor deseado, con una característica dinámica satisfactoria. Usando el teorema de hiper estabilidad de Popov, genera un sistema de respuesta rápida y estable, donde una diferencia entre la variable estado del modelo de referencia y el modelo adaptivo son implementadas en un controlador PI, para luego dar como resultado, la velocidad de rotor estimada como una señal de salida.

2.3.2 Filtro de Kalman Extendido

El Filtro de Kalman KF consta de un modelo que estima el comportamiento de procesos lineales, conociendo cuales son los errores del sistema, errores en la medición de parámetros y el error de los sensores utilizados [3]. La ventaja de este sistema frente a otros es que, independiente de los parámetros que se tengan como valores iniciales, los algoritmos e iteraciones de este método lleva a una estimación muy cercana a los valores reales.

Para su implementación, es requerido un filtro para las señales ingresadas en el sistema de cómputo, debido a que el Filtro de Kalman trabaja con modelos lineales y no puede haber ningún tipo de perturbación para su correcto funcionamiento. A diferencia de su homólogo, el Filtro de Kalman Extendido trabaja bajo perturbaciones del sistema, pero teniendo en cuenta que su implementación es de mayor complejidad [12] [13] [14]. Por lo anterior y teniendo en cuenta que el sistema dinámico de la MIJA es no lineal, se utiliza el filtro extendido de Kalman para este estudio.

El filtro de Kalman extendido es un observador estocástico con una estimación óptima recursiva en un sistema dinámico no lineal en tiempo real usando señales que se corrompen por ruido. Una de las aplicaciones del filtro de Kalman extendido es la estimación de parámetros desconocidos, tales como la resistencia de rotor.

Los pasos de diseño principal para la determinación de velocidad en el diseño del filtro de Kalman extendido son los siguientes:

- *Modelo de máquina inducción en dominio de tiempo.*
- *Discretizar el modelo de la máquina.*
- *Determinar las matrices de covarianza de estado Q , R y P .*
- *Implementación del algoritmo de filtro de Kalman extendido discretizado y sintonizar.*

• *Modelo de máquina inducción en dominio de tiempo.*

Para estimar la velocidad de rotor de una máquina de inducción usando EKF, se usan diversos modelos de máquinas eléctricas. Generalmente el modelo es expresado en marco de referencia de flujo de estator. En el filtro de Kalman, la velocidad de rotor es considerada una variable de estado y parámetro al mismo tiempo. La representación espacial de estado el sistema, es el siguiente.

$$\dot{X} = AX + BU \quad (2.13)$$

$$Y = CX \quad (2.14)$$

También dejándolo expresado como en la *ecuación 2.15* y *ecuación 2.16*.

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_{ds} \\ \dot{i}_{qs} \\ \dot{\psi}_{ds} \\ \dot{\psi}_{qs} \\ \dot{\omega}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1/T_s' & 0 & L_m/(L_s' L_r T_r) & \omega_r L_m/(L_s' L_r) & 0 \\ 0 & -1/T_s' & -\omega_r L_m/(L_s' L_r) & L_m/(L_s' L_r T_r) & 0 \\ L_m/T_r & 0 & -1/T_r & -\omega_r & 0 \\ 0 & L_m/T_r & \omega_r & -1/T_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \psi_{ds} \\ \psi_{qs} \\ \omega_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1/L_s' & 0 \\ 0 & 1/L_s' \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

$$\begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \psi_{ds} \\ \psi_{qs} \\ \omega_r \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

$$T_r = \frac{L_r}{R_r} \quad ; \quad \frac{1}{T_s'} = \frac{R_s + R_r (L_m / L_r)^2}{L_s'} \quad ; \quad L_s' = \sigma L_s \quad ; \quad \sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r} \quad (2.17)$$

• *Discretizar el modelo de la máquina.*

Para implementación digital, las ecuaciones de la máquina de inducción requieren ser discretizadas, por lo que modificando las ecuaciones 2.15 y 2.16, se obtienen las siguientes expresiones.

$$X_{(k+1)} = A_d X_{(k)} + B_d Y_{(k)} \quad (2.18)$$

$$Y_{(k)} = C_d X_{(k)} \quad (2.19)$$

La matriz Cd no se modifica, pero en el caso de las matrices Ad y Bd quedan en las siguientes expresiones.

$$A_d \approx I + A \cdot dt \quad ; \quad B_d = B \cdot dt \quad (2.20)$$

$$A_d = \begin{bmatrix} 1 - dt/T_s' & 0 & dtL_m/(L_s' L_r T_r) & \omega_r dtL_m/(L_s' L_r) & 0 \\ 0 & 1 - dt/T_s' & -\omega_r dtL_m/(L_s' L_r) & dtL_m/(L_s' L_r T_r) & 0 \\ dtL_m/T_r & 0 & 1 - dt/T_r & -dt\omega_r & 0 \\ 0 & dtL_m/T_r & dt\omega_r & 1 - dt/T_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

$$B_d = \begin{bmatrix} dt/L_s' & 0 \\ 0 & dt/L_s' \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} ; \quad C_d = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.22)$$

Donde dt es el tiempo de muestreo seleccionado.

• *Determinar las matrices de covarianza de estado Q , R y P .*

Para el caso de esta máquina de inducción trifásica, la matriz de covarianza de ruido del sistema Q será de $[5 \times 5]$, la matriz de covarianza de medición R será de $[2 \times 2]$ y finalmente la matriz de covarianza del sistema P será de $[5 \times 5]$. Las siguientes expresiones muestran lo comentado anteriormente

$$Q = \begin{bmatrix} q_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_{22} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_{33} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_{44} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_{55} \end{bmatrix} ; \quad R = \begin{bmatrix} r_{11} & 0 \\ 0 & r_{22} \end{bmatrix} ; \quad P = \begin{bmatrix} p_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & p_{22} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p_{33} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p_{44} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & p_{55} \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

- *Implementación del algoritmo de filtro de Kalman extendido discretizado y sintonizar.*

Como se expuso anteriormente, el filtro de Kalman extendido es un estimador de estado recursivo y óptimo, que contiene dos principales estados, un estado predicho y un estado filtrado. Durante el estado de predicción, el siguiente valor predicho del estado $x_{(k+1)}$ y la matriz de covarianza de estado predicho P son obtenidas y para este propósito las ecuaciones variables de estado de la máquina son utilizada, además de la matriz de covarianza del sistema Q . Durante el estado de filtración, los estados determinados $x_{(k)}$ son obtenidos de los estados predichos agregando un término de corrección de valores de predicción $x_{(k)}^*$.

La siguiente figura muestra funcionamiento general del sistema de predicción de velocidad, utilizando los parámetros de predicción y estado.

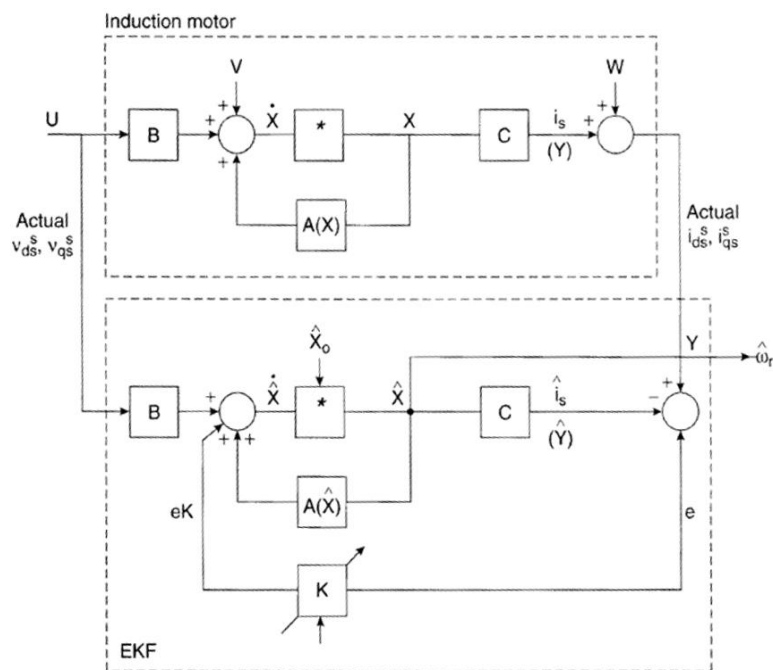


Figura 2.6: Diagrama del funcionamiento del filtro extendido de Kalman.

Finalmente, para realizar la implementación del filtro de Kalman extendido se muestra el siguiente diagrama, para luego explicar cada proceso por separado.

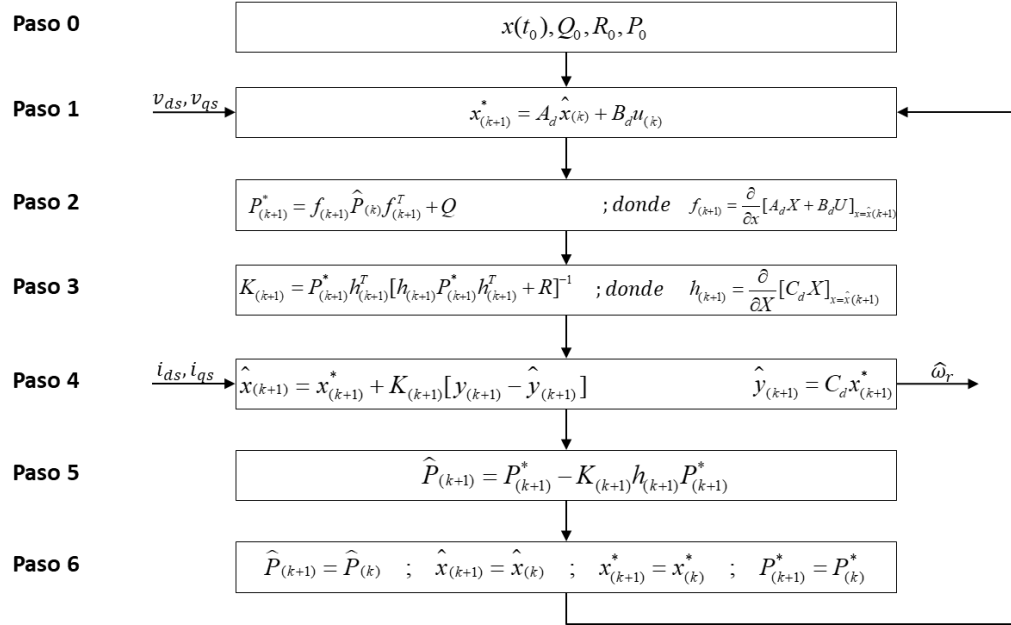


Figura 2.7: Diagrama de flujo del algoritmo del EKF.

Paso 0: Inicializar los vectores de estado y matrices de covarianza.

Se debe establecer los valores de $x_0 = x(t_0)$ y los valores iniciales de las matrices de covarianza Q_0, R_0 y P_0 se dejan como matrices diagonales, como se muestran a continuación:

$$Q = \begin{bmatrix} q_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_{11} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_{33} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_{33} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_{55} \end{bmatrix}; \quad R = \begin{bmatrix} r & 0 \\ 0 & r \end{bmatrix}; \quad P = \begin{bmatrix} p & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & p & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & p \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

Al seleccionar los parámetros de cada matriz, se debe considerar que mientras más alto es el valor, mayor incertidumbre se tiene de cada error, medición y del sistema en sí. En el caso de que los parámetros tuvieran valores bajos, menor es la incertidumbre del modelo.

Paso 1: Predicción del vector de estado.

La predicción del vector de estado en el tiempo de muestra $(k+1)$ de la entrada $u(k)$, el vector de estado en el tiempo de muestreo previo $x(k)$ se obtiene realizando la siguiente acción:

$$x_{(k+1)}^* = A_d x(k) + B_d u(k) \quad (2.25)$$

Donde las matrices A_d y B_d son las obtenidas por la discretización del sistema.

Paso 2: Estimación de la covarianza de predicción.

Esta matriz de covarianza es estimada con la ecuación 2.26.

$$P_{(k+1)}^* = f_{(k+1)} P_{(k)} f_{(k+1)}^T + Q \quad (2.26)$$

Donde $f_{(k+1)}$ es el jacobiano obtenido de la derivada parcial de $x_{(k+1)}^*$.

$$f_{(k+1)} = \frac{\partial}{\partial x} [A_d X + B_d U]_{x=x(k+1)} \quad (2.27)$$

$$f_{(k+1)} = \begin{bmatrix} 1 - dt/T_s' & 0 & dtL_m / (L_s' L_r T_r) & \omega_r dtL_m / (L_s' L_r) & dtL_m / (L_s' L_r) \psi_{qr} \\ 0 & 1 - dt/T_s' & -\omega_r dtL_m / (L_s' L_r) & dtL_m / (L_s' L_r T_r) & dtL_m / (L_s' L_r) \psi_{dr} \\ dtL_m / T_r & 0 & 1 - dt/T_r & -dt\omega_r & dt\psi_{qr} \\ 0 & dtL_m / T_r & dt\omega_r & 1 - dt/T_r & dt\psi_{dr} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

$$\omega_r = \omega_{r(k+1)}; \quad \psi_{qr} = \psi_{qr(k+1)}; \quad \psi_{dr} = \psi_{dr(k+1)} \quad (2.29)$$

Paso 3: Computación de la ganancia de Kalman.

Considerando el jacobiano de la *ecuación 2.30*, la matriz de corrección tiene la forma de la *ecuación 2.31*.

$$h_{(k+1)} = \frac{\partial}{\partial X} [C_d X]_{x=x(k+1)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

$$K_{(k+1)} = P_{(k+1)}^* h_{(k+1)}^T [h_{(k+1)} P_{(k+1)}^* h_{(k+1)}^T + R]^{-1} \quad (2.31)$$

Paso 4: Estimación del vector estado.

La etapa de corrección del vector estado se realiza de la siguiente forma:

$$x_{(k+1)} = x_{(k+1)}^* + K_{(k+1)} [y_{(k+1)} - y_{(k+1)}] \quad (2.32)$$

$$y_{(k+1)} = C_d x_{(k+1)}^* \quad (2.33)$$

En esta etapa se puede obtener la velocidad estimada del rotor.

Paso 5: Matriz de covarianza de la estimación de error.

Esta matriz se obtiene de la siguiente expresión:

$$P_{(k+1)} = P_{(k+1)}^* - K_{(k+1)} h_{(k+1)} P_{(k+1)}^* \quad (2.34)$$

Paso 6: Actualización de los datos y volver al **Paso 1**.

En este paso, los parámetros obtenidos para el tiempo de muestreo $(k+1)$ pasaran a ser elementos del tiempo de muestreo k , por lo que se tiene.

$$P_{(k+1)} = P_{(k)} \quad ; \quad x_{(k+1)} = x_{(k)} \quad ; \quad x_{(k+1)}^* = x_{(k)}^* \quad ; \quad P_{(k+1)}^* = P_{(k)}^* \quad (2.35)$$

Este proceso se hace N veces hasta que el proceso tenga la estimación deseada.

CAPÍTULO 3

METODOLOGÍA

Capítulo 3 Metodología

3.1 Simulador de la máquina de inducción trifásica jaula ardilla

Como antes se ha mencionado, se debe realizar un modelo fenomenológico de la máquina trifásica de corriente alterna jaula ardilla, por lo que es necesario utilizar la plataforma MATLAB, junto con su herramienta Simulink para los procesos de modelación y control de la máquina en cuestión. A continuación, se muestra la tabla que contiene los parámetros necesarios para simular la máquina de inducción.

Tabla 3.1: Parámetros del motor de inducción.

Símbolo	Magnitud
R_s	2.2 [Ω]
R_r	2.68 [Ω]
J	0.047 [kg m ²]
p	2
L_s	0.229 [mH]
L_m	0.217 [mH]
L_r	0.229 [mH]
ω_s	1500 [RPM]
T_n	24.414 [Nm]

Dentro de las posibilidades de simulación se utiliza el método de *s-function*, donde se formula un *script* y se genera un ciclo hasta un tiempo t definido en la plataforma Simulink. Como se comentó en el capítulo anterior, el modelo se encuentra en el marco de referencia de estator, por lo que las entradas de voltaje como las salidas de las corrientes son en el plano $\alpha\beta$. Se muestra en la *figura 3.1* lo expresado anteriormente. Adicionalmente se agrega en el ANEXO A el *script* utilizado para esta simulación.

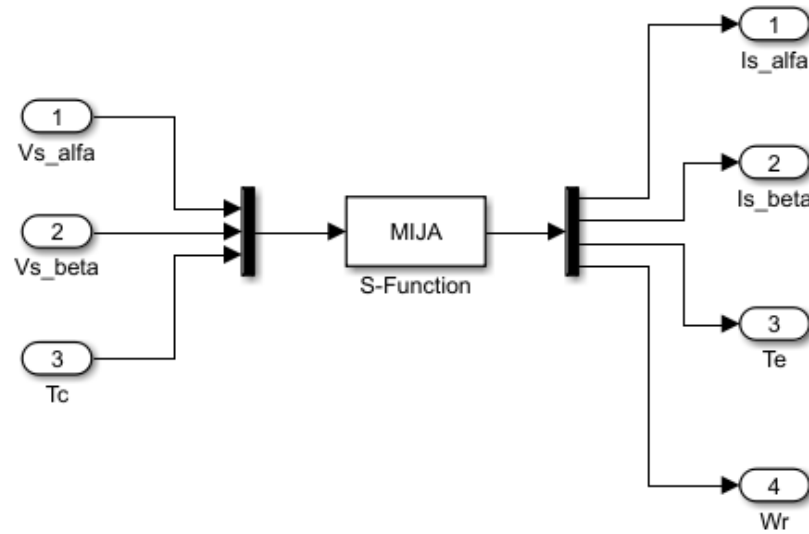


Figura 3.1: Entradas y salidas de la *s-funtion* MIJA.

Se utiliza alimentación trifásica con frecuencia de 50 [Hz] en cada modelación, como se muestra en la *figura 3.2*. Adicionalmente en el lugar del Torque de carga T_l se acoplan las cargas de estudio que se mencionaran más adelante.

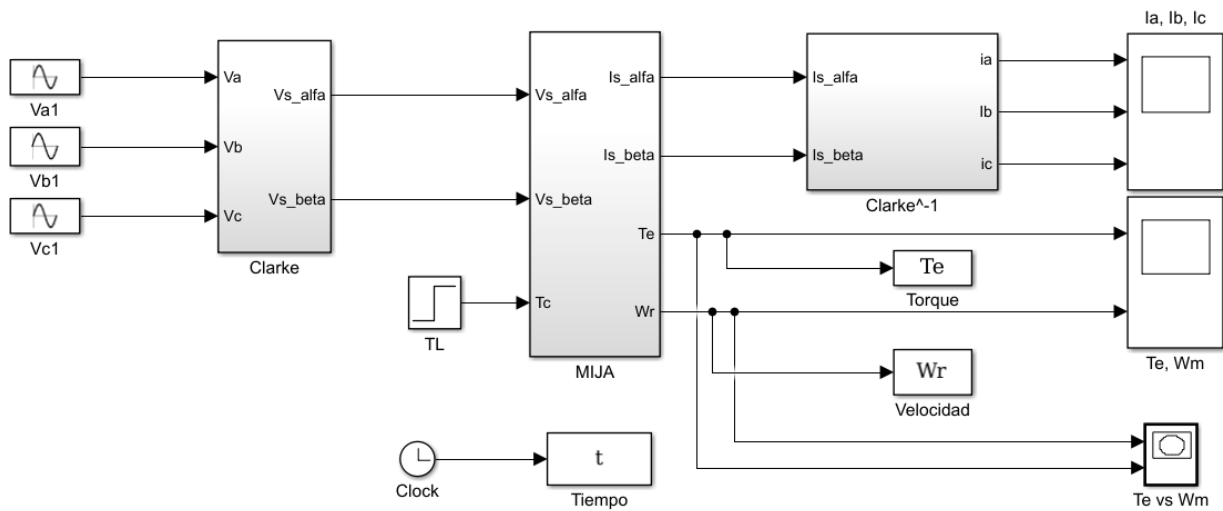


Figura 3.2: Simulador de la MIJA en plataforma Simulink.

A continuación, se muestra los resultados de la *figura 3.2* de la MIJA, donde se puede ver que el torque máximo de la máquina es de 50 [Nm] y siendo su velocidad nominal de 1500 [RPM].

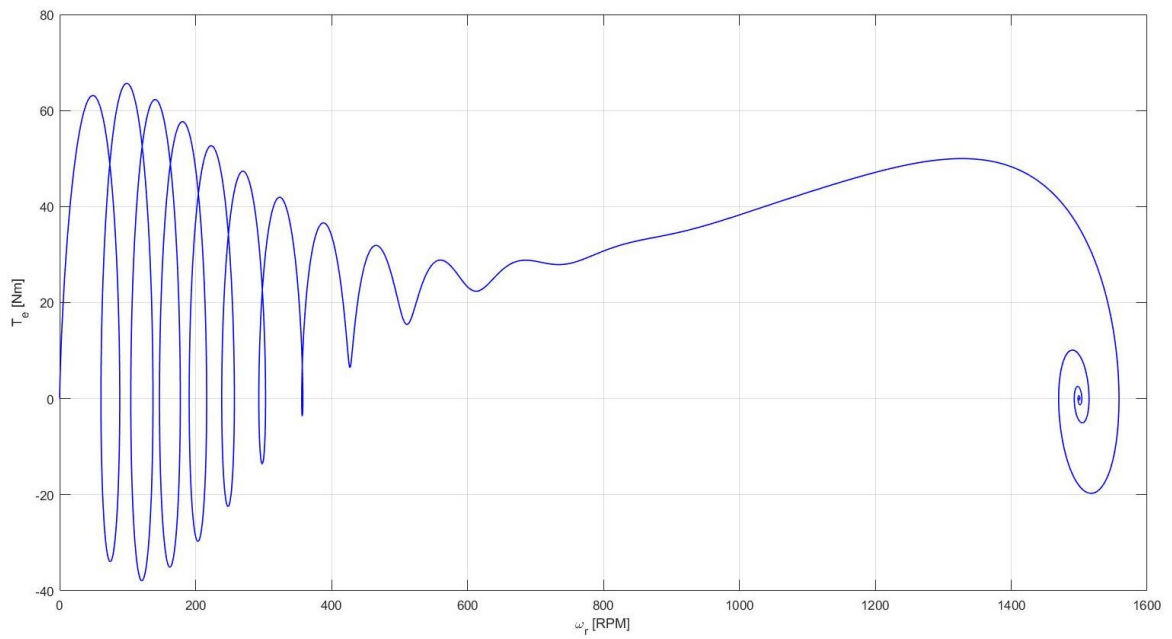


Figura 3.3: Grafica velocidad torque obtenidas por simulación de la MIJA.

Adicionalmente se muestra por separado las características de velocidad y torque referidos al tiempo, en la *figura 3.3*.

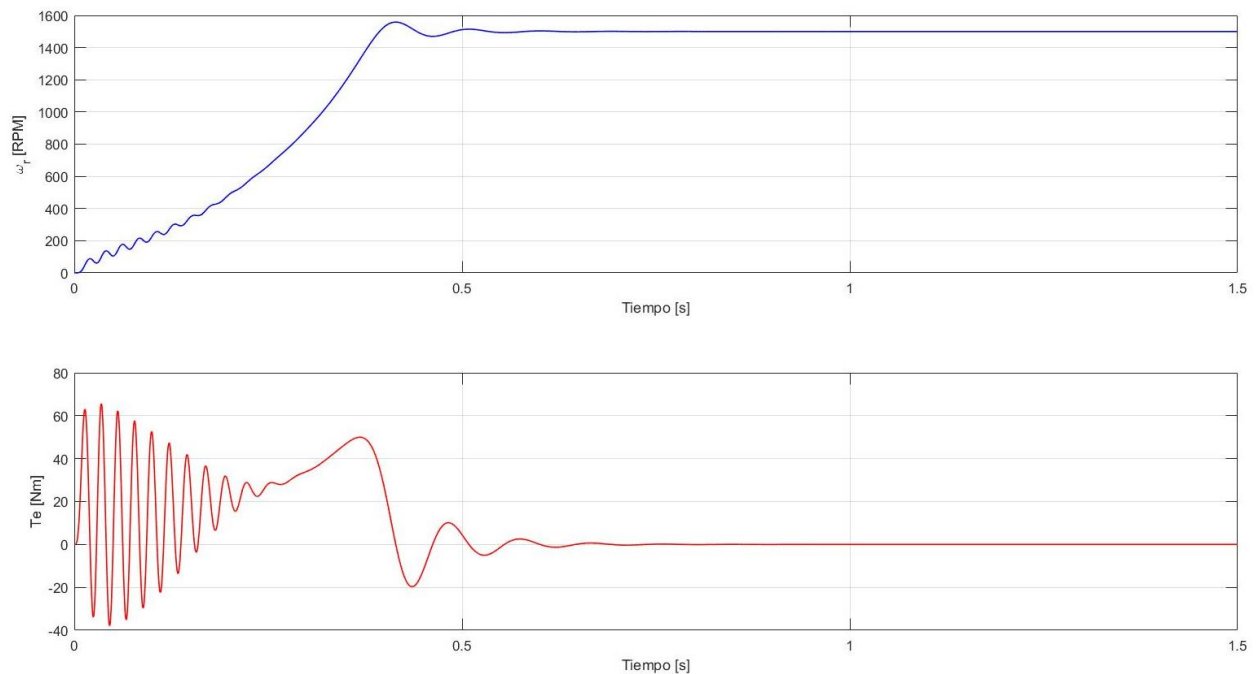


Figura 3.4: Respuestas dinámica de arranque de la máquina de inducción en vacío, velocidad y torque.

3.2 Desarrollo de modelos de inferencia

3.2.1 Sistema Adaptivo Referido

Considerando el diagrama de la *figura 2.4* se resuelve realizar la siguiente simulación del MRAS. Se agregan osciloscopios para observar el comportamiento de las corrientes y torque del sistema, además de un osciloscopio que compara la velocidad original de la máquina y la estimada por el MRAS.

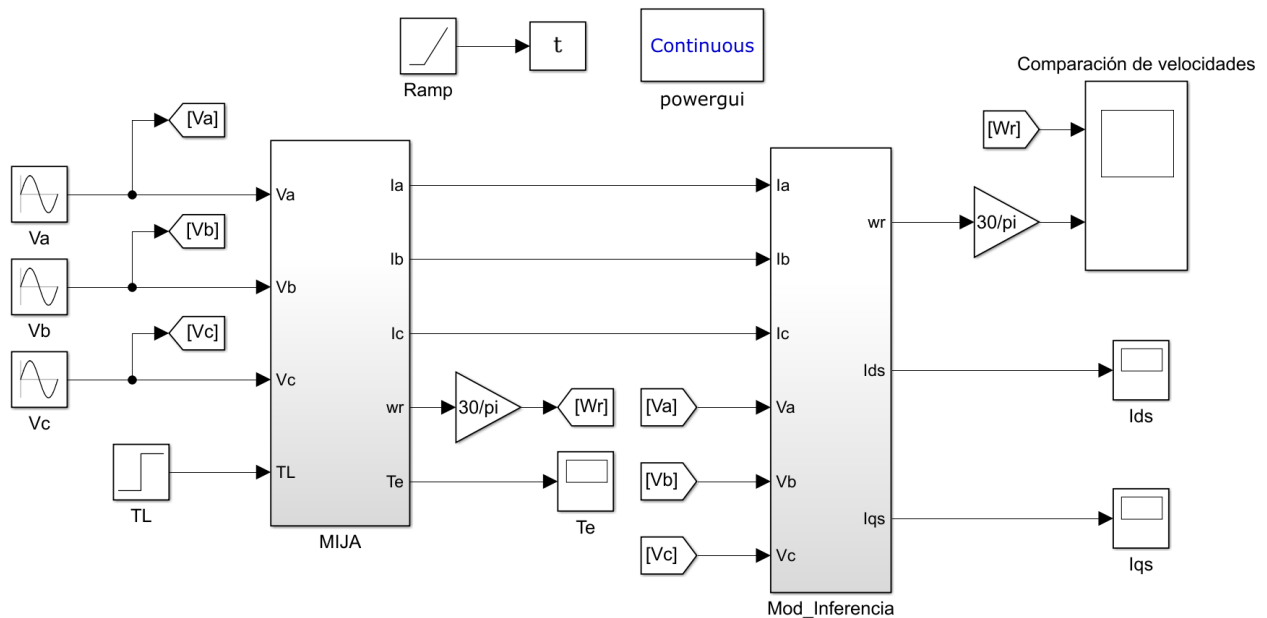


Figura 3.5: Simulador de la MIJA y el modelo adaptivo.

El modelo de inferencia se muestra en la *figura 3.6*, donde se realiza la conversión con transformada de Park tanto a los voltajes como las corrientes trifásicas, considerando el ángulo θ siendo nulo por tomar el marco de referencia estacionario en marco de estator. En este modelo se implementa un algoritmo de ajuste de la familia de controladores PID, donde sus parámetros se muestran a continuación

Tabla 3.2: Valores del algoritmo de ajuste PI.

Símbolo	Magnitud
K_i	1000
K_d	100

Finalmente siendo la salida de velocidad estimada retroalimentada al sistema adaptivo.

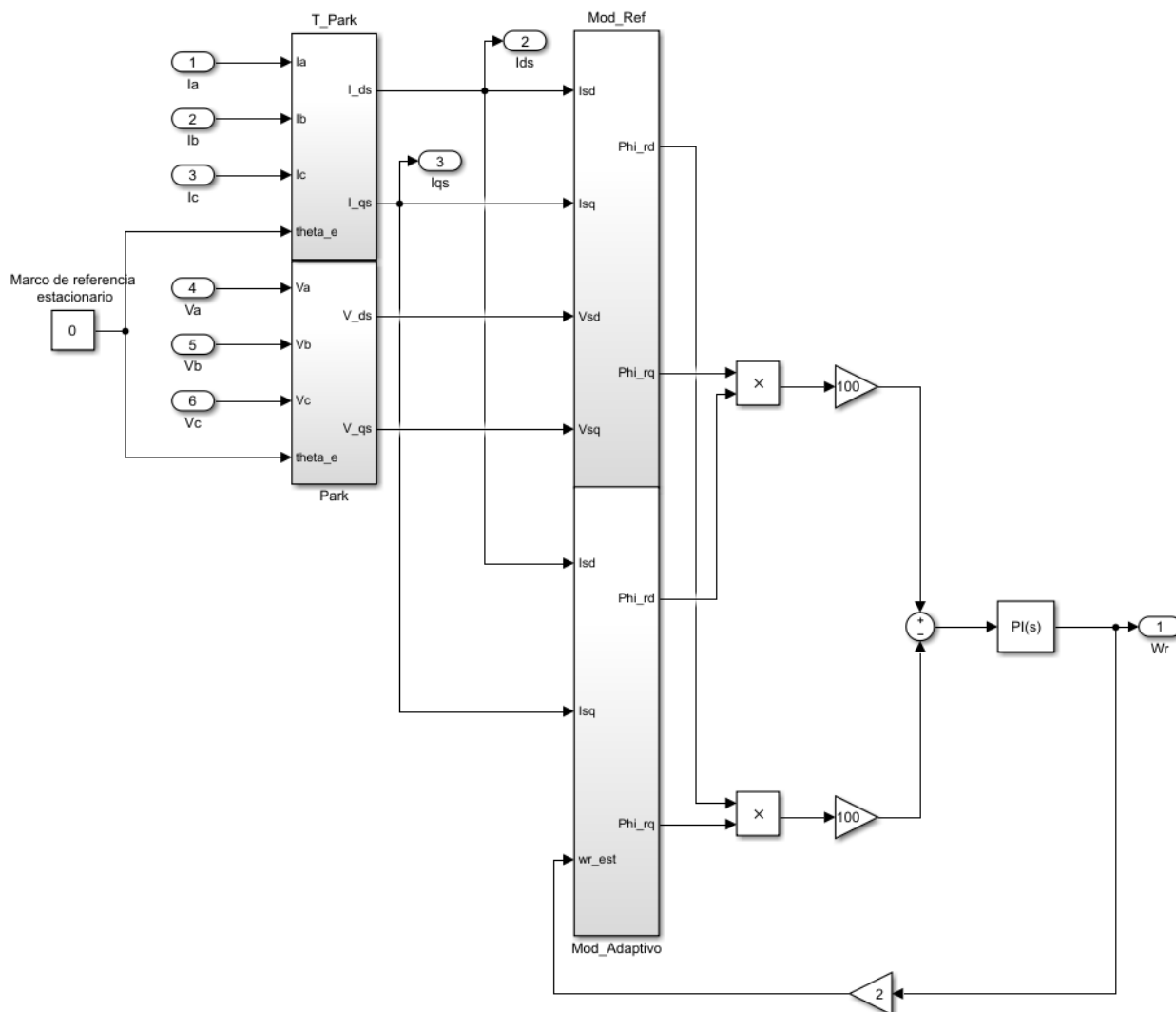


Figura 3.6: Simulador del modelo adaptivo.

Dentro de los bloques de modelo de referencia y el modelo adaptivo, se realizó algoritmos de forma directa a la señal mediante aplicaciones de ganancias y derivadas de estas, como se muestra en las siguientes figuras.

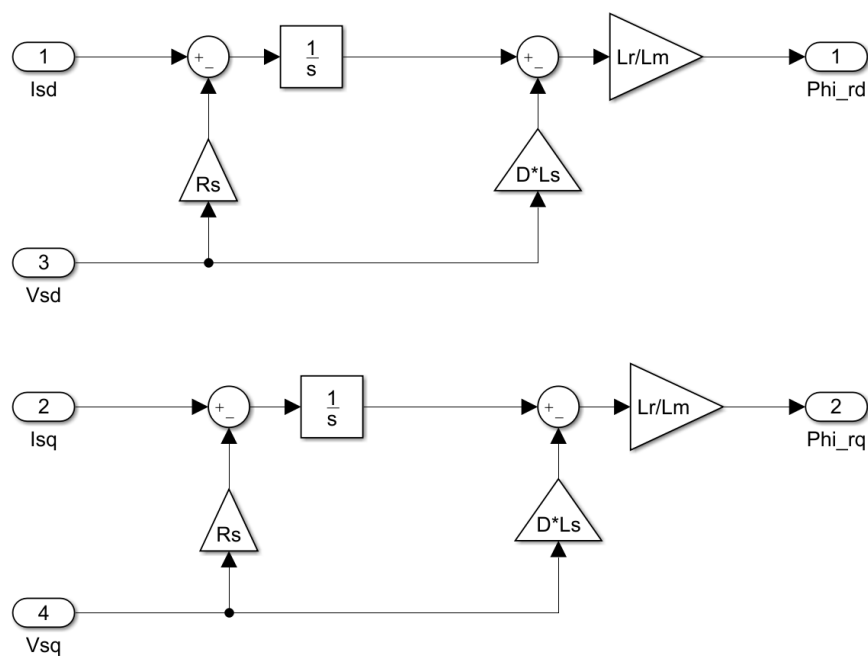


Figura 3.7: Bloques de Modelo de Referencia.

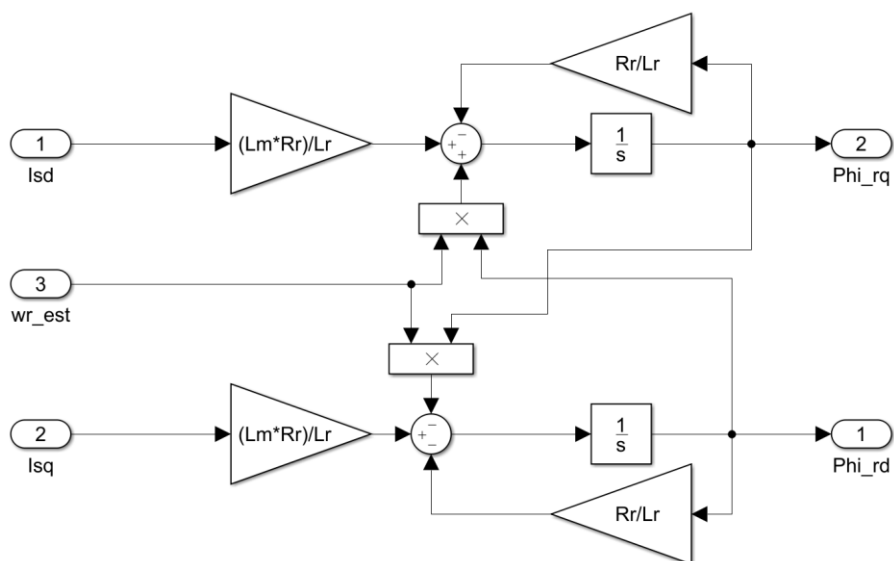


Figura 3.8: Bloques de Modelo Adaptivo.

3.2.2 Filtro de Kalman Extendido

Se utiliza la misma configuración de la MIJA que en sistema MRAS en alimentación y observaciones de corriente, torque y velocidad, dejando una configuración como se muestra a continuación.

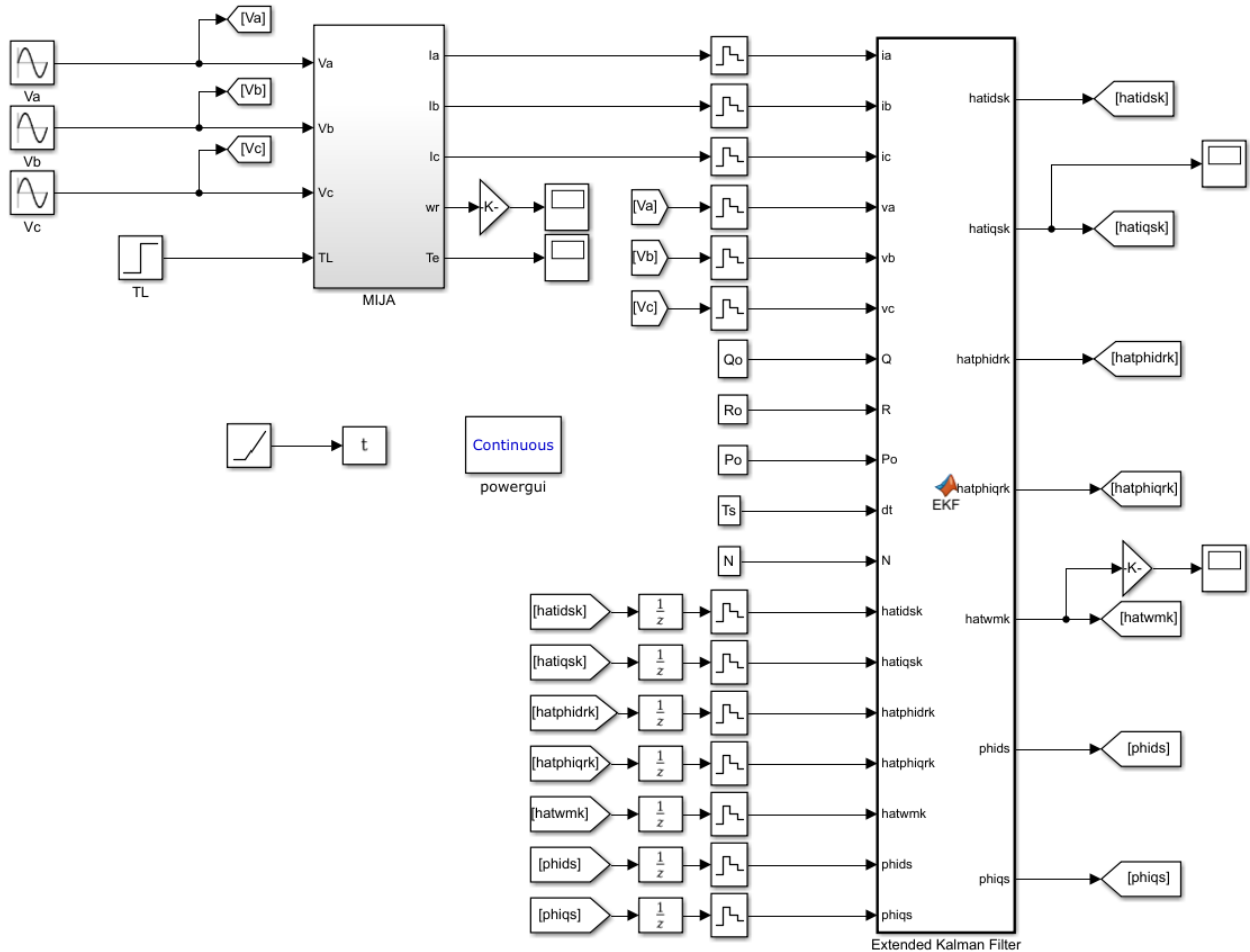


Figura 3.9: Simulador de EKF en MIJA.

El *script* utiliza entradas tanto como para las corrientes y voltajes que alimentan la MIJA, como para el ingreso de los parámetros determinados y los elementos iniciales dt , N , $Q0$, $P0$ y $R0$. El *script* necesario para esta simulación se tiene en el ANEXO B.

Dentro del mismo sistema de determinaciones, se implementaron las transformaciones a eje de cuadratura y la obtención de los flujos de corriente de estator como parámetro de salida, además de las corrientes, por lo que dentro del *script* se debe modificar $h_{(k+1)}$ y la covarianza de

medición R , siendo este último inicialmente de dimensiones $[2 \times 2]$ pasa a ser una matriz de dimensiones $[4 \times 4]$, pero manteniendo la diagonal con valores de r .

Como se mencionó anteriormente, se debe seleccionar un tiempo de muestreo adecuado para el sistema, además de la cantidad de iteraciones que deba realizar los pasos para la obtención de las salidas necesarias, además de inicializar los parámetros de $Q0$, $P0$ y $R0$. A continuación se muestra la tabla con estas estimaciones

Tabla 3.3: Parámetros iniciales de dt , $Q0$, $P0$ y $R0$.

Símbolo	Magnitud
N	0
dt	5×10^{-5}
q_{11}	8
q_{33}	10
q_{55}	5×10^{-4}
r	10
p	0.8

Además, cabe destacar que se requiere implementar con bloques *zero-order hold*, debido a que el sistema trabaja con intervalo de tiempos.

3.3 Control vectorial de campo orientado

El siguiente esquema muestra el modelo completo, utilizado para la simulación del método de control vectorial indirecto, se destaca que este esquema posee 1 bloque de control de la familia PID, con el fin de controlar la velocidad del motor ω_r y dentro de él un bloque de saturación que permite obtener un límite de salida.

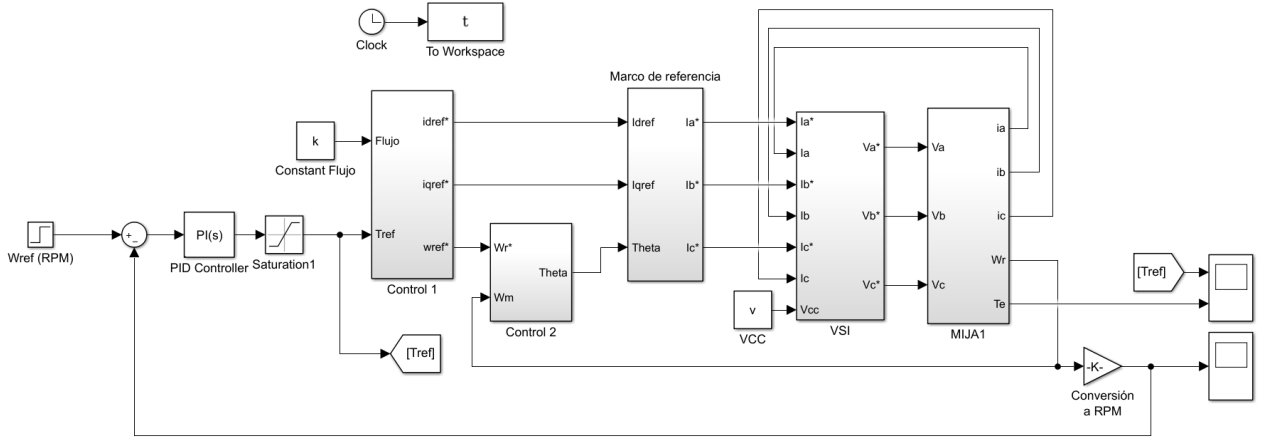


Figura 3.10: Simulador del control vectorial indirecto.

En el bloque mostrado Sistema Control 1, es donde se implementa las ecuaciones de control vectorial a fin obtener las corrientes de referencia en el plano dq , además se obtiene la velocidad de referencia con la que en el bloque 2 se calcula el ángulo θ_e desde la ecuación 2.9.

Las ecuaciones siguientes son las que se encuentran dentro de los bloques de control 1 y control 2.

$$i_{dref} = \frac{\psi_{ref}}{L_m} \quad (3.1)$$

$$i_{ref} = \frac{Te^*}{K\psi_{ref}} \quad ; \quad K = \frac{3}{2} p \frac{L_m}{L_r} \quad (3.2)$$

$$\omega_{ref}^* = \frac{i_{qref} L_m}{(L_r / R_r) \psi_{ref}} \quad (3.3)$$

$$\theta_e = \int (\omega_{ref} + p\omega_r) dt \quad (3.4)$$

Se menciona que la entrada V_{cc} , debe tener una señal aproximadamente de 300 [V] para llegar a los voltajes de 380 [V] aproximadamente. que corresponde al voltaje entre fase -fase nominal del motor.

Finalmente, el controlador PI tiene los siguientes valores.

Tabla 3.4: Característica proporcional e integral del controlador PI.

Kd	Ki
35	0.001

CAPÍTULO 4

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Capítulo 4 Resultados y Discusión

4.1 Selección de Tecnología Sensorless

Se muestra a continuación la comparación de las velocidades calculadas por cada modelo de inferencia, enfocándose en el proceso al estado estacionario para seleccionar cuál de ellos utilizar en el control vectorial.

Se comienza con el resultado del MRAS, comparando con la velocidad de la máquina.

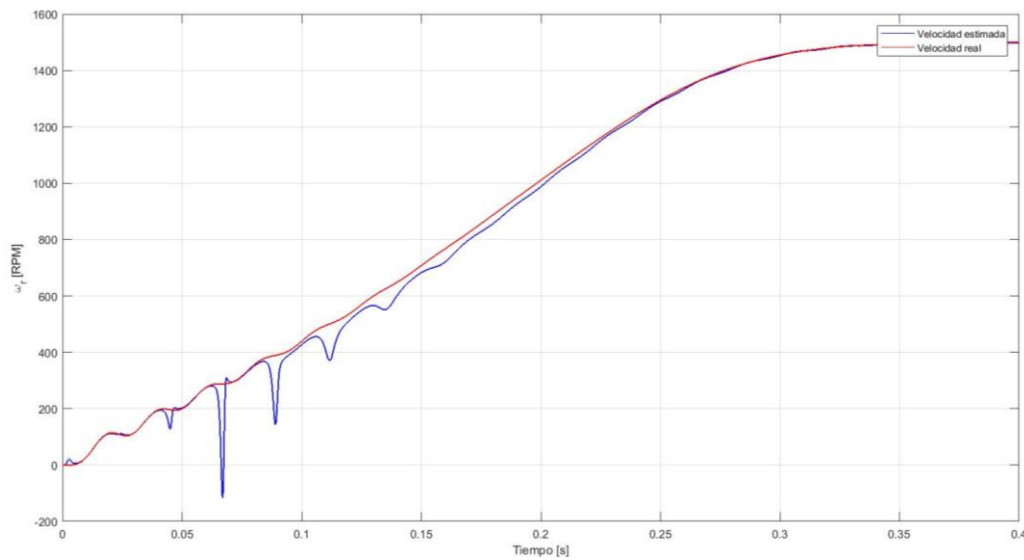


Figura 4.1: Velocidad estimada y real en MRAS.

El error absoluto entre la velocidad estimada por el MRAS y la real de la máquina se encuentran en la *figura 3.10*.

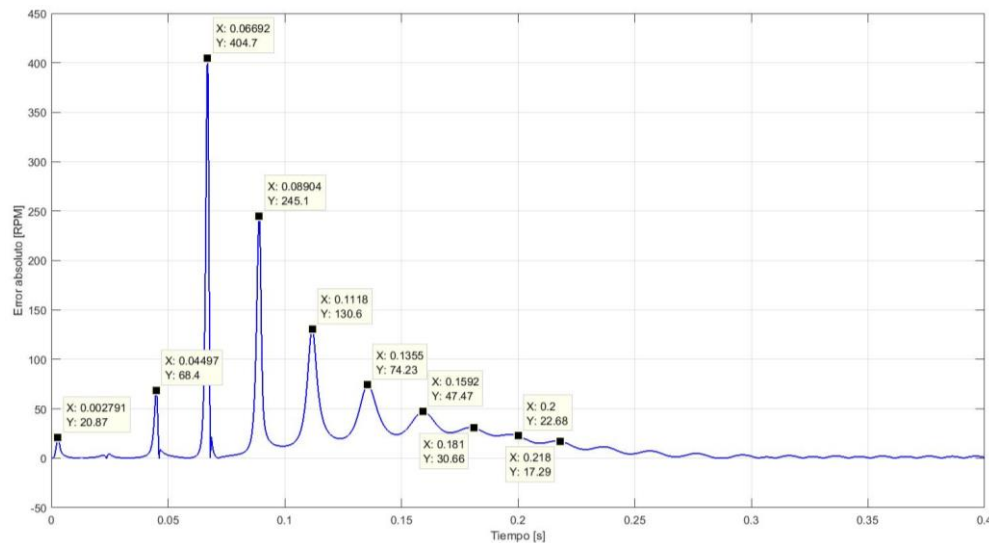


Figura 4.2: Error de velocidades entre velocidad estimada y real en modelo MRAS.

A continuación, se presenta la respuesta de velocidad le sistema EKF, comparándola con la velocidad real de la máquina de inducción.

El error absoluto entre la velocidad estimada por el EKF y la real de la máquina se encuentran en la *figura 3.12*.

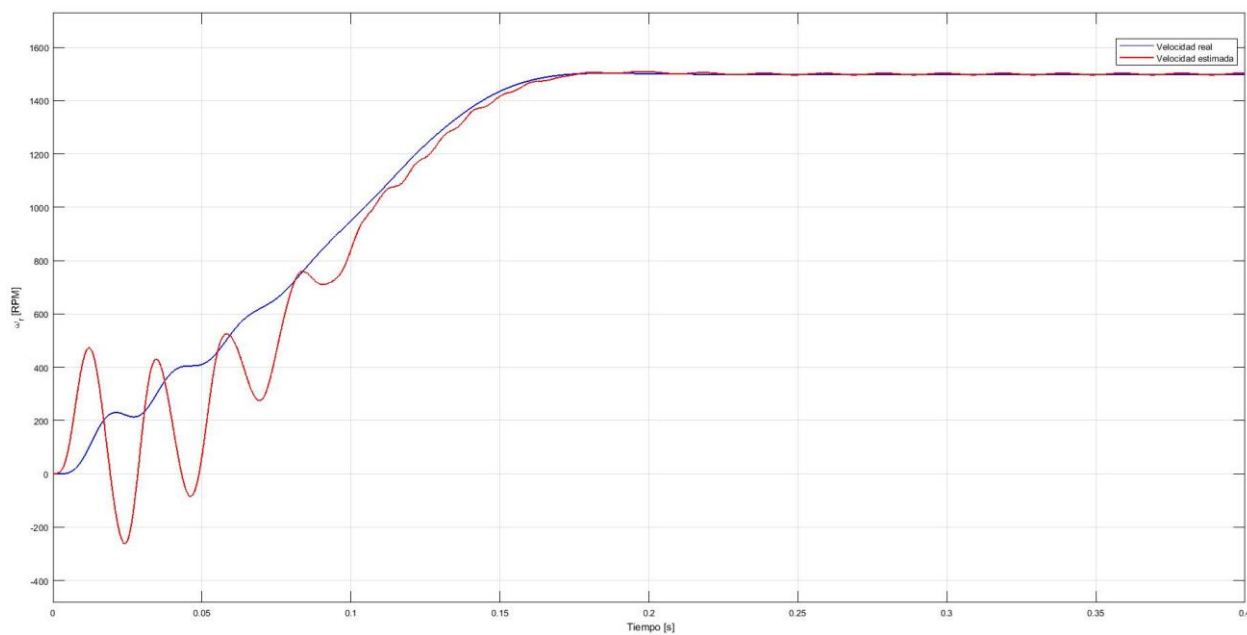


Figura 4.3: Velocidad estimada y real en EKF.

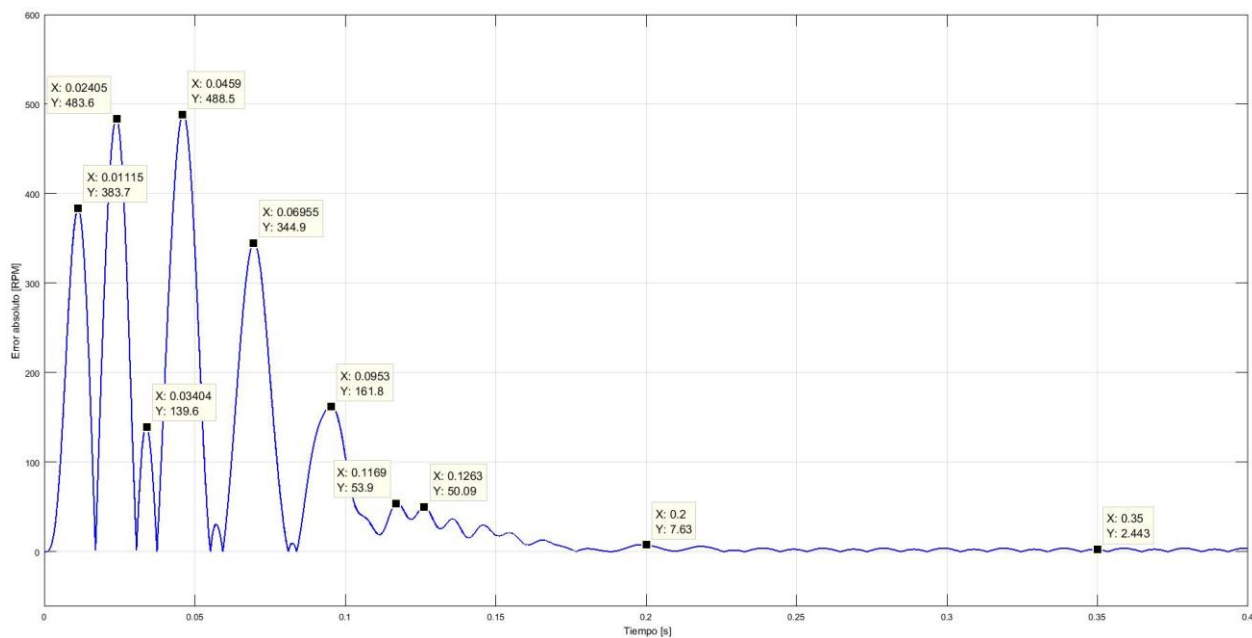


Figura 4.4: Error de velocidades entre velocidad estimada y real en modelo EKF.

Para el análisis, se realiza una gráfica directa equivalente a la resta de la velocidad estimada y velocidad real de la máquina, dando como resultado el error absoluto de cada modelo, expresada en la ecuación 3.1, y se seleccionan los 10 puntos con mayores valores de error absoluto de la gráfica, para luego procede a calcular el valor de error relativo que tienen estos puntos en base de la ecuación 3.2.

$$E_{absoluto} = \left| \omega_{ref} - \omega_r \right| \quad (3.1)$$

$$E_{relativo} = \frac{E_{absoluto}}{\omega_r} \quad (3.2)$$

Tabla 4.1: Error absoluto y relativo de cada modelo sensorless.

Punto	MRAS		EKF	
	Error Absoluto [RPM]	Error Relativo [%]	Error Absoluto [RPM]	Error Relativo [%]
1	20,8700	163,047	383,7	4,858
2	68,4000	0,348	483,6	2,174
3	404,7000	1,403	139,6	0,488
4	245,1000	0,630	488,5	1,206
5	130,6000	0,261	344,9	0,556
6	74,2200	0,118	161,8	0,180
7	47,4700	0,062	53,9	0,047
8	30,6600	0,034	50,09	0,040
9	22,6800	0,022	7,63	0,005
10	17,2900	0,015	2,46	0,002

Posteriormente, se realiza el cálculo del error cuadrático y error cuadrático medio, que contienen cada uno de los sistemas sensorless. Se utiliza la ecuación 3.3 para el error cuadrático y la ecuación 3.4 para el error cuadrático medio.

$$E_{cuadratico} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (E_{absoluto})^2 \quad (3.3)$$

$$E_{cuadratico_medio} = \frac{1}{n} E_{cuadratico} \quad (3.4)$$

Donde n es la cantidad de puntos de muestra tomados.

Tabla 4.2: Error cuadrático y error cuadrático medio de cada modelo sensorless.

Tipo de Error	MRAS	EKF
Error Cuadrático [RPM]	255541,9483	789828,7966
Error Cuadrático Medio [RPM]	25554,1948	78982,8797

Finalmente, se selecciona el método MRAS para el control vectorial, debido a que tanto en el error absoluto de cada punto como en el error cuadrático total es menor al del EKF

4.2 Métodos de implementación

4.2.1 Control con estimación de velocidad

Como se comentó junto con la *figura 2.4*, el sistema de control contempla la velocidad resultante del modelo de inferencia.

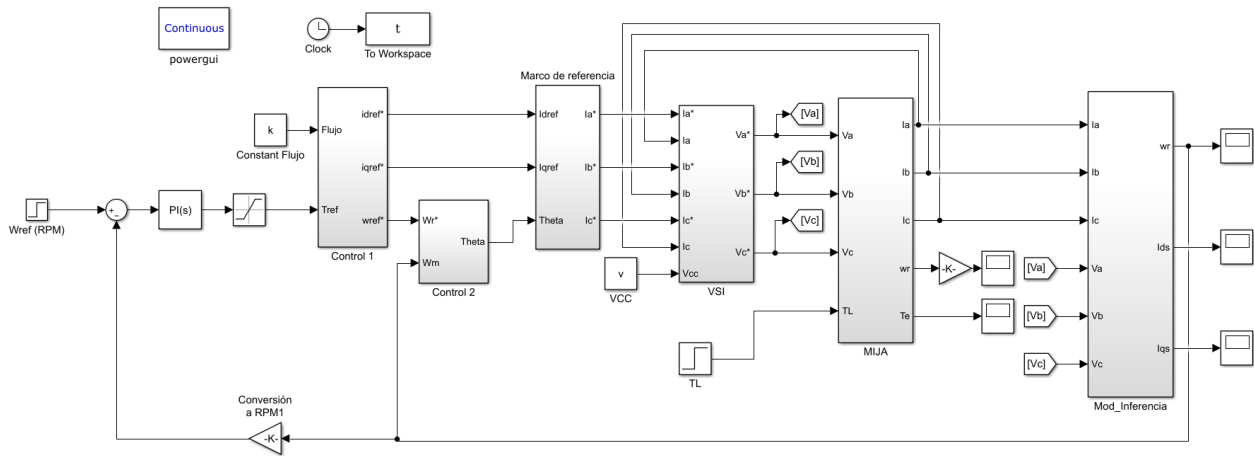


Figura 4.5: Simulador del control vectorial utilizando la velocidad estimada.

4.2.2 Aplicación de torque

Para comparar las respuestas de cada modelo de control, se conecta el torque TL en la máquina al momento de que la máquina está en estado estacionario en el segundo 1, se aplica el torque nominal de 24.414 [Nm], luego se retira el 50% de este torque en el segundo 2, para finalmente retirar el total de este torque en el segundo 3. Se muestra en la *figura 4.6* lo explicado anteriormente.

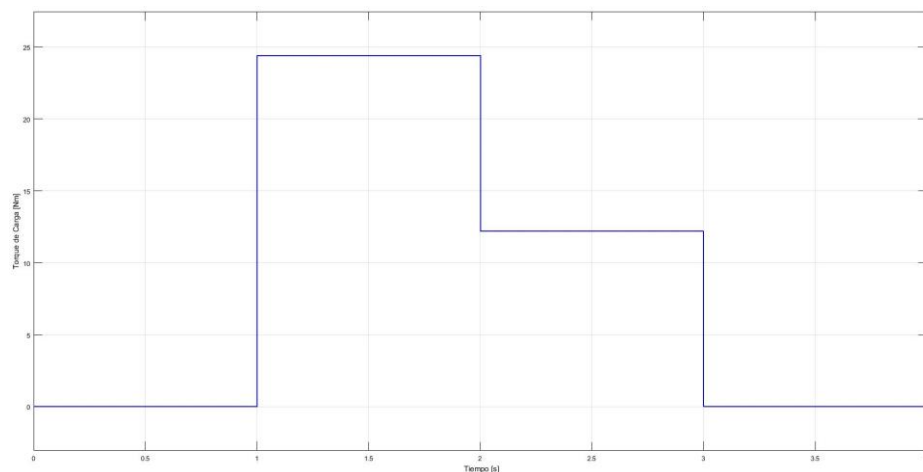


Figura 4.6: Torque de carga aplicada para estudio.

4.3 Métodos de comparación

4.3.1 Comparación de velocidades

Se contrasta a continuación la velocidad obtenida por el FOC y del control Sensorless, donde la mayor diferencia se encuentra al momento de controlar la máquina empezando su estado estacionario. En la *figura 4.9* se realiza un acercamiento a la perturbación del control MRAS.

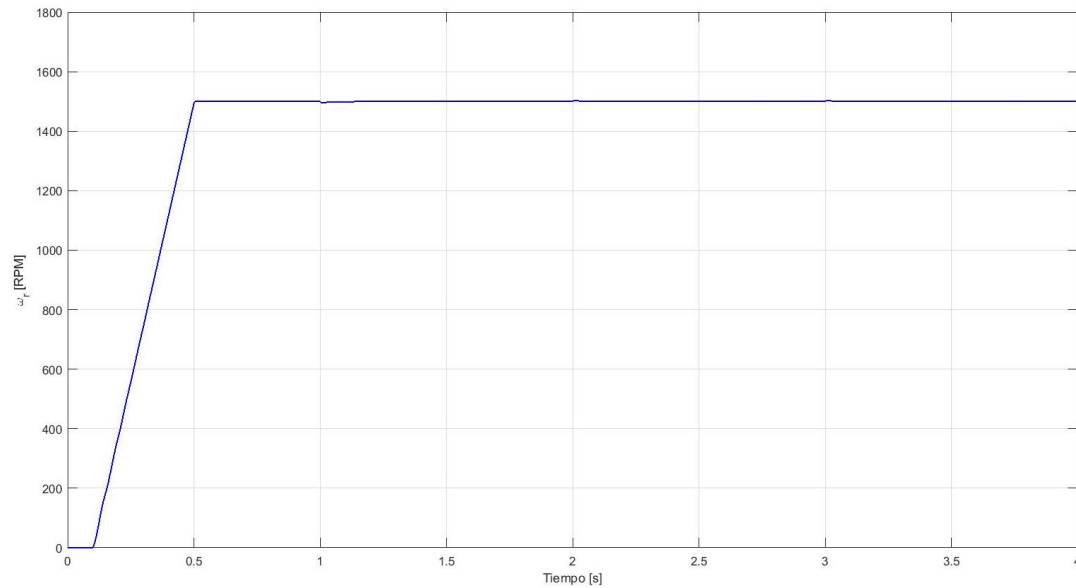


Figura 4.7: Velocidad del rotor con control de campo orientado indirecto.

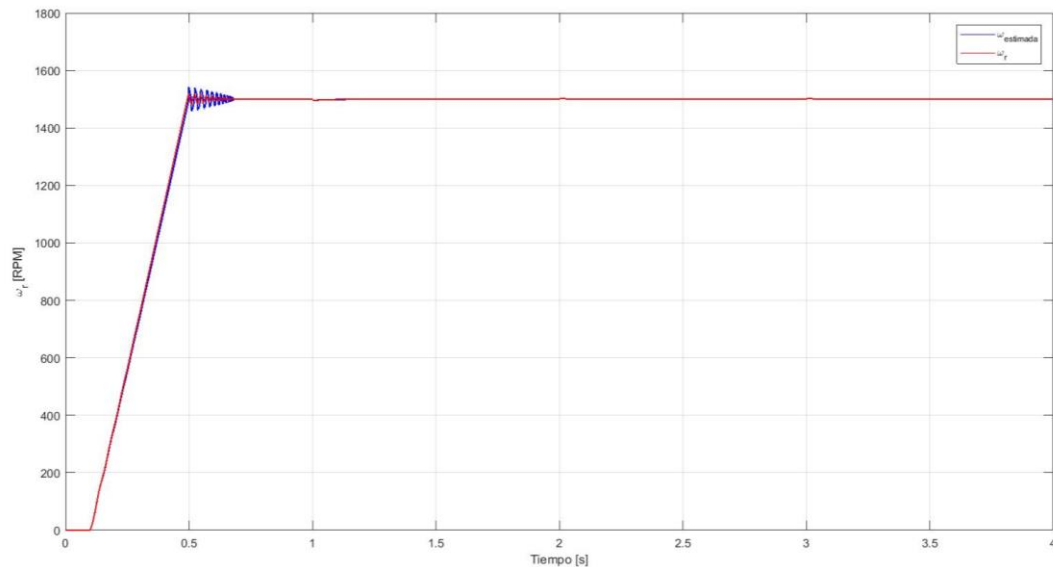


Figura 4.8: Velocidad del rotor con control de campo orientado indirecto implementando MRAS.

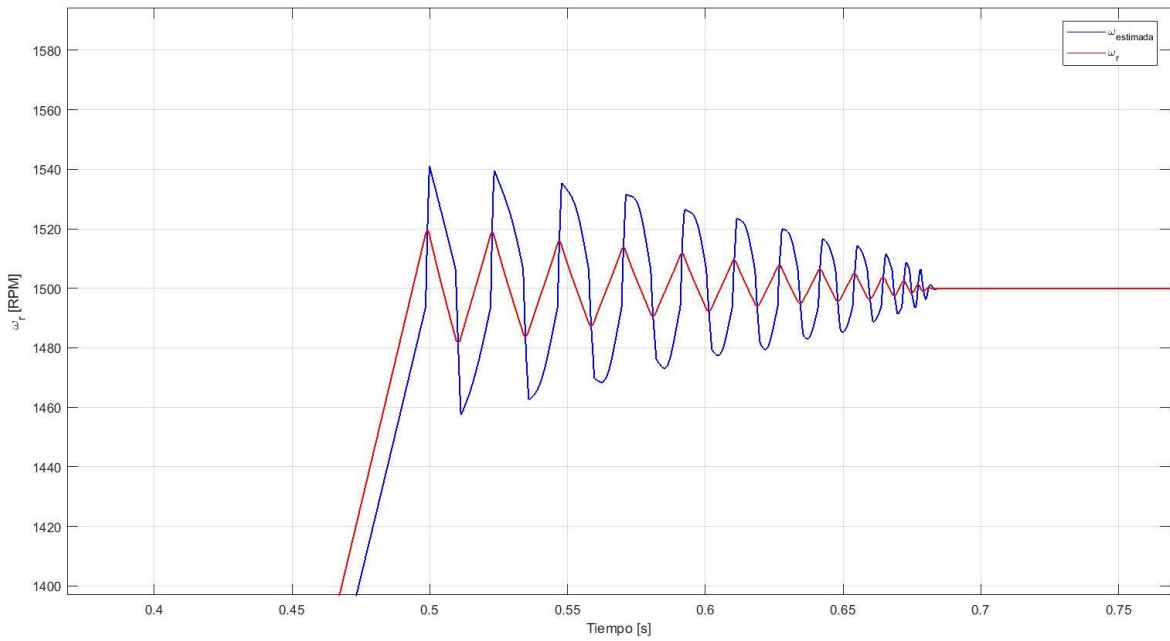


Figura 4.9: Perturbación en velocidad por control MRAS.

Un correcto control se realiza cuando la señal final tiene un *overshoot* (si es que tuviese) de menos de un 5% de la señal total, por lo que el comportamiento del sistema MRAS es correcto, pues su *overshoot* es de un 1.013%.

4.3.2 Comparación de torques

La grafica de los torques se muestra a continuación en la *figura 4.10* el comportamiento del sistema FOC y en la *figura 4.11* el comportamiento del sistema MRAS. A pesar de que en el tiempo $0.5 [s]$ el torque de MRAS no es constante, su amplitud está dentro de rangos considerados normales en las características del motor.

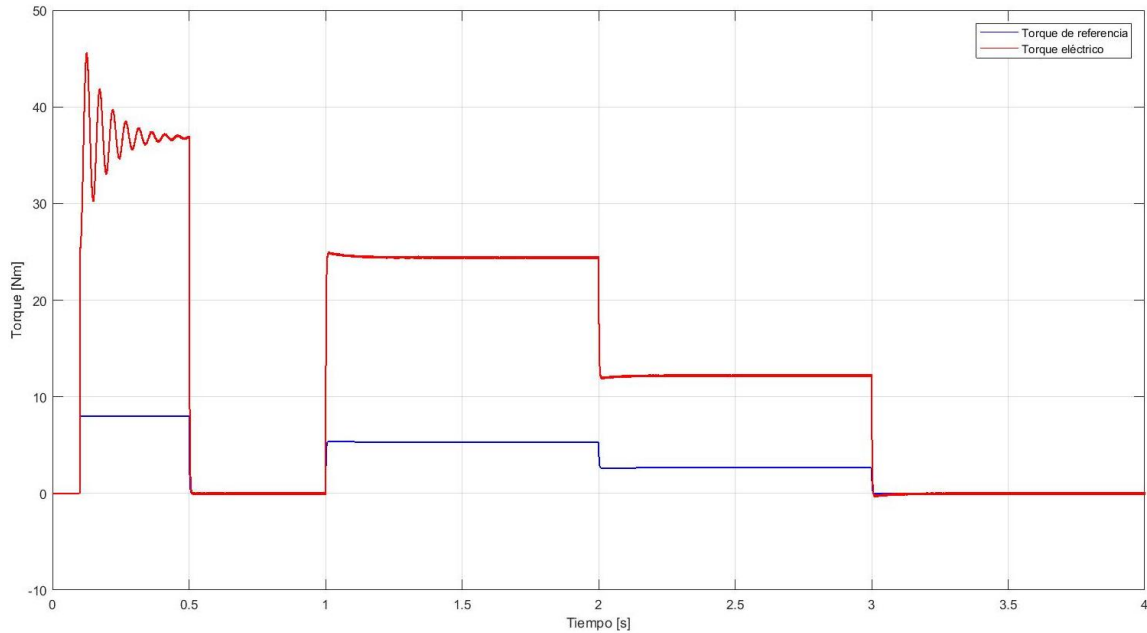


Figura 4.10: Torque en FOC.

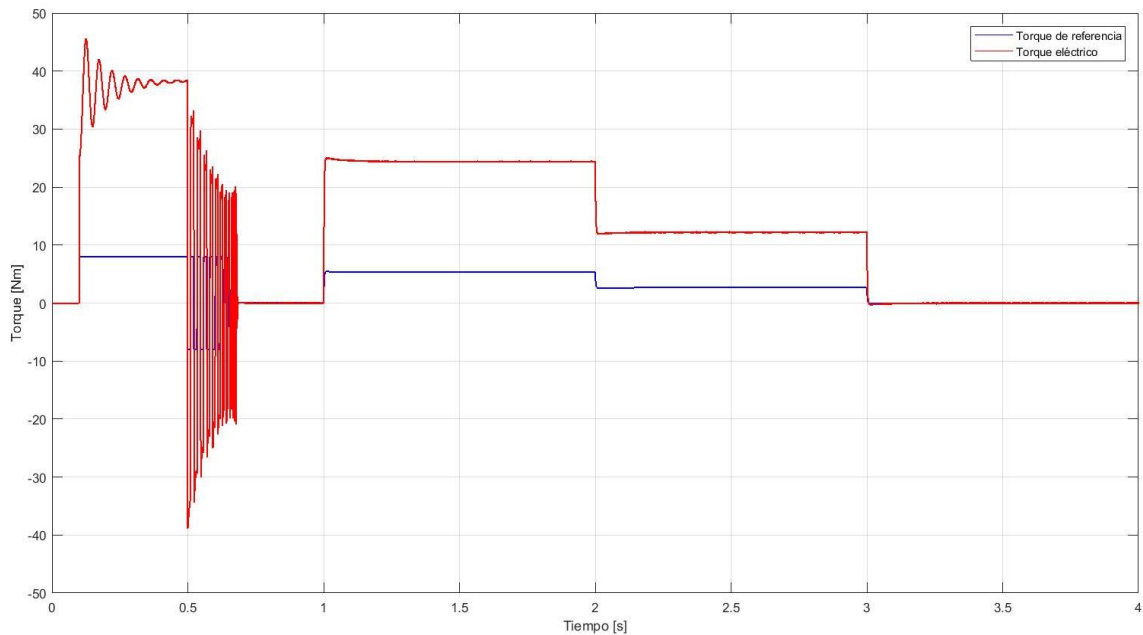


Figura 4.11: Torque en control MRAS

4.3.3 Comparación de corrientes

Contrastando la *figura 4.13* del control MRAS con las corrientes trifásicas que se muestran en *figura 4.12*, correspondientes al comportamiento de la máquina bajo el control FOC, se puede observar que la diferencia solo se basa al momento en que la máquina alcanza velocidad nominal de 1500 [RPM], dado que el comportamiento posterior muestra una marcada similitud.

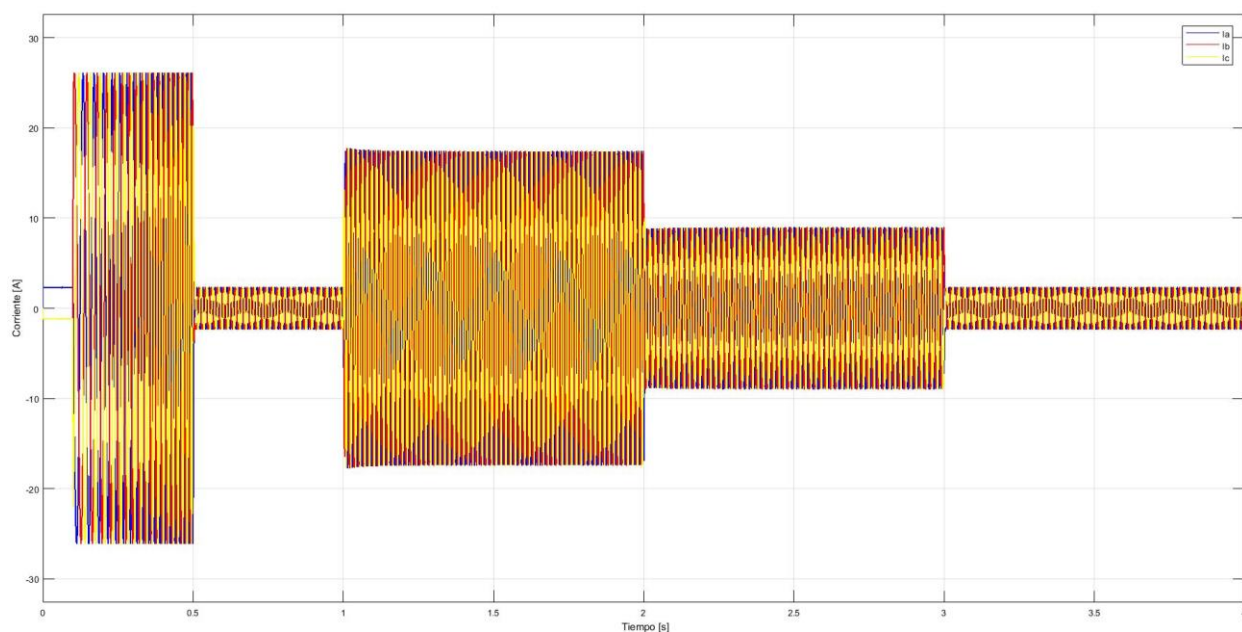


Figura 4.12: Corriente trifásica en FOC.

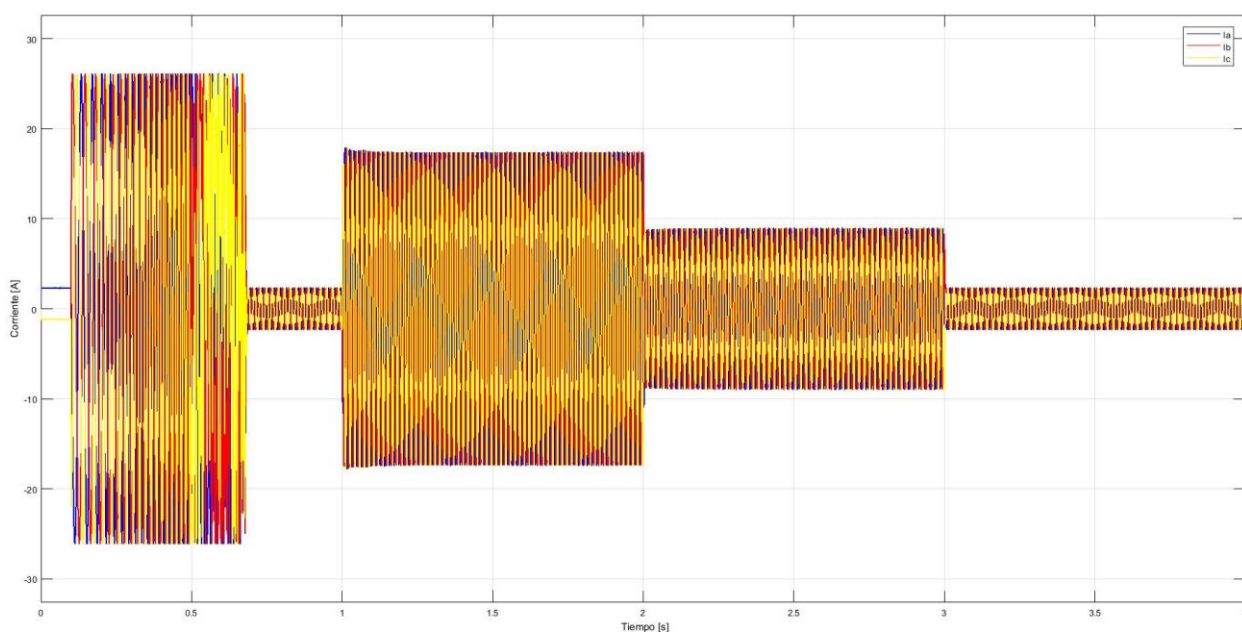


Figura 4.13: Corriente trifásica en control MRAS.

Finalizando la respuesta de las corrientes I_q , que representan el torque que aplica la máquina, se muestran en la *figura 4.13* y *figura 4.14*, donde el torque que aplica al momento de llegar a velocidad nominal se controla mediante el saturador instalado en el control PI del sistema, considerando que el torque máximo aplicado fue de 50 [Nm].

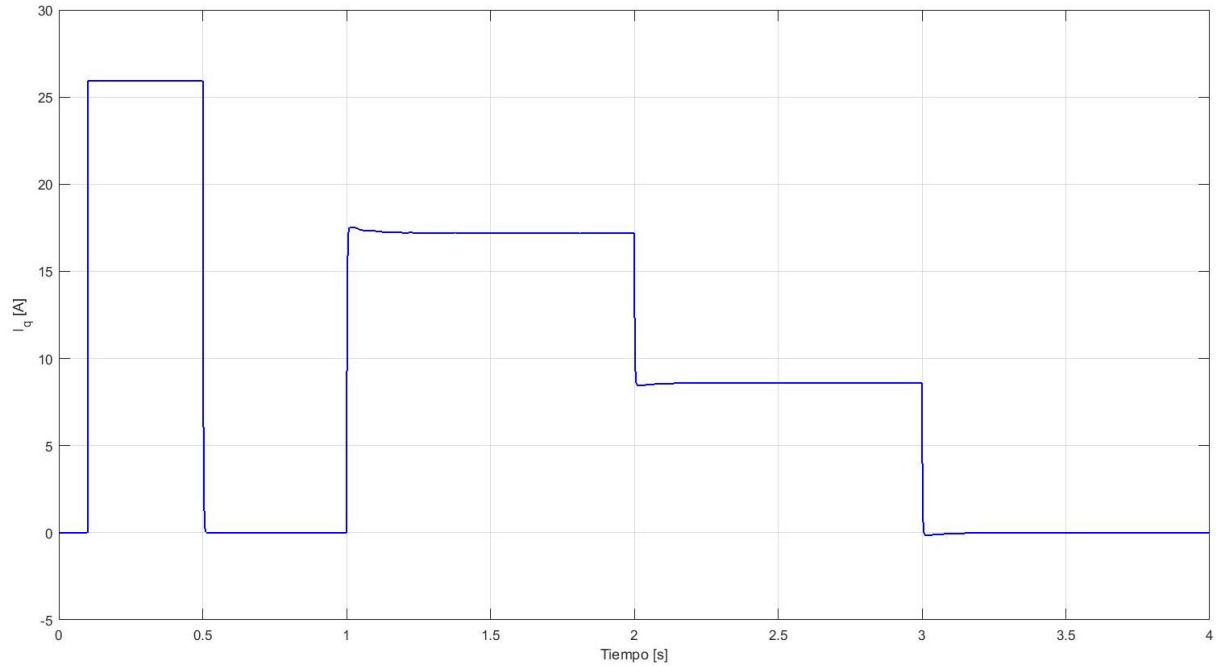


Figura 4.14: Corriente I_q en FOC.

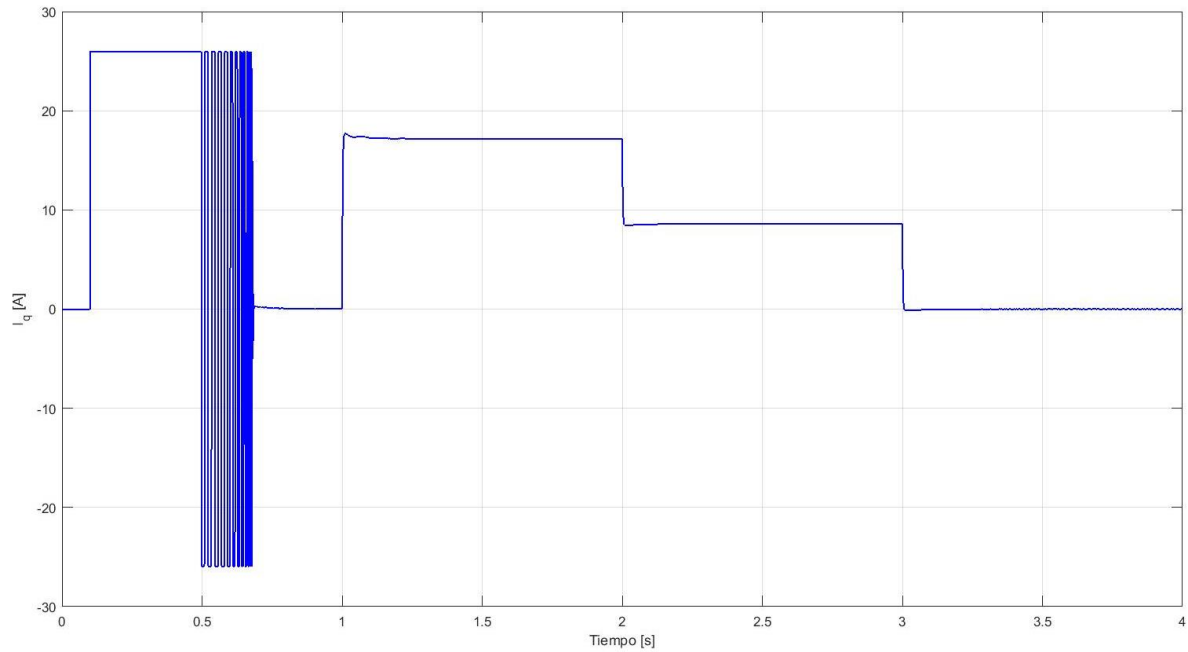


Figura 4.15: Corriente I_q en control MRAS.

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES

Capítulo 5 Conclusiones

- El modelo de la máquina de inducción trifásica Jaula Ardilla fue simulada e implementada con éxito en este estudio “Accionamiento de máquinas sensorless de corriente alterna”, obteniendo datos confiables y estable, lo que constituye un sistema de control robusto.
- El sistema de control indirecto de orientación de campo es el más indicado para este estudio, a diferencia del control directo que obtiene su ángulo de desfase mediante sensores, porque el primero, requiere solo la velocidad de referencia como método de control y además, porque tienen elementos generales que trabajan en armonía con el modelo de la MIJA, tales como corriente, voltaje, velocidad y torque.
- El objetivo de este trabajo que consistió en sustituir el sensor de velocidad en el motor por uno de estos modelos de inferencia, el Sistema Adaptivo Referido (MRAS) o Filtro de Kalman Extendido (EKF), se pudo observar que el sistema MRAS fue el más adecuado para el objetivo de este trabajo, por cuanto el error absoluto como el error relativo y error cuadrático son significativamente menores, que a la estimación de velocidad con sistema EKF, dado que este último su error cuadrático medio es tres veces mayor que en el sistema MRAS.
- Se descartó el sistema EKF, ya que además de lo mencionado en el punto anterior, tiene la dificultad de requerir el ingreso de datos en un intervalo de tiempo determinado para cada algoritmo, por lo tanto, se debe trabajar en un modelo digital. Como en este estudio la alimentación de datos es análoga, el EKF resulta un sistema poco efectivo para esta investigación.
- Como conclusión del análisis de los sistemas expuestos, el control mediante el sistema MRAS se puede considerar el sustituto del método de control convencional.
- Se ha determinado con este trabajo, que a pesar de que los sistemas Sensorless son relativamente nuevos en su implementación, sus aplicaciones apuntan a reducir la cantidad de horas que utilizan los procesos industriales, por mantención de elementos de medición, lo que constituye una ventaja fundamental en los procesos de mantención y control, lo que se traduce en una reducción de costos y un aumento de las horas de producción por la disminución de horas de falla de elementos sensores.
- Para la implementación del control Sensorless en otro modelo de máquina, como en un motor de reluctancia, se debe considerar las ecuaciones fenomenológicas que aplican a esta máquina, ya que el sistema MRAS requiere saber cómo se comporta la corriente y voltaje con exactitud y en el sistema EKF, se requiere saber cuáles son los errores de medición, del sistema y

de los sensores a utilizar. Por lo que para cada sistema y modelo se requiere un estudio detallado de cómo se comportará y que se espera de obtener como resultado, lo que puede ser materia de un desarrollo posterior de este estudio.

Bibliografía

1. Sin M.L., Soong W.L., Ertugrul N., "Induction Machine on-line condition monitoring and fault diagnosis – A Survey", University of Adelaide, 2003.
2. Bimal K.. Bose, "Control and Estimation of Induction Motor Drives," in Modern Power Electronics and AC Drives, 1th ed. Knoxville, 2002, pp. 333-437.
3. P. Vas, "Vector and direct torque control of induction machine," in Sensorless Vector and Direct Torque Control, 1th ed. New York, 1998, pp. 263-564.
4. B. Wu, "Chapter 14," in High Power Converters and AC Drives, 1st ed, Wiley-IEEE Press, 2006.
5. J. Rodriguez, P. Cortes, "Predictive Control of Power Converters and Electrical Drives", Universidad Técnica Federico Santa María, 2012.
6. A. Castillo, "Estudio del control de velocidad y torque de un motor de inducción trifásico aplicando la técnica de control vectorial indirecto en tensión con y sin sensor de posicionamiento", Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, 2011.
7. J. Pérez, "Control Predictivo de Torque en un Motor de Inducción Alimentado por un Inversor de Tres Niveles", Universidad Técnica Federico Santa María, Septiembre 2005.
8. M. Jofré, "Control Predictivo Sensorless de una Máquina de Inducción Alimentada por un Convertidor de Punto Neutro Enclavado con Baja Frecuencia de Conmutación", Universidad Técnica Federico Santa María, Abril 2014.
9. C. Lascu, I. Boldea, F. Blaabjerg, "A Modified Direct Torque Control for Induction Motor Sensorless Drive", IEEE Transactions on Industry Applications, 2000.
10. E. Zerdali, M. Barut, "MRAS Based Real-Time Speed-Sensorless Control of Induction Motor with Optimized Fuzzy-Pi Controller", 2013 IEEE International Symposium on Sensorless Control for Electrical Drives and Predictive Control of Electrical Drives and Power Electronics, Germany, 2013.
11. M. Messaoudi, L. Sbita, M. Ben Hamed, H. Kraiem, "MRAS and Luenberger Observer Based Sensorless Indirect Vector Control of Induction motors", National Engineering School of Gabes (ENIG), Túnez, 2008.
12. Y. Zahraoui, A. Bennassar, M. Akherraz, A. Essamil, "Indirect Vector Control of Induction Motor Using an Extended Kalman Observer and Fuzzy Logic Controllers", Department of Electrical Engineering, Mohamed V University, IEEE, 2015.
13. M. Lord "Sensorless control of induction motors, Simulating the application of an extended kalman filter together with a quadratic filter", Dept. of Industrial Electrical Engineering and Automation, Lund University, 2006.
14. S. Meziane, R. Toufouti, H. Benalla "Nonlinear Control of Induction Machines Using an Extended Kalman Filter", Laboratory of Electrical Engineering, Constantine University, 2008.

Anexo A

Script de modelo de la Máquina de Inducción

Anexo A: Script de modelo de la Máquina de Inducción

```
function [sys,x0]=MIJA(t,x,u,flag,Rs,Rr,J,p,invL)

switch flag

    case 0 %Se definen las características de la sfunction.
        sys=[5 0 4 3 0 0];
        x0=[0 0 0 0 0];

    case 1
        %Resignación de variables

        Vsd=u(1);
        Vsq=u(2);
        Tc=u(3);

        Vrd=0;
        Vrq=0;

        phi_sd=x(1);
        phi_sq=x(2);
        phi_rd=x(3);
        phi_rq=x(4);
        wm=x(5);

        phi=[phi_sd;phi_sq;phi_rd;phi_rq];

        %Definición del sistema de referencia
        we=0;

        I=invL*phi;
        isd=I(1);
        isq=I(2);
        ird=I(3);
        irq=I(4);

        Te=(3/2)*p*(phi_sd*isq-phi_sq*isd);
        sys(1)=Vsd-Rs*isd+we*phi_sq;
        sys(2)=Vsq-Rs*isq-we*phi_sd;
        sys(3)=Vrd-Rr*ird+(we-p*wm)*phi_rq;
        sys(4)=Vrq-Rr*irq-(we-p*wm)*phi_rd;
        sys(5)=(1/J)*(Te-Tc);

    case 3

        phi_sd=x(1);
```



```

phi_sq=x(2);
phi_rd=x(3);
phi_rq=x(4);
wm=x(5);

phi=[phi_sd;phi_sq;phi_rd;phi_rq];

I=invL*phi;
isd=I(1);
isq=I(2);
ird=I(3);
irq=I(4);

sys(1)=I(1); %salida isd
sys(2)=I(2); %salida isq
sys(3)=(3/2)*p*(I(2)*phi_sd-I(1)*phi_sq); %torque
sys(4)=wm; %velocidad

otherwise
    sys=[];
end

```

Anexo B

Script de Filtro Extendido de Kalman

Anexo B: Script de Filtro Extendido de Kalman

```

function
[hatidsk, hatiqsk, hatphidrk, hatphiqrk, hatwmk, phids, phiqs] =
EKF(ia, ib, ic, va, vb, vc, Q, R, Po, dt, N, hatidsk, hatiqsk, hatphidrk,
hatphiqrk, hatwmk, phids, phiqs)

Rs=2.2; Rr=2.68; Ls=0.229; Lr=0.229; Lm=0.217;
sigma = 1-(Lm^2/(Ls*Lr)); %Leakage Coefficient
tau = Lr/Rr; %Rotor time constant
Ls1 = sigma*Ls;
Ts = (Ls1/(Rs+Rr*(Lm/Lr)^2));
B = [1/Ls1 0; 0 1/Ls1; 0 0; 0 0; 0 0]; %input control matrix:
expected effect of the input accceleration on the state.
Bd=B*dt;
Cd = [1 0 0 0 0; 0 1 0 0 0; Ls1 0 Lm/Lr 0 0; 0 Ls1 0 Lm/Lr 0];
% measurement matrix: the expected measurement given the
predicted state (likelihood)

Ids = 1/3*(2*ia - ib - ic);
Iqs = sqrt(3)/3*(ib - ic);
Vds = 1/3*(2*va - vb - vc);
Vqs = sqrt(3)/3*(vb - vc);
phids = phids + dt*(Vds-Rs*Ids);
phiqs = phiqs + dt*(Vqs-Rs*Iqs);
y = [Ids; Iqs; phids; phiqs];
u = [Vds; Vqs];

hatxk = [hatidsk; hatiqsk; hatphidrk; hatphiqrk; hatwmk];
%hatPk= Po;

while N<=4000

    %*****GANANCIA EKF*****
    %Kalman filter gain computation
    h=[1 0 0 0 0; 0 1 0 0 0; Ls1 0 Lm/Lr 0 0; 0 Ls1 0 Lm/Lr 0];
    K=Po*h'/(h*Po*h'+R);

    %*****ESTIMACION DEL ESTADO*****
    %State vector estimation
    haty=Cd*hatxk;
    hatx=hatxk+K*(y-haty);

    %*****CORRECCION MATRIZ DE COVARIANZA*****
    %Covariance matrix of estimation error
    hatP=Po-K*h*Po;

```

```

%*****PREDICCION*****
%Coefficient Matrices- state transition matrix:
expected flight of the Quail (state prediction)
Ad = [1-dt/Ts 0 dt*Lm/(Ls1*Lr*tau)
dt*2*hatwmk*Lm/(Ls1*Lr) 0;...
      0 1-dt/Ts -dt*2*hatwmk*Lm/(Ls1*Lr)
dt*Lm/(Ls1*Lr*tau) 0;...
      dt*Lm/tau 0 1-dt/tau -dt*2*hatwmk 0;...
      0 dt*Lm/tau dt*2*hatwmk 1-dt/tau 0;...
      0 0 0 0 1] ;
%Prediction of the state vector
hatxk=Ad*hatx+Bd*u;
hatidsk = hatxk(1);
hatiqsk = hatxk(2);
hatphidrk = hatxk(3);
hatphiqrk = hatxk(4);
hatwmk = hatxk(5);
%*****ESTIMACION*****
%Covariance estimation of prediction
f=[1-dt/Ts 0 dt*Lm/(Ls1*Lr*tau) dt*2*hatwmk*Lm/(Ls1*Lr)
(dt*Lm/(Ls1*Lr))*hatphiqrk;...
   0 1-dt/Ts -dt*2*hatwmk*Lm/(Ls1*Lr)
dt*Lm/(Ls1*Lr*tau) -(dt*Lm/(Ls1*Lr))*hatphidrk;...
   dt*Lm/tau 0 1-dt/tau -dt*2*hatwmk dt*hatphiqrk;...
   0 dt*Lm/tau dt*2*hatwmk 1-dt/tau dt*hatphidrk;...
   0 0 0 0 1];
hatPk=f*hatP*f'+Q;

%Update
Po = hatPk;
N=N+1;
end

end

```