

Trabajo Fin de Máster
Máster en Sistemas de Energía Eléctrica

Estimación del modelo dinámico de centrales
eléctricas mediante filtros de Kalman escalonados

Autor: Miguel Ángel González Cagigal

Tutor: José Antonio Rosendo Macías

Dpto. Ingeniería Eléctrica
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2019



Trabajo Fin de Máster
Máster en Sistemas de Energía Eléctrica

Estimación del modelo dinámico de centrales eléctricas mediante filtros de Kalman escalonados

Autor:

Miguel Ángel González Cagigal

Tutor:

José Antonio Rosendo Macías

Catedrático de Universidad

Dpto. Ingeniería Eléctrica
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2019

Trabajo Fin de Máster: Estimación del modelo dinámico de centrales eléctricas mediante filtros de Kalman escalonados

Autor: Miguel Ángel González Cagigal

Tutor: José Antonio Rosendo Macías

El tribunal nombrado para juzgar el trabajo arriba indicado, compuesto por los siguientes miembros:

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2019

El Secretario del Tribunal

A mi familia

A mis maestros

Agradecimientos

A mis padres, por facilitarme estudiar lo que me gusta; a mis hermanos, amigos y compañeros por apoyarme y a mis profesores por transmitirme los conocimientos que he podido aplicar en este trabajo.

El autor de este trabajo quiere agradecer al Ministerio de Educación y Formación Profesional por la financiación a través de la beca FPU17/06380.

Este trabajo presenta una novedosa técnica de estimación de parámetros para sistemas de generación que incluyen el par turbina-generador, junto con los controladores ordinarios, véase, el *Turbine Governor*, el *Automatic Voltage Regulator* y el *Power System Stabilizer*. Esta técnica propuesta se basa en el *Unscented Kalman Filter* para realizar una estimación conjunta del estado dinámico del sistema y un conjunto de parámetros modificados con los cuales se pueden calcular los parámetros originales del modelo. A opinión personal del autor, este trabajo es un primer intento a la hora de estimar un conjunta tan completo de variables dinámicas y parámetros, usando exclusivamente medidas externas, tomadas en los terminales de la máquina.

Este Trabajo Fin de Máster supone una gran mejora con respecto a los resultados obtenidos por el autor en su Trabajo Fin de Grado, conduciendo estas modificaciones a la publicación del correspondiente artículo científico.

Abstract

This project presents a parameter estimation technique for generation sets including the synchronous machine-turbine pair, along with the customary controllers: turbine governor, automatic voltage regulator and power system stabilizer. The proposed technique is based on the Unscented Kalman Filter for the joint estimation of the system dynamic state and a modified set of parameters from which the actual model parameters and constants can be computed. To the author's knowledge, this work is the first attempt to estimate such a full set of dynamic state variables and parameters, using just external measurements taken at the generator terminal bus.

The project itself supposes a great improvement respecting the author's final degree project. These modifications have driven to the publication of the corresponding paper.

Índice

Agradecimientos	ix
Resumen	xi
Abstract	xiii
Índice	xv
Índice de Tablas	xvii
Índice de Figuras	xix
Notación	xxi
1 Introducción	1
2 Trabajo previo y objetivos	3
3 Modelo del generador síncrono	7
3.1. <i>Diferentes modelos del generador síncrono</i>	7
3.2. <i>Parámetros del modelo de dos ejes</i>	11
3.3. <i>Sistema DAE del modelo de dos ejes</i>	11
3.4. <i>Inicialización de las variables de estado</i>	14
3.5. <i>Implementación en Matlab Simulink</i>	15
4 Modelo de los reguladores	16
4.1. <i>Turbine Governor</i>	16
4.1.1. <i>Parámetros y ecuaciones del modelo</i>	18
4.1.2. <i>Implementación en Matlab Simulink</i>	19
4.2. <i>Automatic Voltage Regulator</i>	19
4.2.1. <i>Parámetros y ecuaciones del modelo</i>	21
4.2.2. <i>Implementación en Matlab Simulink</i>	22
4.3. <i>Power System Stabilizer</i>	22
4.3.1. <i>Parámetros y ecuaciones del modelo</i>	23
4.3.2. <i>Implementación en Matlab Simulink</i>	24
5 Filtro de Kalman. Desarrollo teórico	28
5.1. <i>Introducción y contexto histórico</i>	28
5.2. <i>Formulación original del filtro de Kalman</i>	29
5.3. <i>Formulaciones alternativas</i>	31
5.4. <i>Unscented Kalman Filter</i>	32
6 Implementación del filtro de Kalman	38
6.1. <i>Trabajo previo</i>	38
6.2. <i>Filtro UKF multietapa</i>	38
6.2.1. <i>Primera etapa</i>	40
6.2.2. <i>Segunda etapa</i>	45

7 Casos de estudio	52
7.1 <i>Resultados de la primera etapa</i>	54
7.2 <i>Resultados de la segunda etapa</i>	57
8 Conclusiones y trabajo futuro	62
Referencias	66
Glosario	68

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3-1. Orden y variables de estado de diferentes modelos del alternador	11
Tabla 3-2. Valor de simulación de los parámetros del modelo de dos ejes	12
Tabla 3-3. Valor inicial para las variables de estado del generador síncrono	14
Tabla 4-1. Valor de simulación de los parámetros del <i>Turbine Governor</i>	18
Tabla 4-2. Valor de simulación de los parámetros del <i>Automatic Voltage Regulator</i>	21
Tabla 4-3. Valor de simulación de los parámetros del <i>Power System Stabilizer</i>	23
Tabla 6-1. Definición de los parámetros modificados en la etapa 1	41
Tabla 6-2. Distribución entre entradas y medidas del sistema	43
Tabla 6-3. Estimación inicial de las variables de estado en la primera etapa	44
Tabla 6-4. Sintonización de la primera etapa de estimación	45
Tabla 6-5. Definición de los parámetros modificados en la etapa 2	47
Tabla 6-6. Estimación inicial de las variables de estado de los reguladores en la segunda etapa	50
Tabla 6-7. Sintonización de la segunda etapa de estimación referida a los parámetros modificados	51
Tabla 7-1. Error relativo en la estimación de parámetros de la primera etapa	55
Tabla 7-2. Error relativo en la estimación de parámetros de la segunda etapa	58

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2-1. Representación del sistema bajo estudio	4
Figura 3-1. Representación del régimen subtransitorio, transitorio y permanente	8
Figura 3-2. Diagrama de bloques en Simulink del ángulo de par y la velocidad angular	15
Figura 3-3. Diagrama de bloques en Simulink de la FEM en ejes dq	15
Figura 4-1. Representación del regulador de Watt	17
Figura 4-2. Esquema del funcionamiento del <i>Turbine Governor</i>	17
Figura 4-3. Diagrama de bloques del modelo del <i>Turbine Governor</i>	19
Figura 4-4. Esquema de funcionamiento del AVR	19
Figura 4-5. Diagrama de bloques del modelo del <i>Automatic Voltage Regulator</i>	22
Figura 4-6. Esquema de funcionamiento del PSS	23
Figura 4-7. Diagrama de bloques del modelo del <i>Power System Stabilizer</i>	25
Figura 5-1. Algoritmo del filtro de Kalman	31
Figura 6-1. Diagrama del filtro multietapa	39
Figura 7-1. Evolución de la tensión de la red en el caso base	53
Figura 7-2. Evolución de las entradas del sistema	53
Figura 7-3. Evolución de las medidas del sistema	54
Figura 7-4. Estimación de la velocidad angular en la primera etapa	55
Figura 7-5. Estimación de los parámetros modificados en la primera etapa	56
Figura 7-6. Estimación de la variable v_s en la segunda etapa	57
Figura 7-7. Estimación de los parámetros modificados en la segunda etapa	58

Notación

I_{Re}	Parte real
I_{Im}	Parte imaginaria
sen	Función seno
cos	Función coseno
tg	Función tangente
arctg	Función arco tangente
arcsen	Función arco seno
arccos	Función arco coseno
dx/dt	Derivada de x con respecto a t
A'	Variable A en régimen transitorio
A''	Variable A en régimen subtransitorio

1 INTRODUCCIÓN

En este capítulo introductorio se va a desarrollar la motivación que ha llevado a realizar este Trabajo Fin de Máster (TFM). Por otro lado, se incluye también un estudio detallado del estado del arte para el campo de estudio considerado, pudiendo determinar de esta manera los puntos en los que este trabajo supone una mejora. Por último, se presenta la estructura que se va a seguir a lo largo del presente documento.

Como se explicará en el siguiente capítulo, la motivación principal de este TFM es mejorar los resultados obtenidos en el Trabajo Fin de Grado (TFG) del autor. Sin embargo, a continuación se expone el contexto en el que se enmarcan ambos trabajos.

Es algo evidente que para realizar correctamente la operación y control en sistemas eléctricos de potencia (SEPs) es conveniente tener un profundo conocimiento de cómo se comportan sus diferentes elementos desde un punto de vista dinámica. Esta evolución se representa matemáticamente mediante sistemas de ecuaciones algebraico-diferenciales (DAE por sus siglas en inglés).

Observando en profundidad estas ecuaciones aparecen una serie de parámetros, los cuales son de gran importancia para determinar el estado del sistema y cómo se comportará ante las diferentes contingencias que pudieran ocurrir.

Una práctica habitual es considerar estos parámetros como constantes frente a factores externos, como pueden ser la temperatura, la potencia y tensión en el punto de operación, etc., o internos, como el propio envejecimiento de los equipos. De esta manera se concluye que tomar el valor de los parámetros directamente de los datos proporcionados por el fabricante del equipo puede conducir a errores, dificultando así la obtención de un modelo fiable del sistema.

Para solucionar este aspecto, es preciso establecer un método que permita realizar una estimación de los parámetros del sistema bajo estudio que tenga en consideración todos los factores externos e internos que pudieran influir en su valor. En este trabajo, se propone el uso de estimadores dinámicos de estado (DSEs) basados en filtros de Kalman (KFs), los cuales han demostrado ser precisos cuando se emplean en sistemas con dinámicas no lineales, como puede concluirse del estudio de factibilidad realizado en [1]. Otros trabajos como [2] han utilizado KFs aplicados a máquinas síncronas, descubriendo las imprecisiones que pueden derivar de la incertidumbre en el modelo. También enfocado a alternadores, en [3] se presenta un estudio comparativo entre las diferentes formulaciones del KF, las cuales se describirán en el capítulo 5. En concreto, se concluye que el denominado *Extended Kalman Filter* (EKF) y el *Unscented Kalman Filter* (UKF) son los más eficientes desde el punto de vista de la computación.

Precisamente, la formulación UKF será la empleada en este trabajo, del que se han buscado en la literatura una gran cantidad de datos y resultados. En concreto, en [5] se utiliza para llevar a cabo una estimación en una máquina síncrona aislada, mientras que en [6-8] se emplea en sistemas multimáquina.

Como ya se ha mencionado, el objetivo principal de este trabajo consiste en la estimación de parámetros en sistemas eléctricos. Este campo se trata en [9-10]. Sin embargo, estos trabajos presentan el inconveniente de que han utilizado para la estimación un conjunto de medidas internas de la máquina. Este hecho dificulta en gran medida la aplicación práctica que pueda tener esta técnica en sistemas reales.

Precisamente, en [11] se analiza cómo influye la elección de las medidas en los resultados de la estimación, empleando la formulación UKF.

Con el propósito de superar estas dificultades, se han propuesto diferentes métodos, entre los cuales destaca el trabajo en [12], donde los parámetros de la máquina síncrona son estimados haciendo uso de sistemas de medida reales, como los *Phasor Measurement Units* (PMUs).

De nuevo en lo que concierne a la estimación de los parámetros internos del generador, [13] y [14] ofrecen también diferentes resultados, pero sin incluir regulación de potencia o tensión. Estos elementos sí se incorporan en [15], estimando los parámetros dinámicos del *Turbine Governor* (TG) y del *Automatic Voltage Regulator* (AVR) y estudiando como afecta la estimación inicial que se hace de estos parámetros.

Dentro del modelo del sistema un nuevo regulador, el *Power System Stabilizer* (PSS) se incluye en [16], donde se utilizan también medidas procedentes de PMUs. No obstante, aunque los parámetros del resto de reguladores son estimados, los del PSS se consideran conocidos.

Bajo el punto de vista del autor de este TFM, este trabajo es el primer intento en considerar un sistema de generación totalmente regulado, en el que los parámetros de la máquina síncrona y todos sus reguladores van a tratar de estimarse conjuntamente con las variables de estado del sistema, haciendo uso para ello de la formulación UKF y un conjunto de mediciones tomadas de los terminales de la máquina, de manera que la aplicación práctica sea directa.

La estructura del documento será la siguiente:

- En el capítulo 2 se resumen los resultados obtenidos en el TFG que sirve como base a este trabajo, marcando los puntos de mejora que se convertirán en objetivos para este TFM.
- Los capítulos 3 y 4 están orientados a presentar el modelo del sistema bajo estudio, mostrando sus ecuaciones dinámicas y la manera en que estas se han implementado en MATLAB Simulink.
- El capítulo 5 consiste en un desarrollo teórico del filtro de Kalman, así como del algoritmo correspondiente a la formulación UKF seleccionada.
- En el capítulo 6 se muestra la manera en que dicho algoritmo ha sido aplicado al sistema que ocupa a este TFM, representado los resultados obtenidos para el caso de estudio considerado en el capítulo 7.
- Por último, se presentan en el capítulo 8 las conclusiones que se extraen de los resultados obtenidos, así como unas posibles ideas para líneas de trabajo futuras.

2 TRABAJO PREVIO Y OBJETIVOS

El objetivo de este capítulo es documentar el punto desde el que parte el estudio realizado en este Trabajo Fin de Máster. En la introducción se ha presentado brevemente el sistema que se va a analizar, basado en un generador síncrono totalmente regulado, en el cual se va a realizar una estimación conjunta de estado y parámetros dinámicos utilizando técnicas de estimación dinámica de estado basadas en filtros de Kalman.

Esta investigación se inició con el Trabajo Fin de Grado del autor [17], en el cual se perseguía el mismo objetivo, pero dada la naturaleza del problema, se propuso la presentación del trabajo antes de proceder a la publicación del artículo científico en la revista *Electric Power System Research*.

Precisamente con el propósito de realizar dicha publicación se realizaron las mejoras en la técnica de estimación de manera que el artículo pudiera satisfacer a los revisores.

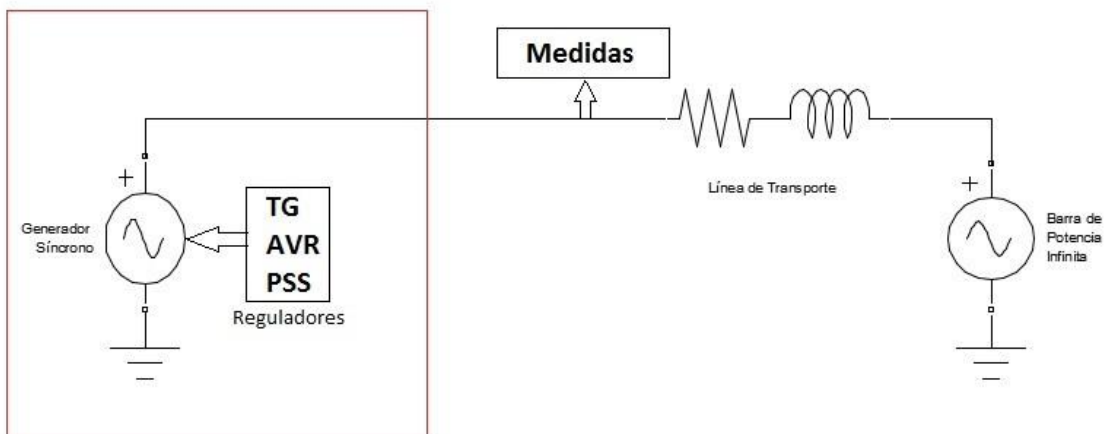
Aunque se remite al lector a dicho TFG, cabe destacar que el sistema a estudiar está compuesto por un generador síncrono acoplado, junto con sus reguladores correspondientes, a una red de potencia infinita a través de una línea representada por una impedancia serie. En la Figura 2-1 se incluye una representación de dicho sistema que también se encuentra en el citado trabajo.

A continuación se exponen los puntos principales con los que se concluyó el Trabajo Fin de Grado y que servirán para determinar los aspectos de mejora posibles:

- Se llegó a una estimación con un error inferior al 4% en todos los parámetros que se incluyeron en el modelo del filtro de Kalman.
- La estimación presentaba un buen nivel de robustez cuando se aumentaba el *Random Walk* asociado a la tensión de la red de potencia infinita presentada en la Figura 2-1.
- Las variables de estado seguían la evolución esperada, pudiendo contrastar estos resultados con los valores de simulación.
- El modelo utilizado en la simulación coincide con el empleado en el algoritmo del filtro de Kalman, incluyendo el generador síncrono junto con su regulación efectuada por el *Automatic Voltage Regulator*, el *Turbine Governor* y el *Power System Stabilizer*, siendo esta una de las principales aportaciones de este trabajo en su campo.

- Las medidas extraídas de la simulación para introducirlas en el DSE son en su totalidad tomadas en los terminales de la máquina síncrona, que podrían ser obtenidas fácilmente en la realidad haciendo uso de equipos tales como un PMU. Este aspecto también es una mejora con respecto a muchos trabajos publicados sobre este campo de estudio, los cuales utilizan medidas internas del alternador.

Figura 2-1. Representación del sistema bajo estudio



Sin embargo, antes de enviar el artículo para su publicación era necesario incluir una serie de mejoras en la técnica utilizada, las cuales solventarían en la medida de lo posible los problemas que aparecían en el TFG y que se exponen a continuación:

- Algunos parámetros del modelo del generador síncrono no lograron ser estimados utilizando el filtro de Kalman, en concreto las reactancias síncronas y transitorias en los ejes dq . El valor de estas constantes tuvo que considerarse como conocido a la hora de implementar el DSE.
- La sintonización de la implementación *Unscented Kalman Filter* utilizaba valores demasiado constreñidos, es decir, una leve variación en la sintonización llevaba a una mala estimación o incluso a problemas de convergencia.
- Siguiendo con el punto anterior, el valor de los parámetros sintonizables del UKF eran obtenido mediante ensayo-error, por lo que era preciso encontrar una manera de que la sintonización fuera más sistemática.

A todas estas correcciones se han querido añadir en este trabajo aquellas relacionadas con los comentarios proporcionados por los revisores en la corrección del artículo, que pueden resumirse en los siguientes aspectos de mejora:

- La convergencia de un DSE no queda exclusivamente definida por cómo evoluciona el valor estimado para el parámetro o la variable correspondiente, sino que también depende del valor que alcanza la

covarianza del error de dicha estimación. Siguiendo esta idea, en las gráficas incluidas en este trabajo mostrando la estimación de los parámetros del modelo se ha incorporado cómo evoluciona esta covarianza, la cual debería reducirse a medida que se alcanza la estimación correcta.

- Para que el artículo pudiera ser publicado era necesaria una revisión más exhaustiva del estado del arte, esto es, que el autor debía realizar una búsqueda más profunda de otros trabajos publicados en el mismo campo. Por este motivo en la introducción de este trabajo se han añadido numerosas referencias que resumen los resultados de otras investigaciones.
- Finalmente, se sugería la introducción de las gráficas correspondientes a las medidas obtenidas del sistema. Las cuales se han incorporado en los capítulos correspondientes.

Con estos puntos quedan resumidos los objetivos de este Trabajo Fin de Máster, en el que se describe cómo el alumno ha desarrollado los conocimientos necesarios e implementado las herramientas oportunas para solucionar los problemas que presentaba su TFG, junto con las correcciones de los revisores.

3 MODELO DEL GENERADOR SÍNCRONO

En este capítulo y el posterior se va a presentar cómo se ha modelado el sistema objeto de estudio en este TFM y que ya se ha presentado en la introducción. Este modelo tendrá el cometido de generar un escenario en el cual se conoce el valor de las variables de estado y los parámetros del generador síncrono y sus reguladores, de manera que sea posible contrastar los resultados de la estimación.

De la misma manera, se extraerán de la simulación una serie de señales, todas ellas accesibles desde un punto de vista práctico, y que se utilizarán como medidas para el algoritmo basado en filtros de Kalman que va a implementarse.

Como ya se ha resaltado, la técnica propuesta está basada en dos etapas de estimación, por lo cual se ha visto conveniente separar los modelos en dos capítulos diferentes: en este capítulo se analizarán con detalle las ecuaciones que rigen la dinámica del generador síncrono, y que se utilizarán en la primera etapa de estimación. Previo a la descripción de las ecuaciones, se realizará un breve recopilatorio de los diferentes modelos para esta máquina eléctrica, justificando cuál ha sido seleccionado por el autor.

Todo lo que concierne a los reguladores del generador síncrono, véase, el *Turbine Governor* para efectuar el control potencia-frecuencia primario y secundario, junto con el *Automatic Voltage Regulator* y el *Power System Stabilizer* en el control reactiva-tensión, será desarrollado en el capítulo 4, ya que corresponde a la segunda etapa de estimación.

Los modelos se han programado utilizando Matlab Simulink, mostrando en cada caso los diagramas de bloques que definen las ecuaciones correspondientes en el dominio de Laplace.

3.1. Diferentes modelos del generador síncrono

Es bien conocido que el generador síncrono, o alternador, es una de las máquinas eléctricas más importantes que existen en la actualidad, de ahí que haya sido y sea uno de los principales objetos de estudio dentro del ámbito de la electricidad. A continuación se hará un breve resumen de su funcionamiento, que servirá para situar en contexto las ecuaciones que van a presentarse posteriormente.

Desde un punto de vista constructivo, el generador síncrono cuenta con una parte fija, denominada estátor, y una móvil llamada rotor. Este último elemento se alimenta externamente mediante una corriente continua regulable que proporciona una excitación a la máquina que genera un campo magnético fijo. Al aplicar un par externo en el rotor, por ejemplo, a través de una turbina, se produce un giro provocando que el estátor perciba un campo magnético giratorio. En este devanado estatórico, de acuerdo a la ley de Faraday, el campo giratorio induce una fuerza electromotriz (FEM).

Existen múltiples maneras de describir el comportamiento dinámico de un alternador, dependiendo de la complejidad y la profundidad que se quiera alcanzar en el estudio. En [18] aparece un número considerable de

modelos que el autor ha consultado para poder decidir cuál de ellos se adapta a los propósitos que se persiguen en este trabajo. A continuación se presentan varios de estos modelos, ordenados por orden de complejidad decreciente. Para estos modelos, que se han considerado inadecuados para este trabajo, y por motivos de simplicidad, solo van a incluirse las ecuaciones diferenciales a título ilustrativo, sin profundizar en su significado, mientras que para el modelo seleccionado se hará un desarrollo más profundo en el que se incluirán tanto las ecuaciones algebraicas como diferenciales, describiendo todos los elementos que en ellas intervienen.

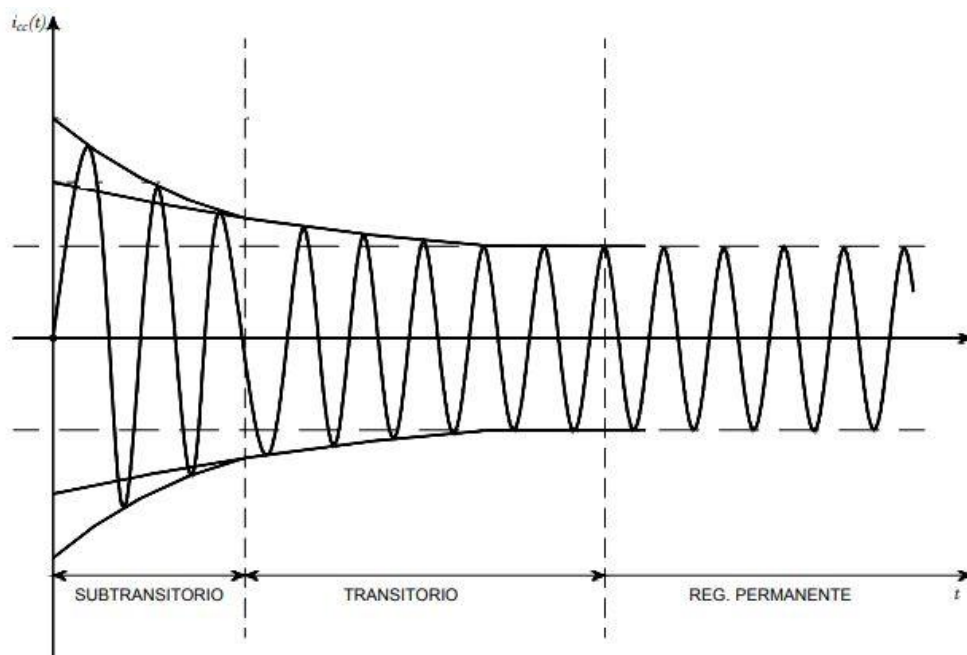
Previamente, es importante resaltar que todos los modelos están expresados en los ejes $dq0$ para una mayor simplicidad de cálculo, además se va a suponer en todo caso un equilibrio dentro de la máquina, por lo que las magnitudes en el eje 0 se anulan y se omitirán de aquí en adelante.

Otro aspecto que conviene resaltar es la definición del régimen transitorio, subtransitorio y permanente, aspecto que se va a ilustrar con el caso de un cortocircuito en la máquina síncrona:

- El régimen subtransitorio, denotado como x'' para una variable genérica x , es el que tiene lugar durante los primeros ciclos posteriores a la falta, donde la corriente es muy elevada y decae rápidamente. Está ocasionado por el devanado amortiguador situado en el rotor del generador síncrono.
- El régimen transitorio, representado como x' , se corresponde con un intervalo mayor de tiempo y con un decaimiento más lento que el que existía en el régimen subtransitorio.
- El régimen permanente, sin superíndices, es el que se mantendría en el tiempo si no hubiera cambio en las condiciones del sistema.

En la Figura 3-1 puede verse una representación de cómo evoluciona la intensidad de cortocircuito en cada uno de estos periodos.

Figura 3-1. Representación del régimen subtransitorio, transitorio y permanente



En todos los casos, se define como el orden del modelo al número de variables de estado que posee, siendo este valor un indicador de complejidad.

a. Sauer-Pai

Este primer modelo es el más complejo de todos los que van a presentarse, ya que es utilizado para estudios muy precisos en los que se desea conocer el comportamiento subtransitorio del generador síncrono, describiendo en profundidad la evolución del flujo por las bobinas del mismo.

Se trata de un modelo de orden 8, compuesto por las siguientes ecuaciones diferenciales.

$$\begin{aligned}\dot{\delta} &= \Omega_b(\omega - \omega_s) \\ \dot{\omega} &= \frac{1}{2H}(\tau_m - \tau_e - D(\omega - \omega_s)) \\ \dot{\psi}_d &= \Omega_b(r_a i_d + \omega \psi_q + v_d) \\ \dot{\psi}_q &= \Omega_b(r_a i_q - \omega \psi_d + v_q) \\ \dot{e}'_q &= \frac{1}{T'_{d0}}(-e'_q - (x_d - x'_d)(i_d + \gamma_{d2} \psi''_d) + v_f) \\ \dot{e}'_d &= \frac{1}{T'_{q0}}(-e'_d - (x_q - x'_q)(i_q + \gamma_{q2} \psi''_q)) \\ \dot{\psi}''_d &= \frac{1}{T''_{d0}}(-\psi''_d + e'_q - (x'_d - x_l)i_d) \\ \dot{\psi}''_q &= \frac{1}{T''_{q0}}(-\psi''_q + e'_d - (x'_q - x_l)i_q)\end{aligned}$$

Como ya se ha mencionado, no se definen cada una de las variables de estado ni los parámetros involucrados en estas ecuaciones, ya que no aportan información relevante a este trabajo. Nótese que la complejidad de este modelo es muy elevada, debido al alto nivel de detalle en la descripción de la dinámica. Para los objetivos que se persiguen en este TFM, el modelo Sauer-Pai es excesivamente complejo y supondría una dificultad añadida en el proceso de estimación.

b. Marconato

Este modelo, también de orden 8, mantiene las primeras cuatro ecuaciones que acaban de escribirse. Sin embargo, en este caso se modela la evolución transitoria y subtransitoria de la FEM.

$$\dot{e}'_q = \frac{1}{T'_{d0}}(-e'_q - (x_d - x'_d - \gamma_d)i_d + (1 - \frac{T_{AA}}{T'_{d0}})v_f)$$

$$\dot{e}'_q = \frac{1}{T'_{q0}} (-e'_d - (x_q - x'_q - \gamma_q)i_q)$$

$$\dot{e}''_d = \frac{1}{T''_{d0}} (-\psi''_d + e'_q - (x'_d - x_l)i_d)$$

$$\dot{e}''_d = \frac{1}{T''_{q0}} (-\psi''_q + e'_d - (x'_q - x_l)i_q)$$

Dado que el periodo de muestreo en la obtención de medidas para el algoritmo de estimación basado en UKF es limitado, no es posible trabajar con el régimen subtransitorio, de ahí que se opte por utilizar un modelo más simple, como el que se verá a continuación.

c. Modelo de dos ejes

Dado que esta representación dinámica del generador síncrono ha sido la seleccionada en este trabajo, su descripción detallada se verá en el siguiente apartado. Solo se adelantará que se trata de un modelo de orden 4 que define exclusivamente la evolución transitoria de la FEM en ejes dq.

d. Modelo de un eje

En este caso, se considera predominante la evolución de la FEM en uno de los ejes, por lo que la otra es despreciada. Se trata, por tanto, de un modelo de orden 3 definido por las ecuaciones:

$$\dot{\delta} = \Omega_b(\omega - \omega_s)$$

$$\dot{\omega} = \frac{1}{2H} (\tau_m - \tau_e - D(\omega - \omega_s))$$

$$\dot{e}'_d = \frac{1}{T'_{d0}} (-e'_q - (x_d - x'_d)i_d + v_f)$$

Se ha considerado por parte del autor que este modelo era demasiado simple, y que la técnica de estimación propuesta en este trabajo es capaz de alcanzar un nivel de complejidad superior

e. Modelo clásico

Se trata del modelo más simple para el generador síncrono, ya que solo tiene en cuenta la evolución del ángulo δ y la velocidad angular ω , es decir, las dos primeras ecuaciones del resto de modelos.

Con esta descripción no es posible introducir en el sistema la regulación de tensión, efectuada por el AVR y el PSS, por lo que se ha descartado la utilización de este modelo.

A modo de resumen, se incluye en la Tabla 3-1 el orden de cada uno de los modelos descritos y sus correspondientes variables de estado.

Tabla 3-1. Orden y variables de estado de diferentes modelos del alternador

Modelo	Orden	Variables de estado
Sauer-Pai	8	$\delta, \omega, e'_q, e'_d, \psi''_d, \psi''_q, \psi_d, \psi_q$
Marconato	8	$\delta, \omega, e'_q, e'_d, e''_d, e''_q, \psi_d, \psi_q$
Dos ejes	4	$\delta, \omega, e'_q, e'_d$
Un eje	3	δ, ω, e'_q
Clásico	2	$\delta, \omega,$

3.2. Parámetros del modelo de dos ejes

Como ya se ha mencionado, el modelo seleccionado para describir el comportamiento dinámico de la máquina síncrona es el denominado como modelo de dos ejes. El motivo fundamental recae en que el conjunto de ecuaciones que lo forman es lo suficientemente simple para poder garantizar la eficacia del algoritmo de estimación basado en filtros de Kalman, y además permite la incorporación de reguladores tanto de potencia como de tensión, por lo que se ajusta a los requerimientos de este trabajo.

En todas las ecuaciones mostradas en el apartado anterior es común la presencia de una serie de parámetros propios del alternador en cuestión, tales como reactancias, constantes de tiempo, etc.

El conocimiento de estos parámetros es fundamental para poder describir completamente la evolución de las variables de estado. En el caso de la simulación del modelo de dos ejes, se han empleado los valores que se muestran en la Tabla 3-2 para las constantes involucradas en las ecuaciones diferenciales y algebraicas. Estos parámetros serán los que se pretendan estimar posteriormente, por lo que los datos de la tabla servirán para contrastar los resultados de la técnica de estimación propuesta.

Nótese que el valor de la resistencia estática es inferior al de las reactancias en ambos ejes, por este motivo, este parámetro se ha considerado despreciable en el modelo introducido en el DSE. Sin embargo sí se ha incluido en la simulación, para remarcar el hecho de que ambos modelos no tienen necesariamente que coincidir.

También es destacable el hecho de que el valor de la constante de tiempo correspondiente a la evolución de la FEM en el eje d es 10 veces superior a la del eje q, de ahí que en modelos más simples del generador se considere como despreciable la evolución del eje con menor constante de tiempo.

3.3. Sistema DAE del modelo de dos ejes

Una vez presentados los parámetros involucrados en el modelo, ya es posible establecer las ecuaciones que componen el sistema diferencial algebraico que describe el comportamiento del generador síncrono que se implementará usando Matlab Simulink con el objetivo de extraer medidas que emulen a las de un sistema real de generación basado en máquinas síncronas.

Tabla 3-2. Valor de simulación de los parámetros del modelo de dos ejes

Símbolo	Definición	Unidad	Valor de simulación
D	Coefficiente de amortiguamiento	pu	2
H	Constante de inercia	s	6.5
r_a	Resistencia del devanado estatórico	pu	0.1
x_d	Reactancia síncrona en el eje d	pu	1
x'_d	Reactancia transitoria en el eje d	pu	0.3
x_q	Reactancia síncrona en el eje q	pu	0.65
x'_q	Reactancia transitoria en el eje q	pu	0.55
T'_{d0}	Constante de tiempo transitoria de la FEM en el eje d	s	5
T'_{q0}	Constante de tiempo transitoria de la FEM en el eje q	s	0.5

En primer lugar se encuentran las ecuaciones comunes a todos los modelos, es decir, la dinámica del ángulo de par del generador, δ , que viene dada por la expresión:

$$\dot{\delta} = \Omega_b (\omega - \omega_s)$$

Donde Ω_b es la velocidad base, que, para el sistema de 50 Hz considerado en este trabajo, toma el valor de 100π rad/s. Por su parte, ω_s es la velocidad de sincronismo, tomada como 1 pu. Por último, ω es la velocidad angular del alternador, la cual obedece a la segunda ley de Newton aplicada en el eje de la máquina (expresada en por unidad):

$$\dot{\omega} = \frac{1}{2H} (p_m - p_e - D(\omega - \omega_s))$$

Siendo p_m y p_e las potencias mecánica y eléctrica respectivamente. Nótese que estos valores sustituyen al par mecánico y eléctrico en las ecuaciones de los otros modelos presentados. La justificación de este hecho se debe a que la velocidad angular no difiere mucho de la de sincronismo (1 pu), por lo que no se comete un error excesivo al suponer que, en por unidad, ambas magnitudes coinciden.

El cálculo de la potencia eléctrica sigue la siguiente ecuación:

$$p_e = \psi_d i_d - \psi_q i_q$$

Con ψ e i el flujo y la intensidad respectivamente, cada uno expresado en ejes dq. En lo referente a la potencia mecánica proporcionada por la turbina, p_m , su valor se considera constante en el caso de no existir regulación potencia-frecuencia.

$$p_m = p_{m0}$$

Donde p_{m0} es un valor conocido. Esta ecuación será sustituida posteriormente por una de las ecuaciones dinámicas correspondiente al *Turbine Governor*, ya que una de las variables de estado de este regulador es precisamente esta potencia mecánica.

La siguiente dinámica a considerar es la de la fuerza electromotriz transitoria de la máquina en ejes dq, e'_d y e'_q , cuya evolución viene dada por:

$$\begin{aligned} \dot{e}'_d &= \frac{1}{T'_{d0}} (-e'_q - (x_d - x'_d)i_d + v_f) \\ \dot{e}'_q &= \frac{1}{T'_{q0}} (-e'_d - (x_q - x'_q)i_q) \end{aligned}$$

En la primera de las ecuaciones aparece la tensión de campo o de excitación rotórica v_f . Como ya ocurriera con la potencia mecánica, esta magnitud es controlada por uno de los reguladores de la máquina, en concreto, por el *Automatic Voltage Generator*. En el caso de modelos de máquinas no reguladas, como es el caso de la primera etapa de estimación que se verá en este trabajo, el valor de la excitación es constante y conocido:

$$v_f = v_{f0}$$

Ya se han presentado las cuatro variables de estado correspondientes al modelo de dos ejes. A continuación, se presentan el resto de ecuaciones algebraicas del modelo, comenzando por los flujos en la máquina, cuya dinámica se considera despreciable y reciben el valor en ejes dq,

$$\begin{aligned} \psi_d &= v_d + r_a i_q \\ \psi_q &= -v_d - r_a i_d \end{aligned}$$

Donde v_d y v_q se calculan a partir del fasor $V \angle \theta$, correspondiente a la tensión compleja en los terminales del propio generador a través de la fórmula:

$$\begin{aligned} v_d &= V \sin(\delta - \theta) \\ v_q &= V \cos(\delta - \theta) \end{aligned}$$

Esta tensión en ejes dq, junto con la intensidad, permite el cálculo la potencia activa y reactiva entregada por el generador a la red:

$$\begin{aligned} p &= v_d i_d + v_q i_q \\ q &= v_q i_d - v_d i_q \end{aligned}$$

Con estas ecuaciones queda descrito el comportamiento dinámico de la máquina síncrona, sin embargo, el sistema DAE no queda cerrado si no se incluye la relación existente entre el generador y el sistema eléctrico de potencia al que está conectado. Se remite al lector al capítulo introductorio para ver en la Figura 1-1 una representación de este sistema del cual se conoce la tensión compleja $V_{red} \angle \alpha_{red}$ que puede relacionarse con la FEM del generador aplicando las leyes de Kirchhoff en ejes dq.

$$\begin{aligned} e'_q &= V_{red} \cos(\delta - \alpha_{red}) + i_d(x_{lin} + x'_d) + i_q r_{lin} \\ e'_d &= V_{red} \sin(\delta - \alpha_{red}) + i_q(x_{lin} + x'_q) + i_d r_{lin} \\ v_d &= e'_d + i_q x'_q \\ v_q &= e'_q - i_d x'_d \end{aligned}$$

Siendo x_{lin} y r_{lin} la reactancia y resistencia de la línea que conecta la red de potencia infinita con el generador síncrono. El valor de simulación de esta impedancia serie se verá en capítulos posteriores.

3.4. Inicialización de las variables de estado

A la hora de implementar el modelo descrito en Matlab Simulink, es preciso introducir un valor inicial para las cuatro variables de estado de manera que el *solver* pueda partir de una solución del sistema.

Para obtener este estado inicial, se ha resuelto el sistema de ecuaciones en régimen permanente, es decir, anulando todas las derivadas, y suponiendo un consumo de potencia compleja en la red $S_{red} = 0.8 + j0.4pu$. Con estos números, el valor inicial resultante es el que se muestra en la Tabla 3-3.

Tabla 3-3. Valor inicial para las variables de estado del generador síncrono

Variable de estado	Unidades	Valor inicial
δ	rad	0.427
ω	pu	1
e'_q	pu	1.2
e'_d	pu	0

Este estado en régimen permanente también permite la obtención de los valores para la potencia mecánica y la excitación iniciales, $p_{m0} = 0.81pu$ y $v_{f0} = 1.68pu$. Estos valores se corresponderán posteriormente con las referencias en los reguladores del generador que se verán en detalle en el capítulo 4.

3.5. Implementación en Matlab Simulink

El autor ha creído conveniente concluir este capítulo incluyendo una muestra de cómo se incorporan las ecuaciones del modelo de dos ejes al software utilizado para la simulación.

Solo se han incluido, a modo de ejemplo, los diagramas de bloques correspondientes a las cuatro ecuaciones diferenciales, las cuales han sido transformadas al dominio de Laplace. Las ecuaciones algebraicas que forman parte del sistema DAE se han introducido a través de bloques *Matlab function* y no se consideran relevantes para este trabajo, por lo que se omiten.

En las Figuras 3-2 y 3-3 se muestran los mencionados diagramas de bloques, dando de esta manera por concluida la fase de modelado del generador síncrono. El siguiente capítulo describirá en profundidad los modelos seleccionados para los tres reguladores del alternador, mostrando también cómo se han traducido las ecuaciones al entorno de Matlab Simulink.

Figura 3-2. Diagrama de bloques en Simulink del ángulo de par y la velocidad angular

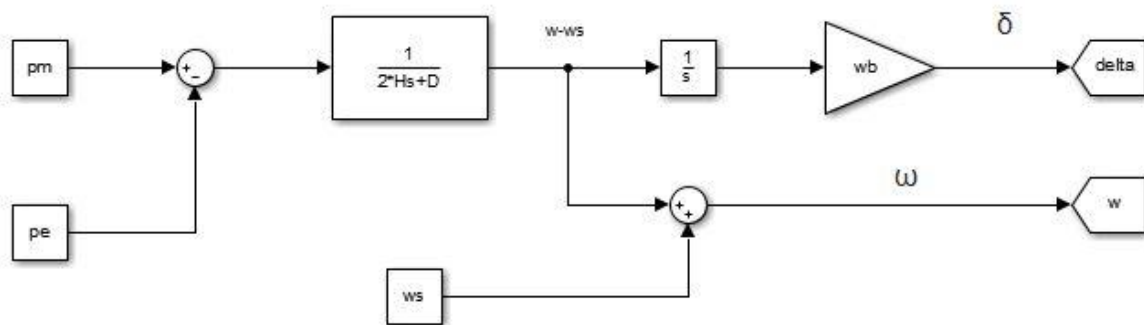
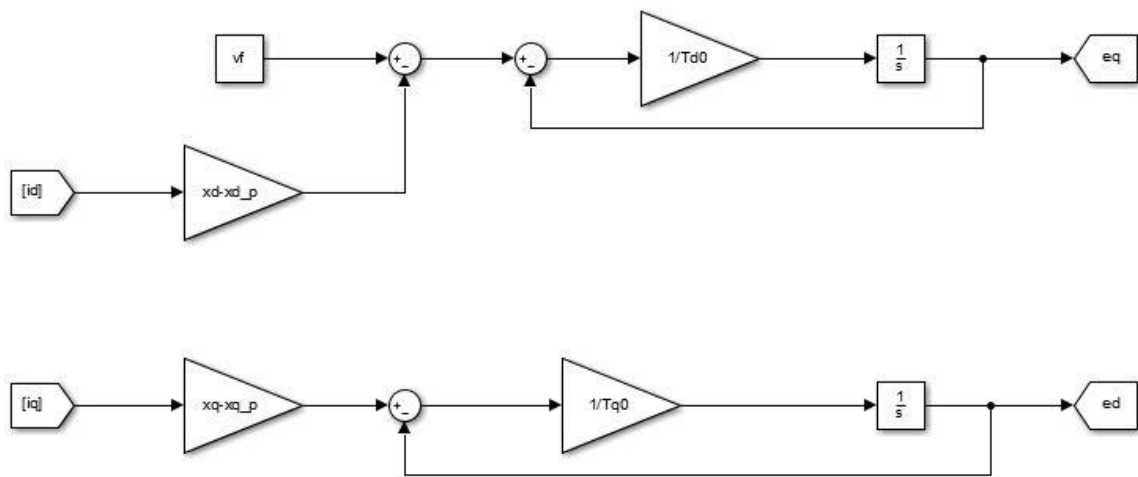


Figura 3-3. Diagrama de bloques en Simulink de la FEM en ejes dq



4 MODELO DE LOS REGULADORES

El capítulo anterior presentaba algunos de los modelos que pueden utilizarse para describir el comportamiento dinámico del generador síncrono. En concreto se ha desarrollado con una mayor profundidad el sistema DAE correspondiente al modelo de dos ejes seleccionado en este trabajo por su adecuación a los objetivos que se persiguen en la estimación conjunta de estado y parámetros.

Sin embargo, los alternadores reales cuentan con una serie de elementos, denominados reguladores, que sirven para poder ejecutar de manera efectiva el control sobre ciertas magnitudes que haga que la máquina síncrona se ajuste a los códigos de red. En concreto, en este trabajo se consideran dos tipos de control:

- Control potencia-frecuencia primario y secundario: lo lleva a cabo el *Turbine Governor*, siendo precisamente este regulador el que ocupe la primera parte de este capítulo.
- Control reactiva-tensión: efectuado por el *Automatic Voltage Regulator* y el *Power System Stabilizer*, cuyos modelos se describirán en los apartados 4.2 y 4.3.

Para cada uno de estos elementos, al igual que se hiciera con el propio generador síncrono, se presentarán las ecuaciones dinámicas junto con los parámetros involucrados en las mismas. También se incluirá a modo de ejemplo cómo se han plasmado dichas ecuaciones en Matlab Simulink.

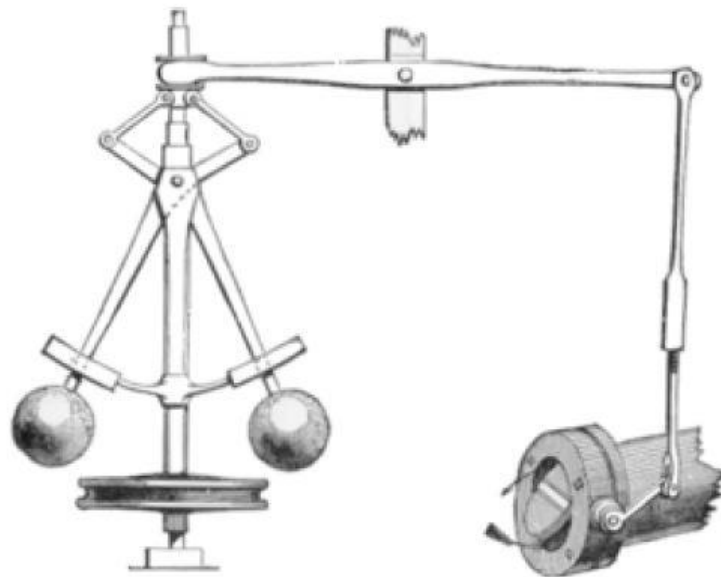
4.1. Turbine Governor

En los sistemas eléctricos de potencia debe existir en todo instante un equilibrio entre la potencia generada y la consumida. Este hecho se ve dificultado por la naturaleza impredecible y fuertemente variable de la demanda eléctrica.

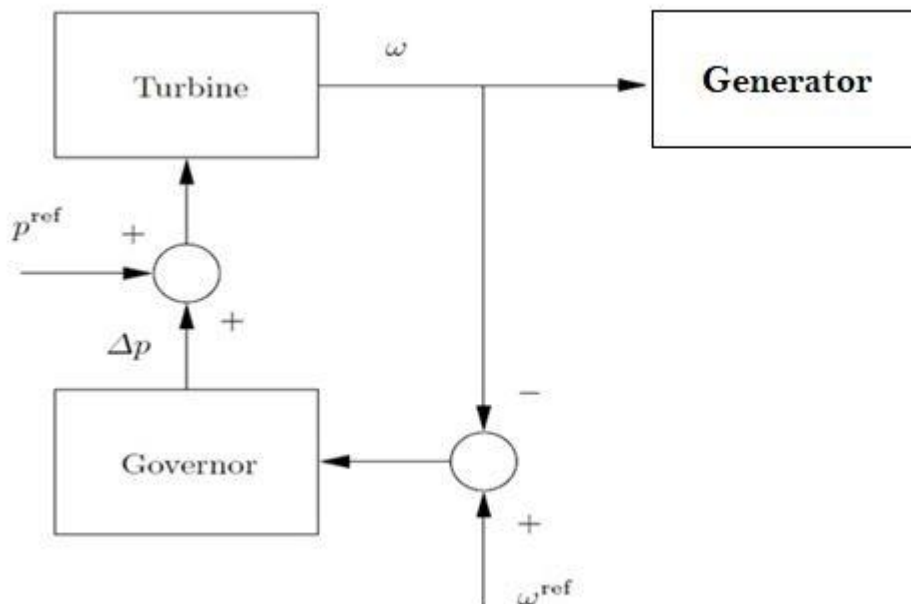
La magnitud que se ve afectada de manera más directa por estos descuadres es la frecuencia del sistema: cuando la potencia demandada es superior a la producida, la frecuencia cae y viceversa. Para evitar que existan desviaciones excesivas con respecto a la frecuencia nominal del sistema, es preciso introducir un control sobre la potencia mecánica que entrega la turbina. Esta función es la que realiza el *Turbine Governor*, que intenta que la potencia se ajuste a un valor de referencia.

A modo de ilustración, en la Figura 4-1 se representa el regulador de Watt, utilizado antiguamente para abordar este problema de un modo totalmente mecánico.

Figura 4-1. Representación del regulador de Watt



Actualmente, estos sistemas han sido sustituidos por elementos de control, que reciben como entrada la variación de frecuencia con respecto a su valor nominal, dando como salida la variación de posición en la válvula de la turbina para adaptar su potencia mecánica. Un diagrama de bloques de este proceso se adjunta en la Figura 4-2.

Figura 4-2. Esquema del funcionamiento del *Turbine Governor*

Ya se introdujo la potencia mecánica en la ecuación 2-2 del capítulo anterior, donde puede apreciarse la dependencia del desequilibrio de potencia con la evolución de la velocidad angular del eje de la máquina.

Desde el punto de vista del control, existen diversos tipos de regulaciones potencia-frecuencia:

- Regulación primaria: está determinada por un control proporcional, el cual como es bien conocido no garantiza desviaciones nulas en régimen permanente de la frecuencia, pero sí atenúa dicha variación. En España este servicio de regulación es obligatorio.
- Regulación secundaria: es llevada a cabo por un control integral, de manera que sí es posible devolver la frecuencia a su valor nominal tras el transitorio. En nuestro país no es obligatoria, sino que se remunera a las centrales generadoras que participen de este servicio auxiliar.
- Regulación terciaria: se utiliza para recuperar la reserva empleada durante la regulación secundaria.

4.1.1. Parámetros y ecuaciones del modelo

En este trabajo solo van a tenerse en cuenta las regulaciones primaria y secundaria. Sin embargo, antes de desarrollar las ecuaciones dinámicas correspondientes al *Turbine Governor*, es importante presentar los parámetros involucrados en dichas ecuaciones y que se incluirán en el proceso de estimación basado en filtros de Kalman. En la Tabla 4-1 se muestran estas constantes, junto con su descripción y el valor que se les ha otorgado en la simulación del sistema.

Tabla 4-1. Valor de simulación de los parámetros del *Turbine Governor*

Símbolo	Definición	Unidad	Valor de simulación
R	Droop del Governor	pu	0.1
K_i	Ganancia del control secundario	pu	50
T_r	Constante de tiempo del control primario	s	0.1

Pasando a la descripción de las ecuaciones, el control proporcional-integral que representa las regulaciones primaria y secundaria viene determinado por un sistema DAE compuesto por dos variables de estado, p_m y p_c , tal como se muestra a continuación, [18]:

$$\dot{p}_m = \frac{1}{T_r} \left(p_{ref} - p_c - p_m - \frac{1}{R} (\omega - \omega_s) \right) \quad 4-1$$

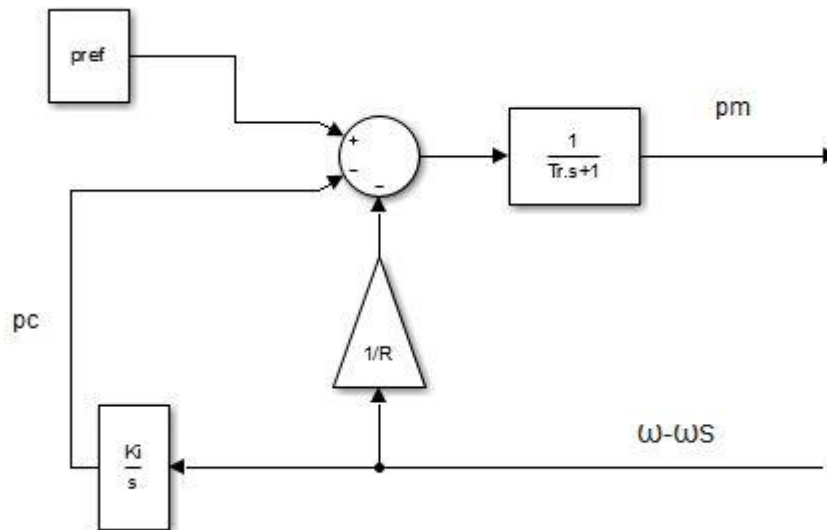
$$\dot{p}_c = K_i (\omega - \omega_s) \quad 4-2$$

Siendo p_{ref} , la potencia de referencia del controlador, a la cual se le ha dado el valor de $0.81 pu$, correspondiente a la potencia mecánica inicial. El valor de inicialización de la variable p_c es 0 por considerar que inicialmente la velocidad angular es igual a la de sincronismo.

4.1.2. Implementación en Matlab Simulink

Para finalizar con este regulador del generador síncrono, en las Figuras 4-3 aparece el diagrama de bloques en el entorno Matlab Simulink que representan las ecuaciones que se han visto con anterioridad para el modelo del TG.

Figura 4-3. Diagrama de bloques del modelo del *Turbine Governor*



4.2. Automatic Voltage Regulator

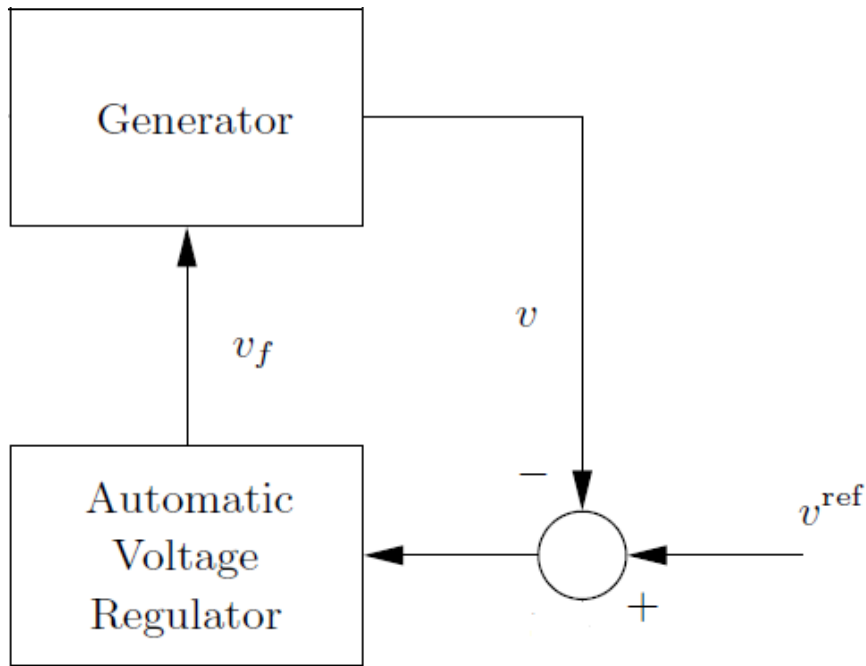
Este es el segundo de los tres reguladores que se van a considerar en el modelo del sistema bajo estudio. La funcionalidad de este elemento consiste en realizar el control reactiva-tensión, el cual, a diferencia de lo que sucedía con el control potencia-frecuencia, está muy localizado, esto es, que las actuaciones llevadas a cabo por un generador tienen mucha importancia en el nudo al que está conectado, decayendo esta influencia muy rápidamente a medida que se consideran puntos más lejanos.

En este caso, el principio de funcionamiento se basa en la relación existente entre la excitación del rotor de la máquina síncrona, determinada por la tensión de campo v_f , y la tensión que se establece en bornas del propio alternador.

Puede verse una clara explicación a esta influencia en las propias ecuaciones dinámicas que se presentaron en el capítulo anterior, en concreto, en la ecuación 3-5 se aprecia cómo la tensión del devanado de campo se involucra en el valor que toma la FEM en el eje d de la máquina. Este valor de e'_d se relaciona directamente por las leyes de Kirchhoff con la tensión en bornas.

De manera análoga a como ocurriera con el TG, el AVR está basado en un esquema de control en el cual se busca que la tensión alcance un valor de referencia, v_{ref} . La variable de control, como cabría esperar, es la propia tensión de excitación, variable de estado del AVR. En la Figura 4-4 se ilustra de un modo gráfico el esquema de control descrito.

Figura 4-4. Esquema de funcionamiento del AVR



Internamente, el AVR cuenta con varios subsistemas dispuestos de manera secuencial de los cuales solo se describirán los más importantes:

- El regulador: su cometido es el de adaptar la medida de tensión que llega procedente de los terminales de la máquina a través de los sensores correspondientes, cuya naturaleza es alterna y trifásica, a un valor que pueda compararse con el de referencia (continua). La comparación de ambos valores se utiliza para dar la correspondiente señal de actuación a la excitatriz.
- La excitatriz: dentro del esquema de control es donde se encuentra el circuito de potencia que proporciona la tensión de excitación al devanado de campo. Consume aproximadamente el 1.5% de la potencia nominal de la máquina.
- Limitadores y protecciones: para asegurar que el AVR no sufra daños por un funcionamiento inadecuado del sistema.

Como puede comprobarse, el funcionamiento del AVR es muy complejo, y también lo son las ecuaciones dinámicas que describen su comportamiento. Existen en la literatura numerosos modelos para este dispositivo, algunos de los cuales demasiado complejos para introducirse en el estimador dinámico de estado.

4.2.1. Parámetros y ecuaciones del modelo

En el Trabajo Fin de Grado que sirve como base al presente estudio se utilizó tanto en la simulación como en el algoritmo del filtro de Kalman un modelo tipo III simplificado. No obstante, y ante las indicaciones de los revisores del artículo publicado por el autor de este mismo proyecto, se ha optado por emplear en la simulación un modelo más complejo que emule con mayor precisión la realidad, manteniendo para el filtro de Kalman el modelo simplificado.

Por tanto, a continuación se va a presentar el modelo utilizado para la simulación del AVR, cuyos parámetros se muestran en la Tabla 4-2. Nótese que algunas de estas constantes no aparecen en el proceso de estimación. En capítulos posteriores se hará mención a cuáles de los parámetros dinámicos se incluyen en la estimación conjunta.

Tabla 4-2. Valor de simulación de los parámetros del *Automatic Voltage Regulator*

Símbolo	Definición	Unidad	Valor de simulación
K_0	Ganancia del AVR	pu	2.5
T_e	Constante de tiempo de la excitatriz	s	0.2
T_1	Constante de tiempo 1 del AVR	s	1.3
T_2	Constante de tiempo 2 del AVR	s	1
v_f^{max}	Tensión de excitación máxima	pu	2.5
v_f^{min}	Tensión de excitación mínima	pu	0.6

Las ecuaciones diferenciales que representan el modelo tipo III completo vienen determinadas por 2 variables de estado, como se muestra a continuación, [18]:

$$\dot{v}_r = \frac{1}{T_2} \left(K_0 \left(1 - \frac{T_1}{T_2} \right) (v_{ref} - v) - v_r \right) \quad 4-3$$

$$\dot{v}_f = \frac{1}{T_e} \left(\left(v_r + K_0 \frac{T_1}{T_2} (v_{ref} - v) + v_{f0} \right) - v_f \right) \quad 4-4$$

Donde v es la tensión medida en los terminales de la máquina y v_{f0} el valor inicial de la excitación, que como ya se mencionara en el capítulo anterior, toma el valor de $1.68 pu$. La tensión de referencia, v_{ref} , que de momento toma un valor constante, será modificada por el *Power System Stabilizer* que se presentará en el siguiente apartado.

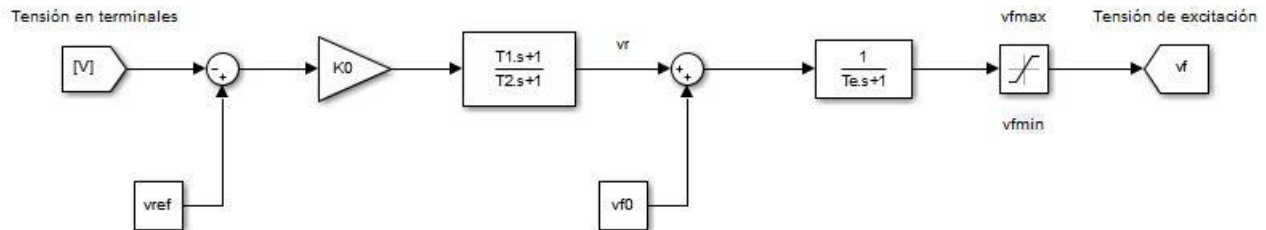
Por otra parte, deben cumplirse en todo momento los límites de la tensión de excitación, lo cual se traduce en la desigualdad:

$$v_f^{min} \leq v_f \leq v_f^{max}$$

4.2.2. Implementación en Matlab Simulink

De nuevo se incluye una representación de cómo se han implementado en Matlab Simulink las ecuaciones descritas en el apartado anterior para el AVR, siendo el resultado el que se muestra en la Figura 4-5.

Figura 4-5. Diagrama de bloques del modelo del *Automatic Voltage Regulator*



4.3. Power System Stabilizer

Este es el último de los reguladores del generador síncrono que van a considerarse en este trabajo, también empleado en el control reactiva-tensión de la máquina.

En los sistemas eléctricos de potencia, la existencia de perturbaciones, de pequeña o gran dimensión provoca una serie de oscilaciones de baja frecuencia, que pueden repercutir de forma negativa en los alternadores conectados, los cuales pueden llegar incluso a perder el sincronismo, cuando la propia inercia o el amortiguamiento del sistema no son suficientes.

Precisamente para evitar este tipo de sucesos se instala el PSS en el generador síncrono, haciendo las veces de un amortiguamiento artificial que apoya a los naturales para mantener a la máquina en sincronismo.

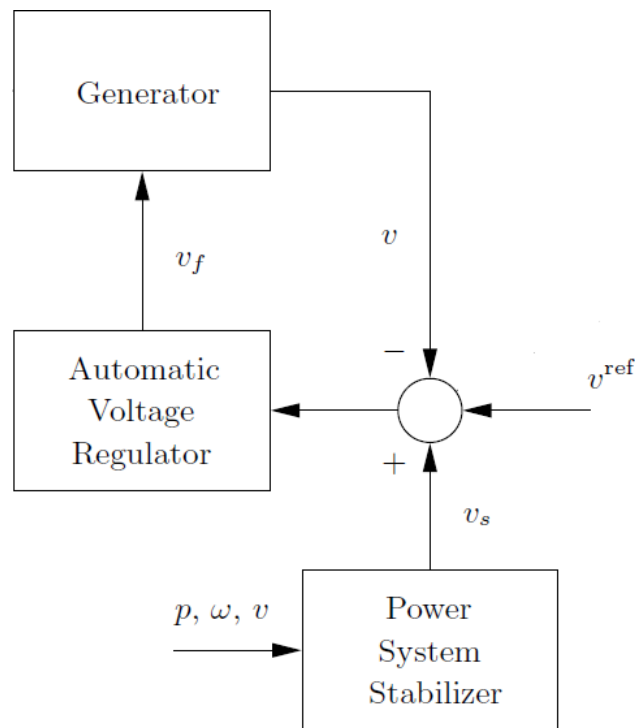
Desde un punto de vista matemático, se puede estudiar el SEP a partir de sus autovalores, construyendo con ellos el lugar de las raíces. Si uno de estos valores propios presenta una parte real positiva, el sistema es inestable. La aportación del PSS es la de desplazar a la izquierda (valores más negativos en el eje real) los autovalores, ayudando así a la estabilidad, y reduciendo las sobreoscilaciones.

Esta disminución de las oscilaciones se lleva a cabo modificando la señal de referencia del AVR, a partir de una lectura de la desviación de frecuencia del sistema, como se ilustra en la Figura 4-6, donde aparecen integrados el AVR, el PSS y el propio generador síncrono.

En este regulador es donde se da la mayor diferencia entre el modelo empleado en simulación y en el filtro de Kalman. La razón principal es que todos los modelos existentes para del PSS cuentan con un número excesivo de parámetros de control, véase ganancias, constantes de tiempo, etc. La imposibilidad de obtener una estimación fiable de todos estos valores llevó a considerar en el algoritmo un modelo mucho más simplificado que abarcara exclusivamente los parámetros principales, esta desviación hará, como se explicará posteriormente, que aumente la covarianza asociada al error del modelo.

De nuevo cabe recordar que en el Trabajo Fin de Grado original se utilizaba en simulación el mismo modelo simplificado, siendo este uno de los principales puntos en la corrección del artículo publicado.

Figura 4-6. Esquema de funcionamiento del PSS



4.3.1. Parámetros y ecuaciones del modelo

Los parámetros asociados al sistema DAE que describe el modelo tipo II utilizado para el PSS se muestran en la Tabla 4-3 junto con una breve descripción y su valor de simulación.

Tabla 4-3. Valor de simulación de los parámetros del *Power System Stabilizer*

Símbolo	Definición	Unidad	Valor de simulación
K_w	Ganancia del PSS	pu	30
T_w	Constante de tiempo del PSS	s	10
T_1	Constante de tiempo auxiliar 1 del PSS	s	1.3
T_2	Constante de tiempo auxiliar 2 del PSS	s	1
T_3	Constante de tiempo auxiliar 3 del PSS	s	1.5
T_4	Constante de tiempo auxiliar 4 del PSS	s	2
v_s^{max}	Variación máxima en v_{ref}	pu	0.3
v_s^{min}	Variación mínima en v_{ref}	pu	-0.3

Estas constantes forman parte del siguiente modelo dinámico, en el que se consideran un total de 4 variables de

estado, [18]:

$$\dot{v}_1 = \frac{1}{T_w} (K_w \Delta\omega - v_1) \quad 4-5$$

$$\dot{v}_2 = \frac{1}{T_2} (K_w \Delta\omega - v_1 - v_2) \quad 4-6$$

$$\dot{v}_3 = \frac{1}{T_4} \left(\left(1 - \frac{T_1}{T_2}\right) v_2 + \frac{T_1}{T_2} (K_w \Delta\omega - v_1) - v_3 \right) \quad 4-7$$

$$\dot{v}_s = \left(1 - \frac{T_3}{T_4}\right) v_3 + \frac{T_3}{T_4} \left(\left(1 - \frac{T_1}{T_2}\right) v_2 + \frac{T_1}{T_2} (K_w \Delta\omega - v_1) \right) \quad 4-8$$

Donde $\Delta\omega = \omega - \omega_s$ y el valor de v_s modifica la ecuación 4-4 de la siguiente manera:

$$\dot{v}_f = \frac{1}{T_e} \left(\left(v_r + K_0 \frac{T_1}{T_2} (v_{ref0} + v_s - v) + v_{f0} \right) - v_f \right) \quad 4-9$$

Siendo v_{ref0} el valor inicial de la tensión de referencia para el AVR. Por último, deben cumplirse siempre los límites para la salida del PSS, esto es:

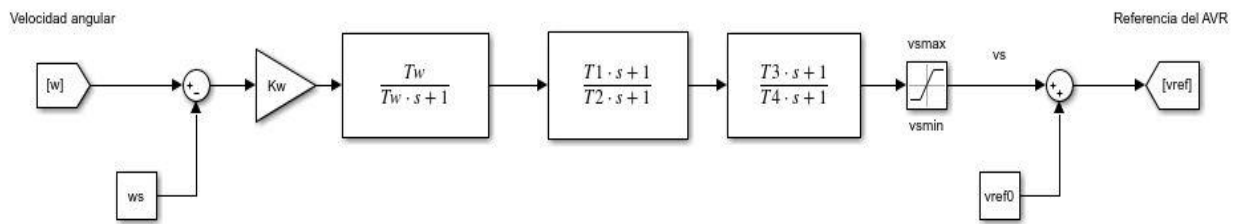
$$v_s^{min} \leq v_s \leq v_s^{max}$$

Este dispositivo es una de las mayores aportaciones de este trabajo dentro de su campo de estudio, ya que en numerosas publicaciones, los parámetros del PSS se consideran conocidos o se incluyen en la estimación una serie de medidas internas que no son accesibles y que limitan la aplicación práctica del proceso. Aún siendo con un modelo simplificado, este estudio supone una innovación al incluir la estimación de los parámetros del PSS empleando solo medidas externas al mismo.

Las simplificaciones realizadas en el modelo se basan en suponer que las constantes de tiempo auxiliares toman valor unitario y por consiguiente pueden desaparecer del modelo, aspecto que, como se verá en los resultados no influye significativamente en el valor de las variables de estado.

4.3.2. Implementación en Matlab Simulink

Para finalizar el apartado, se representa en la Figura 4-7 la implementación de las ecuaciones del modelo en Matlab Simulink.

Figura 4-7. Diagrama de bloques del modelo del *Power System Stabilizer*

4.4. Integración del modelo completo

Una vez presentados todos los elementos que componen el sistema, el siguiente paso consistió en comprobar el correcto funcionamiento de la simulación completa. Para ello, se supuso un caso de estudio a modo de prueba, más simple que el que se considerará para el estimador dinámico de estado. A continuación se resume dicho caso de estudio:

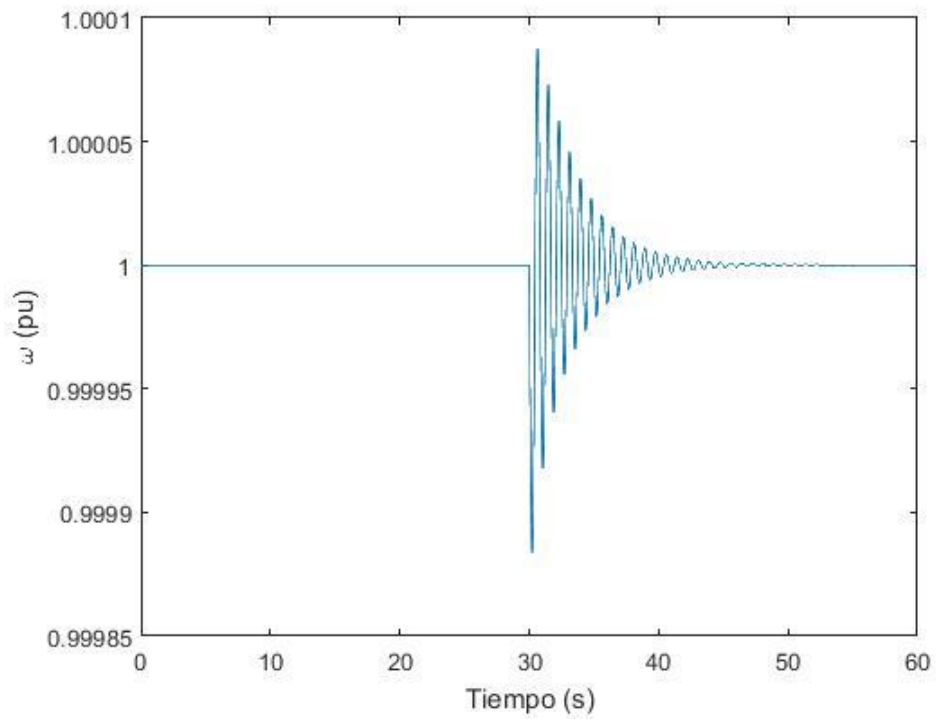
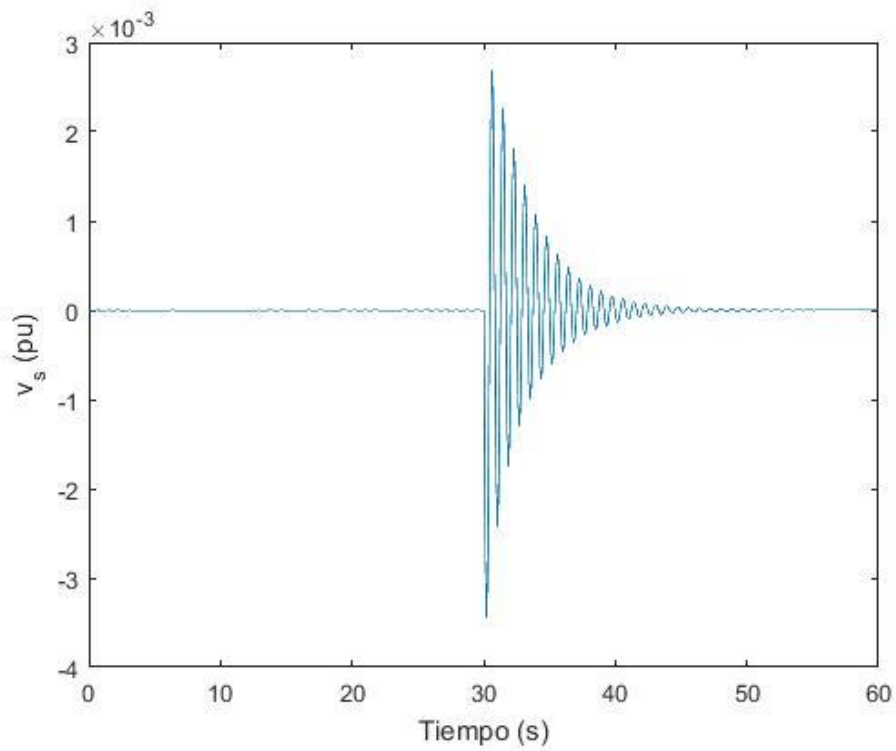
- Se supone un punto de funcionamiento en régimen permanente en el que la red externa está demandando una potencia compleja $S_{red} = 0.8 + j0.4 pu$. de esta manera, los valores iniciales de las variables de estado y las referencias de los reguladores son las calculadas anteriormente.
- La simulación se basa en un cambio en el punto de operación, por el que en un instante determinado, la red pasa a consumir una potencia activa de 1 pu con un factor de potencia unitario.

Ante este cambio operativo, se procedió a la simulación del modelo completo, el cual respondió acorde a lo esperado. A modo de ejemplo, se incluye en la Figura 4-8 la evolución que presentó la velocidad angular. Nótese que, partiendo del sincronismo, la señal sufre un breve transitorio para volver nuevamente a un valor de 1 pu, por lo que la regulación potencia-frecuencia ha actuado según lo previsto.

Por otra parte, y también a título ilustrativo, se ha decidido añadir en la Figura 4-9 cómo evoluciona la variable de estado v_s correspondiente al PSS. Como puede apreciarse, parte de un valor nulo y presenta un transitorio, en el que esta señal varía la referencia del AVR. Finalmente, la variable regresa a un valor nulo, tal y como debería hacerlo teóricamente.

Puede darse por terminada la etapa de modelado de este trabajo, en la que cabe recordar que, la principal diferencia con respecto al TFG del autor es que se ha incrementado la complejidad en los modelos del AVR y el PSS, para que puedan reflejar de manera más fiel la realidad y puedan diferenciarse del modelo utilizado en el estimador que se presentará en los capítulos siguientes.

Figura 4-8. Simulación de la velocidad angular en la prueba del modelo

Figura 4-9. Simulación de la variable v_s del PSS en la prueba del modelo

5 FILTRO DE KALMAN. DESARROLLO TEÓRICO

Conocido el modelo bajo estudio, en este capítulo se va a presentar la herramienta utilizada en este trabajo para la estimación dinámica de estado y parámetros del sistema aerogenerador, el filtro de Kalman. A continuación se mostrarán las bases teóricas del estimador, para ser implementado sobre nuestro sistema en el capítulo 6.

En primer lugar, se hará una breve introducción acerca de los usos históricos y actuales del KF. Posteriormente se definirán las distintas formulaciones existentes del filtro, justificando la más adecuada para el presente trabajo.

La formulación seleccionada será desarrollada en el último apartado, indicando el algoritmo propio que presenta, así como los datos necesarios para su implementación.

5.1. Introducción y contexto histórico

De acuerdo con la información obtenida de [19], el filtro de Kalman fue desarrollado en 1960 por Rudolf E. Kalman como método para identificar el estado oculto, es decir, que no puede ser obtenido mediante observación directa, dentro de un sistema cuyas ecuaciones de estado debían ser lineales, aunque posteriormente esta idea se extenderá a un mayor rango de situaciones.

Las ventajas que ofrece sobre otros métodos anteriores, como el observador de Luenberger, radican en que el sistema puede estar afectado por un ruido blanco aditivo, esto es, que la señal se ve afectada en cada instante de tiempo por valores aleatorios sin relación estadística entre ellos. Este hecho se acopla perfectamente a nuestro objeto de estudio, ya que las medidas tomadas en el mundo real vendrán modificadas por errores arbitrarios por parte de los equipos. El objetivo con el filtro de Kalman es eliminar dichos errores para obtener resultados lo más fiables posible.

Otra característica distintiva de esta herramienta es que optimiza el proceso recursivo que la define ya que escoge en cada iteración el valor óptimo de una ganancia, K , que se definirá posteriormente, debiendo conocer la covarianza del ruido por el que se ve afectado el sistema.

En sus inicios, el interés por el filtro de Kalman se basó en aplicaciones aeronáuticas, ya que resultaba de gran utilidad a la hora estimar la trayectoria y el control de naves como es el caso del programa Apolo. A partir de aquí, se incrementó su uso en el control, guía y navegación de vehículos, contando con numerosas aplicaciones dentro del campo de la robótica.

Sin embargo, en la actualidad se ha diversificado el uso del filtro de Kalman, extendiéndose a campos como procesamiento de señales e incluso se emplea en estudios de econometría.

Puede concluirse esta introducción señalando que en la teoría de la estimación del siglo XX el filtro de Kalman y sus diversas formulaciones han sido sin duda de los mayores logros que se han conseguido.

5.2. Formulación original del filtro de Kalman

Introducido el concepto del filtro de Kalman, se va a proceder a estudiar las características principales de sus distintas formulaciones, que servirán para seleccionar la más adecuada para el sistema aerogenerador bajo estudio. Sin embargo, para una mejor comprensión de la base teórica del método de estimación, se ha creído conveniente introducir la formulación original del filtro de Kalman, para posteriormente comentar sus limitaciones, las cuales darán pie a otras implementaciones como la seleccionada en este trabajo.

Sea un modelo definido por el siguiente sistema diferencial-algebraico de ecuaciones, escritas en su forma matricial:

$$\dot{x}(t) = A(t) \cdot x(t) + w(t) \quad 5-1$$

$$z(t) = H(t) \cdot x(t) + v(t) \quad 5-2$$

Donde los distintos elementos son:

- $x(t)$ es el vector de estado del sistema
- $A(t)$ es una matriz de transición de estado
- $z(t)$ es el vector de mediciones
- $H(t)$ es la matriz que relaciona el estado con las medidas en cada instante de tiempo
- $w(t)$ y $v(t)$ son ruidos del proceso y de las medidas respectivamente. Podemos suponer estos vectores como secuencias aleatorias, en la que un instante de tiempo no está relacionado con los anteriores, son ruidos Gaussianos, de media nula, y covarianza definida por las matrices diagonales $Q(t)$ y $R(t)$, respectivamente.

A continuación, se va a desarrollar el algoritmo del filtro de Kalman, para el cual se va a hacer uso de la versión discreta de las ecuaciones 5-1 y 5-2.

$$x_n = A_{n-1} \cdot x_{n-1} + w_n \quad 5-3$$

$$z_n = H_n \cdot x_n + v_n \quad 5-4$$

En cada instante de tiempo, el algoritmo parte de la estimación efectuada en el instante anterior, \hat{x}_{n-1} , y de la covarianza del error en dicha estimación, definida por la matriz P_{n-1} . La estimación *a priori* del estado en el instante n , cuya nomenclatura es \hat{x}_n^- , viene dada por:

$$\hat{x}_n^- = A_{n-1} \cdot \hat{x}_{n-1} \quad 5-5$$

Esta estimación se corrige a partir de las medidas obtenidas en el sistema, utilizando la ganancia de Kalman, K_n cuya expresión se verá más adelante. De esta manera, la estimación del estado \hat{x}_n se corresponde con:

$$\hat{x}_n = K_n' \cdot \hat{x}_n^- + K_n \cdot z_n \quad 5-6$$

La relación entre K'_n y K_n se obtiene al imponer que el valor esperado del error en la estimación del estado, tanto *a priori* como *a posteriori* sea nulo, es decir, se busca que el estimador sea insesgado.

$$E\{e_n^- = \hat{x}_n^- - x_n\} = 0 \quad 5-7$$

$$E\{e_n = \hat{x}_n - x_n\} = 0 \quad 5-8$$

Sustituyendo en esta última expresión la ecuación 5-6 se llega a la relación,

$$K'_n = I - K_n \cdot H \quad 5-9$$

Donde I es la matriz identidad. Sustituyendo en 5-6 esta relación ya es posible obtener una expresión de la estimación *a posteriori* del vector de estado en cada instante n :

$$\hat{x}_n = \hat{x}_n^- + K_n \cdot (z_n - H \cdot \hat{x}_n^-) \quad 5-10$$

En cuanto a la covarianza del error en esta estimación, su expresión *a priori* viene dada por:

$$P_n^- = E\{e_n^- e_n^{-T}\} = A_{n-1} P_{n-1} A_{n-1}^t + Q_{n-1} \quad 5-11$$

Mientras que la corrección *a posteriori* tras considerar la medición procedente del sistema se calcula a través de la expresión:

$$P_n = E\{e_n e_n^T\} = (I - K_n H_n) P_n^- (I - K_n H_n)^t + K_n R_n K_n^t \quad 5-12$$

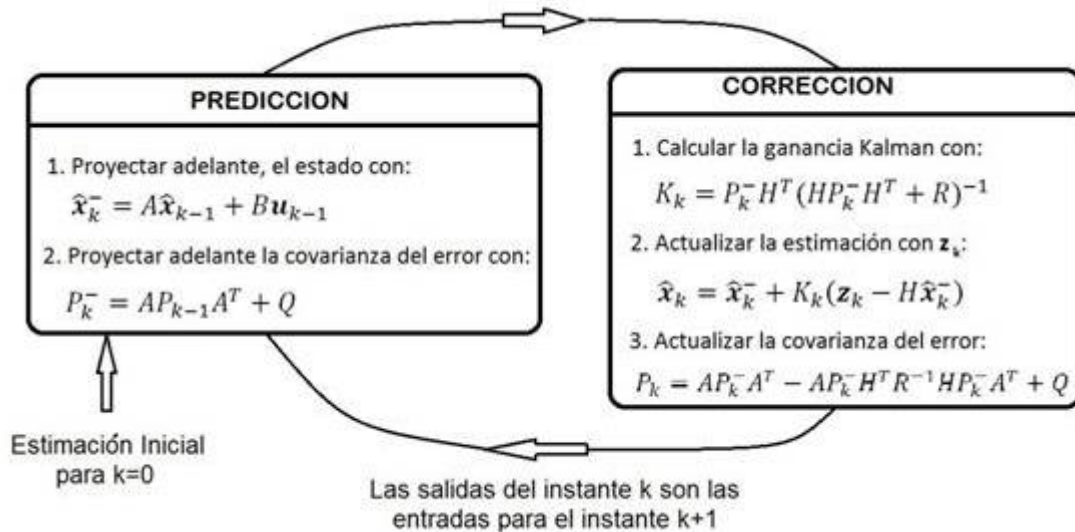
Solo resta conocer el valor de la ganancia de Kalman en cada instante. Para ello, debe imponerse la máxima verosimilitud del estimador, el cual debe minimizar el error cuadrático medio en el estado, determinado por la traza de la matriz de covarianza P_n . Derivando la ecuación 5-12 con respecto a la ganancia K_n e igualando a cero se llega a la fórmula,

$$K_n = P_n^- H_n^t [H_n P_n^- H_n^t + R_n]^{-1} \quad 5-13$$

con la que se cierra el algoritmo iterativo. En la Figura 5-1 puede verse de manera esquemática este

mismo procedimiento descrito, [20].

Figura 5-1. Algoritmo del filtro de Kalman



5.3. Formulaciones alternativas

Como puede apreciarse en las ecuaciones 5-3 a 5-13, una de las características que debe tener el sistema bajo estudio es que su modelo dinámico debe estar basado en ecuaciones lineales, para poder definir así las matrices A y H en cada instante. Sin embargo, la experiencia nos dice que la gran mayoría de sistemas reales no presentan un comportamiento lineal.

En concreto, los modelos dinámicos del generador síncrono y sus reguladores que van a considerarse en este trabajo y que se han detallado en los capítulos anteriores, son fuertemente no lineales, de ahí que no sea posible utilizar las ecuaciones de la formulación original del filtro de Kalman.

Para solventar este problema, bastante extendido en muchos estudios, han surgido diversas formulaciones alternativas del filtro de Kalman que tratan de aplicar este DSE a sistemas no lineales. A continuación se señalan las formulaciones más utilizadas:

- *Extended Kalman Filter* (EKF): su implementación se basa en linealizar las ecuaciones del modelo dinámico considerado alrededor de un punto de equilibrio del sistema. Una de sus principales desventajas es computacional, ya que es preciso calcular en cada iteración del algoritmo el Jacobiano del sistema. El EKF ha demostrado una baja eficacia cuando el sistema bajo estudio es fuertemente no lineal, como el considerado en este trabajo, de ahí que no se haya utilizado en la estimación.
- *Unscented Kalman Filter* (UKF): en este caso la implementación consiste en realizar un muestreo determinista definido por la transformación *Unscented* que da su nombre a esta técnica. Se toman una serie de muestras, denominadas *sigma points* que se hacen pasar a través de la función de estado del

sistema. Esta técnica ha demostrado una muy buena actuación ante sistemas fuertemente no lineales, siendo ampliamente utilizada en diversas publicaciones, de ahí que se haya optado por utilizarla en el

presente trabajo.

- *Ensemble Kalman Filter (EnKF)*: basada en el análisis de Monte Carlo, esta implementación es la más adecuada cuando el número de variables de estado es muy elevado. Sin embargo, como en el modelo considerado en este trabajo el número de variables no era excesivo, se ha optado por el uso de otra técnica de estimación.
- *Cubature Kalman Filter (CKF)*: es una formulación reciente que también aborda la no linealidad con una propagación del estado a través de unos *cubature points*.

Finalmente, la formulación utilizada del filtro de Kalman, es la *Unscented Kalman Filter*, cuyo algoritmo será desarrollado en profundidad en el siguiente apartado.

5.4. Unscented Kalman Filter

Esta reciente formulación del filtro de Kalman fue desarrollada en el año 2010 como herramienta para el posicionamiento dentro del campo de la navegación [21]. Como ya se ha mencionado previamente, el UKF no requiere de un modelo lineal del sistema, por lo que puede expresarse la dinámica del sistema y las medidas a través de las siguientes ecuaciones de tiempo continuo y medida discreta:

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) + w(t) \quad 5-14$$

$$z(t_k) = g(x(t_k), u(t_k)) + v(t_k) \quad 5-15$$

Donde $u(t)$ es el conjunto de entradas del sistema, y $f(\cdot)$ y $g(\cdot)$ son las funciones no necesariamente lineales de estado y medición respectivamente.

Para una aplicación práctica del CKF en programas como MATLAB, conviene expresar estas ecuaciones en su versión discreta, considerando un paso de tiempo Δt :

$$x_k = x_{k-1} + \Delta t \cdot f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_k \quad 5-16$$

$$z_k = g(x_{k-1}, u_{k-1}) + v_k \quad 5-17$$

Como la formulación original, el algoritmo del UKF está basado en dos etapas, una primera de predicción en la que se estima el estado *a priori* y la covarianza del error en esta estimación, y una etapa de corrección en la que se corrige la estimación a partir de las medidas procedentes del sistema. Las ecuaciones de ambas fases se presentan a continuación [22]:

a. Etapa de predicción

El algoritmo parte de una estimación del estado procedente de la iteración anterior, \hat{x}_k , el cual presenta un error cuya covarianza viene dada por la matriz P_{k-1} , de dimensión igual a L .

Antes de iniciar la fase de predicción, el UKF requiere el cálculo los puntos sigma por los que se va a propagar la función de estado. El número total de puntos será $2L+1$ y están distribuidos tal y como se muestra a continuación.

$$\begin{aligned} X_{k-1}^0 &= \hat{x}_{k-1} & 5-18 \\ X_{k-1}^i &= \hat{x}_{k-1} + [\sqrt{(L + \lambda)P_{k-1}}]_i & i = 1, \dots, L \\ X_{k-1}^i &= \hat{x}_{k-1} + [\sqrt{(L + \lambda)P_{k-1}}]_i & i = 1, \dots, L \end{aligned}$$

Siendo el superíndice ‘^’ indicativo de que la variable a la que hace alusión es un valor estimado mientras que la expresión ‘ $[\]_i$ ’ refleja que se hace referencia a la columna i de la matriz entre corchetes.

En cuanto al parámetro λ , es de una gran importancia en la actuación del estimador basado en UKF, ya que caracteriza la propia transformación unscented. Su valor puede calcularse partiendo de otra serie de constantes.

$$\lambda = \alpha^2(L + \kappa) - L \quad 5-19$$

Fórmula en la que α y κ son dos parámetros sintonizables del filtro cuyo valor será justificado en la aplicación del filtro a nuestro modelo que se hará en capítulos posteriores.

Con el cálculo de la nube de puntos sigma completado, estos son propagados a través de la función de estado $f(\cdot)$, es decir, se introducen en la primera de las ecuaciones 5-14 para obtener $2L+1$ nuevos vectores de la forma

$$X_k^{i-} = X_{k-1}^i + dt * f(X_{k-1}^i, u_{k-1}, w_{k-1}) \quad i = 0, \dots, 2L \quad 5-20$$

Donde el superíndice “-” indica que se trata de un valor *a priori* de la variable correspondiente.

A continuación es preciso calcular el valor medio ponderado y la covarianza del error de estimación de los nuevos $2L+1$ puntos propagados. Para ello se emplean los vectores de ponderación para el estado W_m , y para la covarianza W_c , cuyas expresiones se desarrollan a continuación:

$$\begin{aligned} W_{m0} &= \frac{\lambda}{L + \lambda} & 5-21 \\ W_{c0} &= \frac{\lambda}{L + \lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta \\ W_{mi} &= \frac{1}{2(L + \lambda)} & i = 1, \dots, 2L \end{aligned}$$

$$W_{ci} = \frac{1}{2(L + \lambda)} \quad i = 1, \dots, 2L$$

Nótese que la suma de las componentes de W_m efectivamente es la unidad. Con estos valores es posible ponderar los vectores obtenidos de la ecuación 5-20.

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_{mi} X_k^{i-} \quad 5-22$$

Las desviaciones de cada punto con respecto al valor medio calculado proporcionan la covarianza del error de estimación del estado, ponderándola en este caso con el vector W_c .

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_{ci} (X_k^{i-} - \hat{X}_k^-) (X_k^{i-} - \hat{X}_k^-)^T + Q_k \quad 5-23$$

Siendo Q_k , como ya se ha mencionado, la matriz de covarianza del ruido en el sistema. Con este paso y el estado *a priori* calculado, se da por finalizada la fase de predicción del algoritmo.

b. Etapa de corrección

Se presenta a continuación a la fase de corrección, en la que a partir de las medidas ruidosas del sistema es posible calcular la ganancia de Kalman, que modificará de manera óptima las predicciones del estado que se obtuvieron de la ecuación 5-22.

Es necesario por tanto contar con un vector z_k de mediciones procedentes del sistema bajo estudio en cada iteración del algoritmo, además de conocer cómo expresar dichos valores en función de las variables de estado del sistema, lo cual se consigue a través de la función $g(\cdot)$, ya presentada.

Tras calcular una nueva nube de puntos X_k^i utilizando la estimación *a priori* como valor medio, se propagan estos valores con la función de medición, obteniendo una serie de puntos que van a ser denominados como γ_k^- .

$$\gamma_k^- = g(X_k^i, u_k) \quad i = 0, \dots, 2L \quad 5-24$$

Nótese que para agilizar el algoritmo, no se han empleado de forma directa los puntos sigma, sino una nueva nube de puntos que parten de la estimación *a priori*. Esto es así debido a que esta aproximación es más realista que la anterior. Aunque existiría convergencia usando los propios puntos sigma, sería más lenta.

Con esta nube de puntos se realiza una nueva ponderación como ya ocurriera para el caso de la función de estado, obteniendo así una estimación de la medida en cada instante k .

$$\hat{z}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_{mi} \gamma_k^{i-} \quad 5-25$$

Cabe destacar que la dimensión de este vector se corresponderá con el número de mediciones que se consideren del sistema objeto de estudio.

Las diferencias con respecto a esta media proporcionan una vez más la matriz de covarianza del error de estimación de las medidas.

$$P_{zk}^- = \sum_{i=0}^{2L} W_{ci} (\gamma_k^{i-} - \hat{z}_k^-) (\gamma_k^{i-} - \hat{z}_k^-)^T + R_k \quad 5-26$$

Expresión en la que R_k se corresponde con la matriz de covarianza del ruido blanco de las mediciones. Existe por último otra matriz de covarianza cruzada que relaciona las desviaciones con respecto a la media del estado y de las medidas conjuntamente y cuya formulación viene dada de la siguiente manera.

$$P_{xzk}^- = \sum_{i=0}^{2L} W_{ci} (X_k^{i-} - \hat{x}_k^-) (\gamma_k^{i-} - \hat{z}_k^-)^T \quad 5-27$$

El último paso de esta fase de corrección consiste en la actualización tanto del estado como de la matriz de covarianza correspondiente a su error de estimación, pasando así de una aproximación *a priori* a una *a posteriori*.

Para tal propósito es preciso calcular la ganancia de Kalman, K_k , que como ya se mencionó en la introducción no se trata de un valor constante prefijado sino que se actualiza en cada iteración para que la actualización sea óptima.

En cada iteración, la ganancia aprovecha los valores de la covarianza del error de estimación de la medida así como de la cruzada entre mediciones y estado, dada cada una de ellas por su correspondiente matriz.

$$K_k = P_{xzk}^- (P_{zk}^-)^{-1} \quad 5-28$$

Como puede verse, se necesita calcular la inversa de la matriz P_{zk}^- , siendo este uno de los mayores costes computacionales del algoritmo junto con la factorización Cholesky que se efectuará para el cálculo de los puntos sigma, ya que la matriz es de gran dimensión si el tamaño del vector de estado L es muy elevado. Sin embargo, es conveniente recordar que el uso de otro tipo de formulaciones aplicables a sistemas no lineales como el EKF suponía el cálculo de matrices jacobianas cuyo esfuerzo de cálculo es notablemente superior.

Ya es posible proceder a la actualización de la estimación del vector de estados que se realizara en la ecuación 5-22 a partir de la ganancia de Kalman.

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - \hat{z}_k^-)^T \quad 5-29$$

Donde z_k es la medida real procedente del sistema. Como será objeto de discusión más adelante en este trabajo, a medida que el tamaño del vector z aumenta, la ganancia de Kalman será más precisa en la corrección y el algoritmo tendrá mayor estabilidad.

En cuanto a la covarianza del error de estimación del estado, puede ser también actualizada atendiendo a la expresión

$$P_k = P_k^- - K_k P_{z_k}^- K_k^T \quad 5-30$$

Con estos dos últimos valores se cierra cada iteración del algoritmo, pudiendo realimentar el mismo desde la ecuación 5-18 construyendo una nueva serie de puntos sigma.

A modo de conclusión con la descripción teórica y de las ecuaciones del algoritmo UKF, se mencionará que para implementar las mismas en un lenguaje de programación, que en el caso de este trabajo, será Matlab, existen numerosos *toolbox* abiertos que están disponibles para uso público.

En el caso que nos ocupa se hará uso de la implementación desarrollada por Yi Chao en la universidad de Cranfield en 2008 [23] y modificado por última vez en 2010. Este código se adecúa a la perfección a las necesidades del trabajo sin aumentar la dificultad en la comprensión de los pasos que sigue. Además cuenta con una serie de ejemplos para que el alumno pueda familiarizarse con las funciones que ofrece.

Se verá el código con mayor profundidad en capítulos, donde se aplicará el mismo a la estimación de los parámetros de nuestro modelo del generador síncrono y sus reguladores.

6 IMPLEMENTACIÓN DEL FILTRO DE KALMAN

Tras introducir la teoría referente al filtro de Kalman y, en especial, las ecuaciones que componen el algoritmo de su formulación UKF, en el presente capítulo se va a desarrollar la manera en que dicha técnica de estimación se ha aplicado al sistema compuesto por el generador síncrono totalmente regulado que está siendo objeto de estudio.

En primer lugar, se va a mostrar cómo se llevó a cabo esta implementación en el TFG que sirve como base a este estudio, resaltando los puntos en los que se pretende establecer una clara mejora. Posteriormente se explicará con detalle la técnica propuesta en este Trabajo Fin de Máster.

6.1. Trabajo previo

Podría entenderse, atendiendo a la formulación que se presentará posteriormente, que el DSE implementado por el autor en su TFG, se corresponde con un estimador basado en UKF monoetapa, es decir, que se pretende realizar una estimación de todos los parámetros involucrados en el modelo con una única pasada del filtro.

Los resultados que ofreció esta técnica, como ya se mencionaran en el capítulo 2, fueron bastante buenos, con un error máximo del 4% en aquellas constantes que pudieron introducirse en el algoritmo. Sin embargo, una de las principales limitaciones que presentaba esta implementación es precisamente que existían parámetros que no podían introducirse en el modelo, o que lo hacían partiendo de un valor inicial igual al de simulación.

En concreto, son las reactancias del régimen transitorio en los ejes dq , x'_d y x'_q las que tuvieron que considerarse como conocidas para que el filtro tuviera una convergencia aceptable. Como podrá comprobarse más adelante, con la modificación propuesta en este TFM, estas constantes no necesitan de una información previa tan precisa para poder llegar a una correcta estimación.

Adicionalmente, los cambios producidos en la implementación han permitido mejorar la sintonización del UKF, aspecto que también se desarrollará en este mismo capítulo.

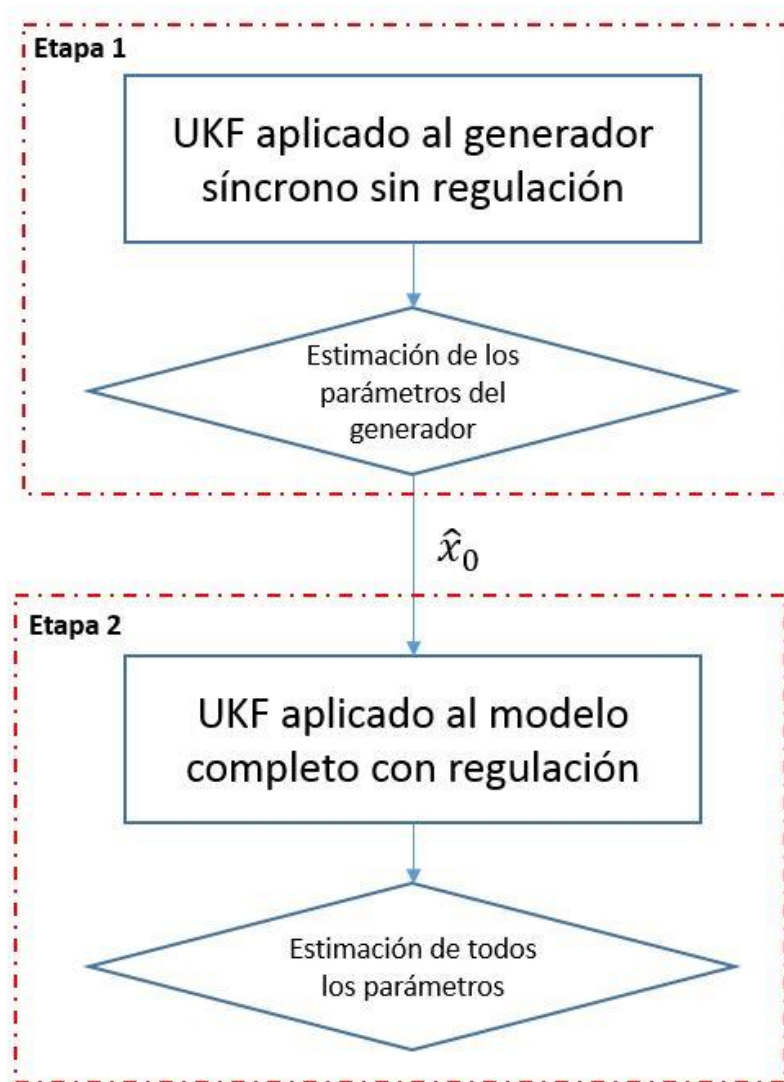
6.2. Filtro UKF multietapa

Como se indica en el nombre de la sección, la técnica propuesta en este trabajo para implementar la formulación *Unscented* del filtro de Kalman al generador síncrono y sus reguladores consiste en una estimación multietapa, es decir, que para obtener un valor preciso de estimación de los parámetros del modelo, se realizan dos etapas de filtrado, cada una de las cuales con un modelo diferente:

- En la primera etapa el modelo empleado es únicamente el del generador sin regulación, considerando como constantes la excitación y la potencia mecánica de la turbina. De esta etapa se busca obtener una estimación de los parámetros del generador que servirá precisamente como valor inicial para el algoritmo de la segunda etapa.
- En la segunda y definitiva etapa se considera el modelo completo presentado a lo largo de los capítulos 3 y 4, en los que el valor estimado en la primera etapa servirá de ayuda para mejorar el punto de convergencia del resto de parámetros de los reguladores.

Gráficamente puede verse esta evolución en el diagrama de flujo representado en la Figura 6-1.

Figura 6-1. Diagrama del filtro multietapa



En los siguientes apartados se desarrollará la implementación realizada para el UKF en cada una de las etapas, incluyendo las ecuaciones discretizadas del modelo considerado en cada caso, los valores de sintonización del filtro y la estimación inicial.

6.2.1. Primera etapa

Como se ha comentado, esta es una de las principales diferencias existentes entre este trabajo y el TFG del autor. En esta primera parte de la técnica de estimación propuesta se intentará obtener una estimación de los parámetros del generador síncrono, sin tener en cuenta sus reguladores.

En primer lugar se van a presentar las ecuaciones del modelo considerado en esta etapa, las cuales se corresponden con las desarrolladas en el capítulo 3 para el modelo de dos ejes del generador síncrono. Como en estas ecuaciones el valor de los parámetros involucrados es desconocido o poco fiable, puede definirse un vector de estado ampliado,

$$x_a = [x', \psi']'$$

Donde ψ es un vector que contiene a los parámetros del modelo. De esta manera este vector x_a sustituye a x en las ecuaciones 5-16 y 5-17 correspondientes al modelo dinámico del sistema que se usará en el filtro UKF:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ \psi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} + \Delta t \cdot f(x_{k-1}, u_{k-1}) \\ \psi_{k-1} \end{bmatrix} + w_k \quad 6-1$$

Refiriéndose w_k a la incertidumbre del modelo aumentado, tanto para el estado como para los parámetros. En la expresión anterior se ha mostrado la discretización realizada sobre las ecuaciones diferenciales del modelo. En este trabajo se va a considerar una integración basada en el método de Euler, según el cual para una ecuación genérica

$$\dot{x} = f(x)$$

Puede aproximarse la siguiente expresión iterativa para la variable x

$$x_k = x_{k-1} + \Delta t \cdot f(x_{k-1})$$

Donde Δt es el paso de integración considerado. De esta manera, las ecuaciones diferenciales del modelo de dos ejes pasan a ser:

$$\begin{aligned} \delta_k &= \delta_{k-1} + \Delta t \Omega_b (\omega_{k-1} - \omega_s) \\ \omega_k &= \omega_{k-1} + \frac{\Delta t}{2H_{k-1}} (p_{mk-1} - p_{ek} - D_{k-1} (\omega_{k-1} - \omega_s)) \\ e'_{qk} &= e'_{qk-1} + \frac{\Delta t}{T'_{d0k-1}} (-e'_{qk-1} - (x_{dk-1} - x'_{dk-1}) i_{dk} + v_{fk-1}) \\ e'_{dk} &= e'_{dk-1} + \frac{\Delta t}{T'_{q0k-1}} (-e'_{dk-1} + (x_{qk-1} - x'_{qk-1}) i_{qk}) \end{aligned} \quad 6-2$$

$$x_{dk} = x_{dk-1}$$

$$\begin{aligned}
 x'_{dk} &= x'_{dk-1} \\
 x_{qk} &= x_{qk-1} \\
 x'_{qk} &= x'_{qk-1} \\
 H_k &= H_{k-1} \\
 D_k &= D_{k-1} \\
 T'_{d0k} &= T'_{d0k-1} \\
 T'_{q0k} &= T'_{q0k-1}
 \end{aligned}$$

Por tanto, los vectores de estado y de parámetros que componen el vector ampliado, están formados por las siguientes variables:

$$\begin{aligned}
 x &= [\delta, \omega, e'_d, e'_q]' \\
 \psi &= [x_d, x_q, x'_d, x'_q, H, D, T'_{d0}, T'_{q0}]'
 \end{aligned}$$

Es decir, el tamaño del vector de estado ampliado, x_a , en esta primera etapa es $L = 12$. Aunque este modelo simple ha sido utilizado en numerosas publicaciones, en este trabajo se ha encontrado que la convergencia del UKF mejoraba notablemente si en lugar de los parámetros originales incluidos en las ecuaciones, se definía un nuevo vector de parámetros modificados, ψ_m , formado a partir de combinaciones con las constantes originales. Esta técnica se ha utilizado en estudios como [24].

De esta manera, en la Tabla 6-1 se definen los parámetros modificados, así como su equivalencia con respecto a los originales. Nótese que esta definición es ligeramente diferente a la utilizada en el TFG del autor para los mismos parámetros, el motivo es precisamente que el hecho de utilizar un modelo más simple permitía emplear una modificación más leve.

Tabla 6-1. Definición de los parámetros modificados en la etapa 1

Parámetro modificado	Definición	Valor de simulación
dx_d	$x_d - x'_d$	0.7
dx_q	$x_q - x'_q$	0.1
x'_d	x'_d	0.3
x'_q	x'_q	0.55
D	D	2
H	H	6.5
T'_{d0}	T'_{d0}	5
F'_{q0}	$\frac{1}{T'_{q0}}$	2

Con estos nuevos valores es necesario reescribir las ecuaciones 6-2 de manera que los parámetros modificados

se incorporen en el modelo del filtro de Kalman.

$$\delta_k = \delta_{k-1} + \Delta t \Omega_b (\omega_{k-1} - \omega_s) \quad 6-3$$

$$\omega_k = \omega_{k-1} + \frac{\Delta t}{2H_{k-1}} (p_{mk-1} - p_{ek} - D_{k-1}(\omega_{k-1} - \omega_s))$$

$$e'_{qk} = e'_{qk-1} + \frac{\Delta t}{T'_{d0k-1}} (-e'_{qk-1} - dx_{dk-1} i_{dk} + v_{fk-1})$$

$$e'_{dk} = e'_{dk-1} + \Delta t F'_{q0k-1} (-e'_{dk-1} + dx_{qk-1} i_{qk})$$

$$dx_{dk} = dx_{dk-1}$$

$$x'_{dk} = x'_{dk-1}$$

$$dx_{qk} = dx_{qk-1}$$

$$x'_{qk} = x'_{qk-1}$$

$$H_k = H_{k-1}$$

$$D_k = D_{k-1}$$

$$T'_{d0k} = T'_{d0k-1}$$

$$F'_{q0k} = F'_{q0k-1}$$

• Sintonización del filtro UKF

El siguiente aspecto por tratar es la sintonización del DSE, siendo necesario determinar los siguientes aspectos:

- Valor de las constantes del UKF
- Definición de las entradas y medidas del sistema
- Estimación inicial, \hat{x}_{a0}
- Covarianza del error de estimación inicial, P_0 .
- Matrices de covarianza Q y R .

En primer lugar se dará valor a los parámetros α , β y κ que definen la constante λ de la ecuación 5-19 del algoritmo del UKF. En este trabajo, siguiendo las conclusiones de [25], donde se realiza un estudio acerca de la influencia de estos valores en la actuación del estimador, se han definido $\alpha = 10^{-4}$ y $\beta = 2$. Por su parte, el valor óptimo de κ se obtiene de la expresión:

$$\kappa + L = 3$$

Por tanto, para esta primera etapa del modelo se ha considerado $\kappa = -9$.

En lo que respecta a las medidas procedentes del sistema, en este trabajo van a tomarse una serie de señales obtenidas en los terminales del generador síncrono, haciendo que esta técnica de estimación sea fácilmente implementable en sistemas reales.

En concreto, se han considerado un total de 5 mediciones, las cuales, como en otros trabajos relacionados, [26], se han distribuido entre el vector de entradas, $u(t)$ y de medidas, $z(t)$, de la manera que viene reflejada en la Tabla 6-2.

Tabla 6-2. Distribución entre entradas y medidas del sistema

Vector de entradas $u(t)$	Vector de medidas $z(t)$
V	I
θ_V	p_e
	ω

Donde:

V : Módulo de la tensión en terminales

θ_V : Ángulo de la tensión en terminales

I : Módulo de la intensidad en terminales

p_e : Potencia eléctrica generada en terminales

El vector de medidas debe formularse a partir del vector de estado ampliado y de las entradas, lo que se corresponde con la función de medición $g(x_{ak}, u_k)$ que se emplea en la etapa de corrección del UKF. Nótese que en este caso sí se ha despreciado la resistencia de los devanados del generador.

$$I = \sqrt{i_d^2 + i_q^2} \quad 6-4$$

$$p_e = v_d i_d + v_q i_q$$

Siendo las variables involucradas:

$$v_d = V \sin(\delta - \theta_V)$$

$$v_q = V \cos(\delta - \theta_V)$$

$$i_d = \frac{e'_d - v_d}{x'_d}$$

$$i_q = \frac{-e'_q + v_q}{x'_q}$$

Se omite la expresión para la medida de la velocidad angular ω por tratarse directamente de una variable de estado.

Tras definir las medidas, el último paso de la sintonización del UKF consiste en determinar el punto de partida del algoritmo, el cual está caracterizado por una estimación inicial del vector de estados ampliado, \hat{x}_{a0} , y de la matriz de covarianza del error en esta estimación inicial, P_0 . De la misma manera, deberán ser asignadas las matrices de covarianza Q y R .

En lo referente a la estimación inicial, es conveniente diferenciar el criterio adoptado para las variables de estado y para los parámetros modificados.

- En el caso del vector x , la estimación inicial se ha obtenido de la misma manera que para la simulación, calculando el valor de las variables de estado a partir del punto de operación en régimen permanente considerado. Para la primera etapa de estimación los valores de \hat{x}_0 son los que aparecen en la Tabla 6-3.

Tabla 6-3. Estimación inicial de las variables de estado en la primera etapa

Variable de estado	Estimación inicial, \hat{x}_0
δ	0.427
ω	1
e'_d	1.2
e'_q	0

- En lo que respecta al vector de parámetros modificados, ψ_m , se ha supuesto que la información que en una aplicación real proporcionaría el fabricante del generador síncrono, que en este trabajo se corresponde con el valor de simulación, es poco precisa. El criterio utilizado para determinar $\hat{\psi}_{m0}$ ha sido suponer un valor aleatorio dentro de una banda de entre el $\pm 20\%$ y el $\pm 40\%$ de sus valores reales simulados. De esta manera se pretende reducir la gran dependencia de la sintonización del filtro con la estimación inicial que había en el TFG del autor.

La matriz de covarianza del error de estimación inicial, P_0 , ha sido considerada como una matriz diagonal con la siguiente estructura:

$$P_0 = \text{diag}([P_{x_0}^T, P_{\psi_0}^T])$$

Donde el vector P_{x_0} se refiere a las variables de estado y P_{ψ_0} a los parámetros modificados del modelo. Los valores adoptados en este trabajo son los usuales empleados en la literatura para modelos simples del generador síncrono sin regulación.

$$P_{x_0}^T = [10^{-2}, 10^{-2}, 10^{-2}, 10^{-2}]$$

$$P_{\psi_0}^T = [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]$$

Nótese que los valores para los parámetros son varios órdenes de magnitud superiores a los de las variables de estado, el motivo es que la incertidumbre en la estimación inicial $\hat{\Psi}_{m0}$ es muy superior a la correspondiente al vector \hat{x}_0 .

Por último, las matrices Q y R son tomadas como diagonales con $Q_{ii} = 10^{-4}$ y $R_{ii} = 10^{-4}$ respectivamente.

A modo de resumen, se muestra en la Tabla 6-4 la sintonización completa para cada una de las variables del vector de estado ampliado.

Los valores de la tabla anterior son mucho más genéricos que los empleados en el trabajo que ha servido de base. Esto pone de manifiesto la mejora que ha supuesto la división de la estimación en dos etapas.

6.2.2. Segunda etapa

Como ya se ha mencionado con anterioridad, en esta segunda fase del proceso de estimación se supone un modelo completo del generador en conjunto con sus reguladores, el TG, el AVR y el PSS.

Los resultados de la estimación realizada se mostrarán en capítulos posteriores. Sin embargo, para determinar los aspectos característicos de esta segunda etapa se supondrá que la primera ha culminado de manera satisfactoria con unos resultados acorde a lo que cabría esperar.

Uno de los aspectos a destacar es que el modelo que se ha utilizado para los reguladores puede en algunos casos, diferenciarse del empleado en la simulación del modelo. A continuación, se presentan las ecuaciones discretizadas para los tres elementos acoplados al alternador.

Tabla 6-4. Sintonización de la primera etapa de estimación

Variable	P_{0i}	Q_i
δ	10^{-2}	10^{-4}
ω	10^{-2}	10^{-4}
e'_d	10^{-2}	10^{-4}
e'_q	10^{-2}	10^{-4}
dx_d	1	10^{-4}

x'_d	1	10^{-4}
dx_q	1	10^{-4}
x'_q	1	10^{-4}
H	1	10^{-4}
D	1	10^{-4}
T'_{d0}	1	10^{-4}
F'_{q0}	1	10^{-4}

En el caso del TG, las ecuaciones no han sufrido variación con respecto a las de simulación:

$$p_{mk} = p_{mk-1} + \frac{\Delta t}{T_{rk-1}} (p_{ref} - p_{ck-1} - p_{mk-1}) - \frac{\Delta t}{T_{rk-1} R_{k-1}} (\omega_{k-1} - \omega_s) \quad 6-5$$

$$p_{ck} = p_{ck-1} + \Delta t \cdot K_{ik-1} (\omega_{k-1} - \omega_s)$$

$$K_{ik} = K_{ik-1}$$

$$R_k = R_{k-1}$$

$$T_{rk} = T_{rk-1}$$

Para el AVR sí existen diferencias, quedando las siguientes ecuaciones del modelo introducidas en el algoritmo del UKF:

$$v_{fk} = v_{fk-1} + \frac{\Delta t}{T_e} ((v_{rk-1} + v_{f0}) - v_{fk-1}) \quad 6-6$$

$$v_{rk} = v_{rk-1} + \frac{\Delta t}{T_{avr}} (K_0 (v_{ref0} + v_{sk-1} - V) - v_{rk-1})$$

$$T_{ek} = T_{ek-1}$$

$$T_{avr k} = T_{avr k-1}$$

Finalmente, las ecuaciones correspondientes al PSS son una simplificación realizada sobre el modelo descrito en el capítulo 4,

$$v_{1k} = v_{1k-1} - \frac{\Delta t}{T_{wk-1}} (K_{wk-1}(\omega_{k-1} - \omega_s) + v_{1k-1}) \quad 6-7$$

$$v_{sk} = (K_{wk-1}(\omega_{k-1} - \omega_s) + v_{1k-1})$$

$$K_{wk} = K_{wk-1}$$

$$T_{wk} = T_{wk-1}$$

En esta segunda etapa se han seguido las técnicas descritas en el epígrafe anterior. En concreto, se ha mantenido la definición de unos parámetros modificados que mejoren los resultados de la estimación. La definición de estas nuevas constantes se muestra en la Tabla 6-5, donde por simplicidad solo se han incluido los parámetros de los reguladores, ya que aquellos referentes al generador síncrono no han sufrido variación alguna.

Tabla 6-5. Definición de los parámetros modificados en la etapa 2

Parámetro modificado	Definición	Valor de simulación
G	$\frac{1}{R}$	10
F_r	$\frac{1}{T_r}$	10
J_i	$\frac{100}{K_i}$	2
K_{avr}	$\frac{T_{avr}}{K_0}$	2.5
F_e	$\frac{1}{T_e}$	5
F_{avr}	$\frac{1}{T_{avr}}$	1
J_w	$\frac{100}{K_w}$	3.33
T_w	T_w	10

De esta manera, al reescribir las ecuaciones del modelo completo queda el siguiente sistema correspondiente con la función de estado en el algoritmo del UKF.

$$\delta_k = \delta_{k-1} + \Delta t \Omega_b (\omega_{k-1} - \omega_s) \quad 6-8$$

$$\omega_k = \omega_{k-1} + \frac{\Delta t}{2H_{k-1}} (p_{mk-1} - p_{ek} - D_{k-1}(\omega_{k-1} - \omega_s))$$

$$e'_{qk} = e'_{qk-1} + \frac{\Delta t}{T'_{d0k-1}} (-e'_{qk-1} - dx_{dk-1} i_{dk} + v_{fk-1})$$

$$e'_{dk} = e'_{dk-1} + \Delta t F'_{q0k-1} (-e'_{dk-1} + dx_{qk-1} i_{qk})$$

$$p_{mk} = p_{mk-1} + 2\Delta t F_{rk-1} (p_{ref} - p_{ck-1} - p_{mk-1}) - \Delta t F_{rk-1} G_{k-1} (\omega_{k-1} - \omega_s)$$

$$P_{ck} = P_{ck-1} + \frac{100\Delta t}{J_{ik-1}} (\omega_{k-1} - \omega_s)$$

$$v_{fk} = v_{fk-1} + \Delta t F_{ek-1} ((v_{rk-1} + v_{f0}) - v_{fk-1})$$

$$v_{rk} = v_{rk-1} + \Delta t (K_{avr k-1} (v_{ref0} + v_{sk-1} - V) - F_{avr k-1} v_{rk-1})$$

$$v_{1k} = v_{1k-1} - \frac{\Delta t}{T_{wk-1}} \left(\frac{100}{J_{wk-1}} (\omega_{k-1} - \omega_s) + v_{1k-1} \right)$$

$$v_{sk} = \left(\frac{100}{J_{wk-1}} (\omega_{k-1} - \omega_s) + v_{1k-1} \right)$$

$$dx_{dk} = dx_{dk-1}$$

$$x'_{dk} = x'_{dk-1}$$

$$dx_{qk} = dx_{qk-1}$$

$$x'_{qk} = x'_{qk-1}$$

$$H_k = H_{k-1}$$

$$D_k = D_{k-1}$$

$$T'_{d0k} = T'_{d0k-1}$$

$$F'_{q0k} = F'_{q0k-1}$$

$$J_{ik} = J_{ik-1}$$

$$G_k = G_{k-1}$$

$$F_{rk} = F_{rk-1}$$

$$K_{avr k} = K_{avr k-1}$$

$$F_{ek} = F_{ek-1}$$

$$F_{avr k} = F_{avr k-1}$$

$$J_{wk} = J_{wk-1}$$

$$T_{wk} = T_{wk-1}$$

En este caso, los vectores de estado y de parámetros modificados que componen el vector ampliado están formados por las siguientes componentes:

$$x = [\delta, \omega, e'_d, e'_q, p_c, p_m, v_f, v_r, v_1, v_s]'$$

$$\psi_m = [dx_d, dx_q, x'_d, x'_q, H, D, T'_{d0}, F'_{q0}, J_i, G, F_r, K_{avr}, F_e, F_{avr}, J_w, T_w]'$$

Es decir, el tamaño total para x_a es de $L = 26$.

- Sintonización del filtro UKF

Los puntos por tratar son los mismos que en la primera etapa del proceso de estimación, por lo que se omite su enumeración.

En cuanto a las constantes del filtro, los valores de α y β han mantenido su valor con respecto a la primera etapa mientras que el de κ se ha actualizado atendiendo al nuevo valor de L , por lo que $\kappa = -23$. Se mantienen también las señales obtenidas de la simulación, así como la división realizada entre el vector de entradas y el de medidas.

Se omiten también las ecuaciones correspondientes a la función $g(x_{ak}, u_k)$ por mantener también su expresión. Al ser las mismas medidas que en el caso anterior, la matriz de covarianza R sigue con el valor que se presentara anteriormente.

La estimación inicial del vector de estado ampliado, \hat{x}_{a0} , sigue el mismo protocolo que el descrito en la primera etapa de estimación, siendo los valores iniciales de las variables de estado correspondientes a los reguladores los que se muestran en la Tabla 6-6. Las variables de estado del generador mantienen el mismo valor inicial obtenido del punto de operación del sistema en régimen permanente.

Tabla 6-6. Estimación inicial de las variables de estado de los reguladores en la segunda etapa

Variable de estado	Estimación inicial, \hat{x}_0
p_m	0.81
p_c	0
v_f	1.68
v_r	0
v_s	0
v_1	0

Los parámetros vuelven a iniciarse de manera aleatoria dentro de la misma banda de entre el $\pm 20\%$ y el $\pm 40\%$ de sus valores en la simulación.

También se han modificado con respecto a la primera etapa las matrices de covarianza del error de estimación inicial, P_0 y del ruido del sistema, Q . En ambas se realiza una división entre las variables de estado y los parámetros modificados:

$$P_0 = \text{diag}([P_{x_0}^T, P_{\psi_0}^T])$$

$$Q = \text{diag}([Q_x^T, Q_{\psi_m}^T])$$

El vector referido a las variables de estado, P_{x_0} se consideran crecientes conforme se han realizado más simplificaciones en los modelos del algoritmo del UKF, debido a que la incertidumbre es mayor en estos elementos del sistema. Por otra parte, las variables del generador tienen un valor un orden de magnitud menor, debido a que estas variables provienen de una etapa previa y la información disponible es mayor.

Los valores finales considerados han sido:

$$P_{x_0}^T = [10^{-4}, 10^{-4}, 10^{-4}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-2}, 1, 1]$$

Por otro lado, para el vector Q_{x_0} se ha tomado un valor común a todas las variables:

$$Q_{x_0}^T = [10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}]$$

En el caso de los vectores correspondientes a los parámetros modificados, sus valores aparecen resumidos en la Tabla 6-7, siguiendo, como ya se ha mencionado previamente, un criterio de ensayo-error, muy común en la ingeniería, para encontrar los valores que facilitarían la convergencia del estimador dinámico de estado.

Tabla 6-7. Sintonización de la segunda etapa de estimación referida a los parámetros modificados

Variable	P_{0i}	Q_i
dx_d	10^{-6}	10^{-6}
x'_d	10^{-6}	10^{-6}
dx_q	10^{-6}	10^{-6}
x'_q	10^{-6}	10^{-6}
H	10^{-6}	10^{-6}
D	10^{-6}	10^{-6}
T'_{d0}	10^{-6}	10^{-6}
F'_{q0}	10^{-6}	10^{-6}
G	5	10^{-5}
F_r	5	10^{-5}
J_i	5	10^{-5}
K_{avr}	1	10^{-5}
F_e	1	10^{-5}
F_{avr}	1	10^{-5}
J_w	10	10^{-4}
T_w	10	10^{-4}

Puede también apreciarse que los valores de las covarianzas son menores en los parámetros propios del generador, ya que la incertidumbre en ellos es más baja.

Con esto puede darse por concluida la implementación del UKF al sistema que se está estudiando en este trabajo. En el siguiente capítulo se presentará el caso de estudio considerado y los resultados de la estimación en cada una de las etapas.

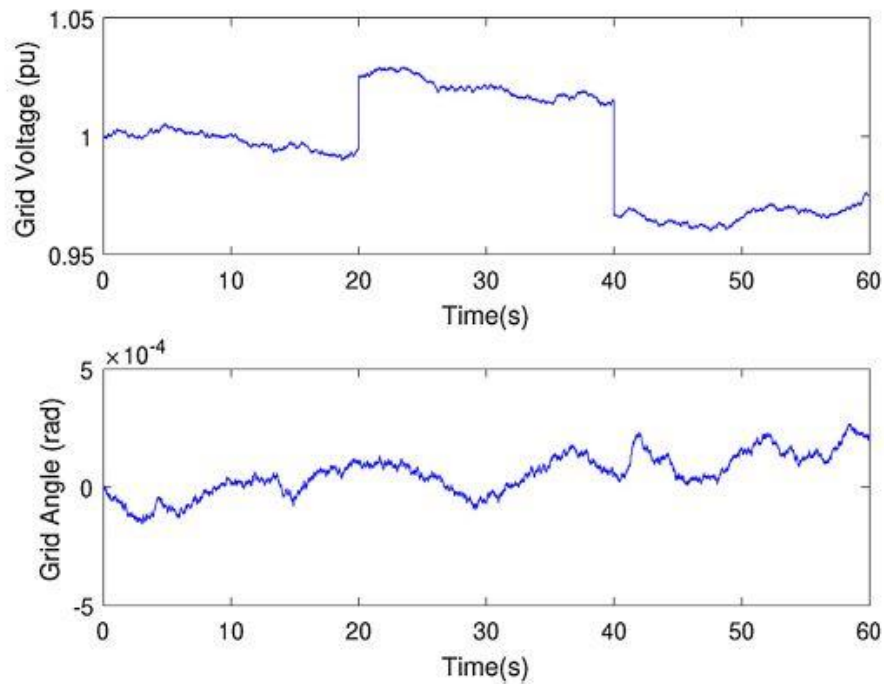
7 CASOS DE ESTUDIO

Finalmente, y tras haber presentado de una manera minuciosa el sistema eléctrico de potencia a considerar, así como la técnica de estimación propuesta, en este capítulo se muestra los casos de estudio con los que se va a probar la fiabilidad y precisión de la implementación del UKF en dos etapas desarrollada a lo largo del trabajo. Se incluirán los resultados de las estimaciones obtenidas y se compararán con los valores de simulación para poder evaluar las prestaciones.

En los capítulos de modelado del sistema se ha hablado brevemente del punto de operación en el que se considera el sistema, sin embargo, se exponen a continuación todos los detalles de funcionamiento.

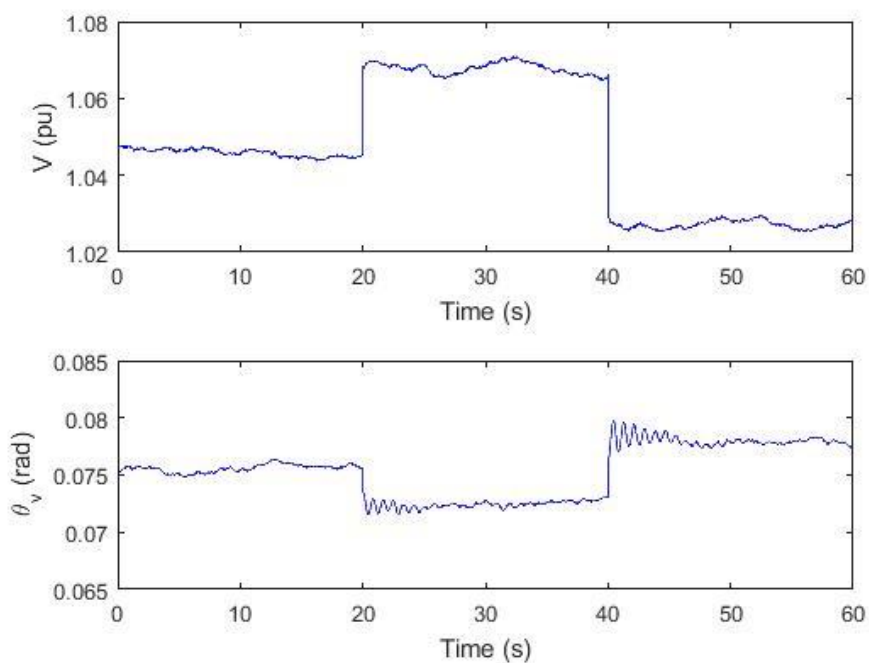
- El tiempo de simulación será de 60 segundos con una frecuencia de muestreo de 100 Hz
- La red de potencia infinita consume en todo momento una potencia compleja $s = 0.8 + j0.4 pu$, pudiendo obtener con estos números los valores de la tensión y potencia de referencia para el AVR y el TG, p_{ref} y v_{ref} respectivamente.
- La frecuencia base del sistema será de 50 Hz, lo que conduce a un valor de la velocidad angular base $\Omega_b = 100 \cdot \pi \text{ rad/s}$.
- Para modelar la línea de conexión entre el generador y la red de potencia infinita se ha supuesto una impedancia serie con un ratio R/X típico de 0.1, siendo el valor tomado para esta impedancia en por unidad $z = 0.01 + j0.1 pu$.
- Por último, para terminar de definir el punto de operación, la tensión de la red se considera con un valor inicial de $V_{red} = 1 pu$ con un ángulo $\alpha_{red} = 0 \text{ rad}$. Para contar con una dinámica con la que poder aportar información al UKF, se han supuesto dos cambios abruptos en el módulo de la tensión, de un 3% hacia arriba y un 5% hacia abajo. En todo momento, tanto el módulo como el ángulo de la tensión están afectados por un *Random Walk* Gaussiano, de media nula y desviación típica en el caso base de $R_w = 10^{-5}$. Este valor se modificará para realizar una comparativa del desempeño del estimador dinámico. Para una mayor claridad, en la Figura 7-1 se muestra la evolución descrita para el módulo y el ángulo de la tensión considerada en la red de potencia infinita.

Figura 7-1. Evolución de la tensión de la red en el caso base



Ya se ha descrito el procedimiento considerado en la obtención de medidas procedentes de la simulación y su división entre entradas y mediciones para el algoritmo del UKF. A modo ilustrativo, se ha decidido incluir en la Figura 7-2 la evolución de la velocidad angular y el módulo de la tensión en terminales de la máquina síncrona, es decir, las entradas del sistema $u(t)$.

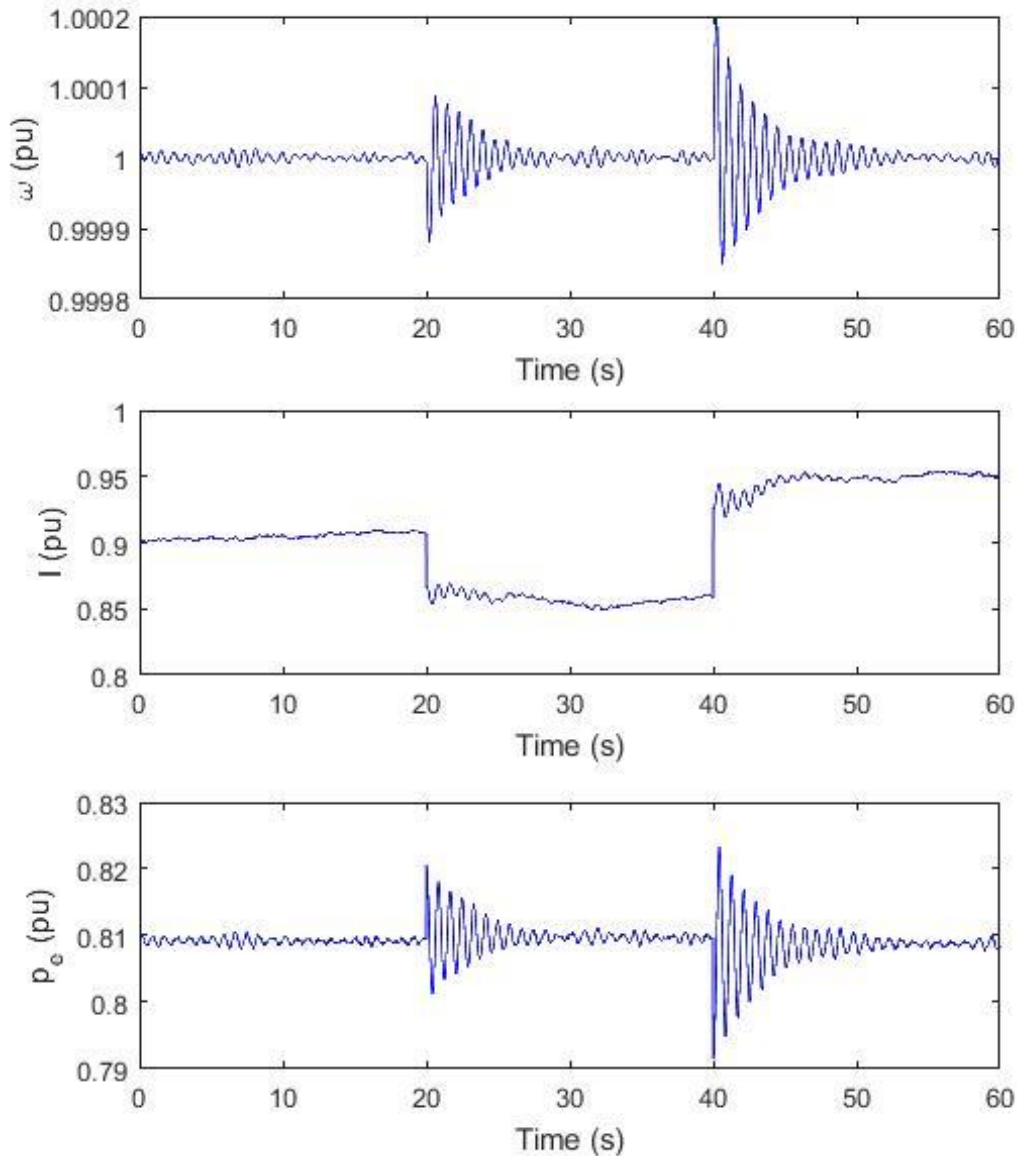
Figura 7-2. Evolución de las entradas del sistema



Como puede apreciarse, se considera que el sistema parte de un estado de régimen permanente previo a que ocurran las dos perturbaciones mencionadas en la tensión de la red.

Las tres mediciones consideradas, que conformarán el vector $z(t)$, se pueden ver en la Figura 7-3.

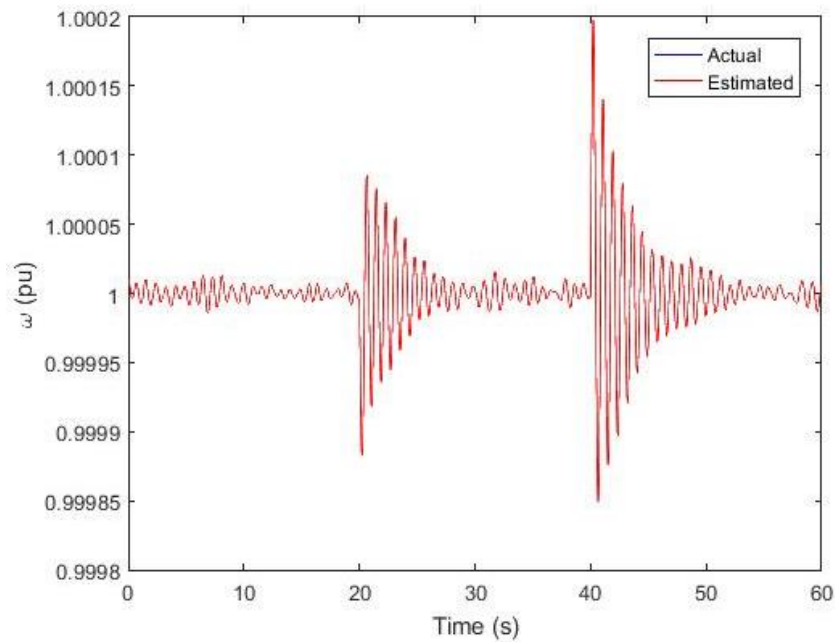
Figura 7-3. Evolución de las medidas del sistema



7.1 Resultados de la primera etapa

Con estos datos y la sintonización descrita en el capítulo anterior se procedió a ejecutar la primera etapa del UKF con las variables del generador síncrono. Para ver la eficacia del estimador, se muestra en la Figura 7-4 un ejemplo en la estimación de las variables de estado. En concreto, se ha tomado la velocidad angular por poder comparar su estimación con el valor obtenido de simulación. Nótese que la diferencia es casi inapreciable entre ambas magnitudes, dando constancia del buen funcionamiento de la técnica propuesta. No se han incluido el resto de variables por no ser el objetivo central del presente trabajo, que está enfocado en la estimación de los parámetros dinámicos de la máquina síncrona y sus reguladores.

Figura 7-4. Estimación de la velocidad angular en la primera etapa



En cuanto a los parámetros modificados del alternador, se ha incluido en la Figura 7-5 toda la información que se extrae de la estimación, esto es, su valor medio estimado, \hat{x}_i , en conjunto con una banda $\hat{x}_i \pm 3\sqrt{P_{ii}}$.

Nótese que el valor de esta banda se reduce, de manera que la covarianza tiende a Q_{ii} , de donde se concluye la convergencia correcta del UKF.

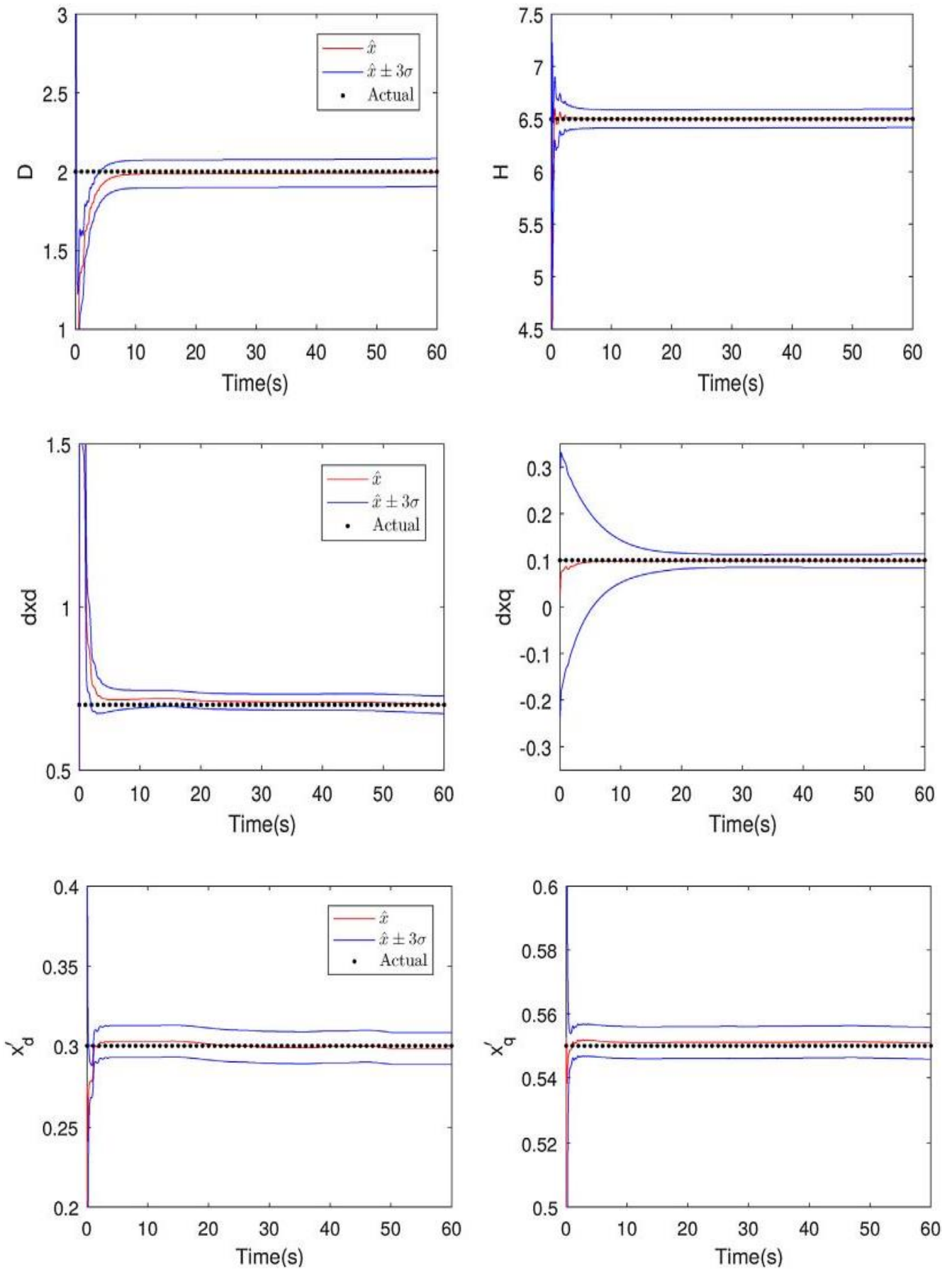
A la vista de las gráficas puede verse el correcto funcionamiento de la técnica propuesta en la estimación de los parámetros modificados, los cuales pueden emplearse para obtener los valores estimados de los parámetros originales involucrados en las ecuaciones del modelo. En la Tabla 7-1 aparecen dichos valores estimados junto con el valor absoluto del error relativo.

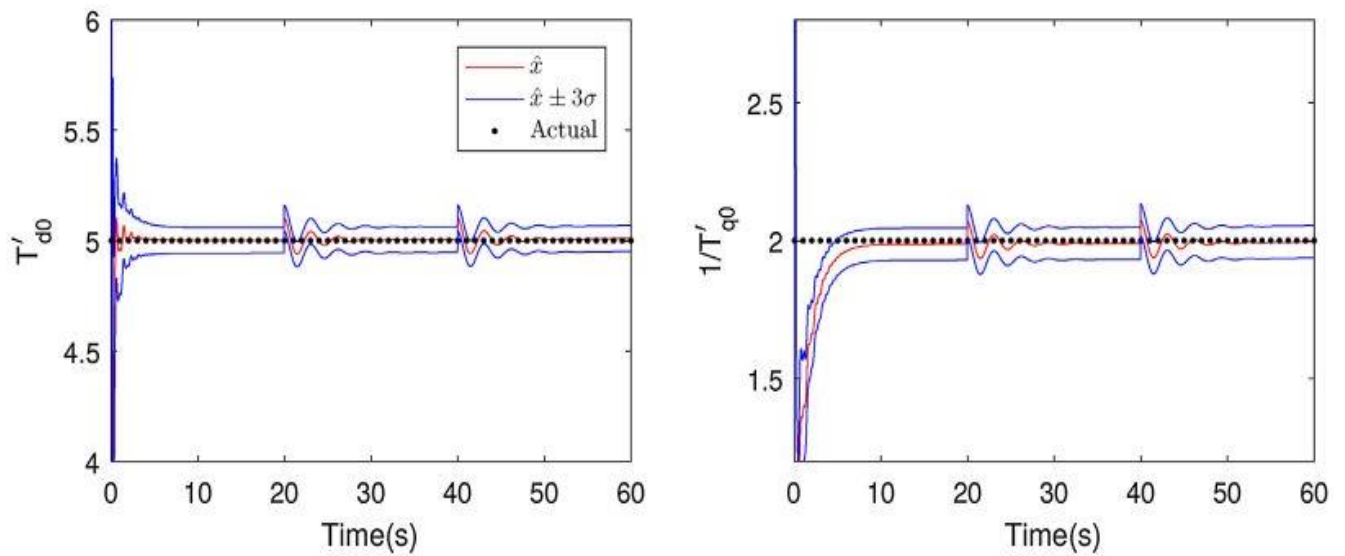
Tabla 7-1. Error relativo en la estimación de parámetros de la primera etapa

Parámetro	Valor estimado	Error relativo (%)
x_d	0.987	1.30
x'_d	0.298	0.67
x_q	0.658	1.28
x'_q	0.559	1.43
H	6.341	2.45
D	1.999	0.05
T'_{d0}	0.502	0.40
T'_{q0}	5.117	2.34

Puede verse que el máximo error es inferior al 2.5%, por lo que puede pasarse a la segunda etapa del UKF.

Figura 7-5. Estimación de los parámetros modificados en la primera etapa



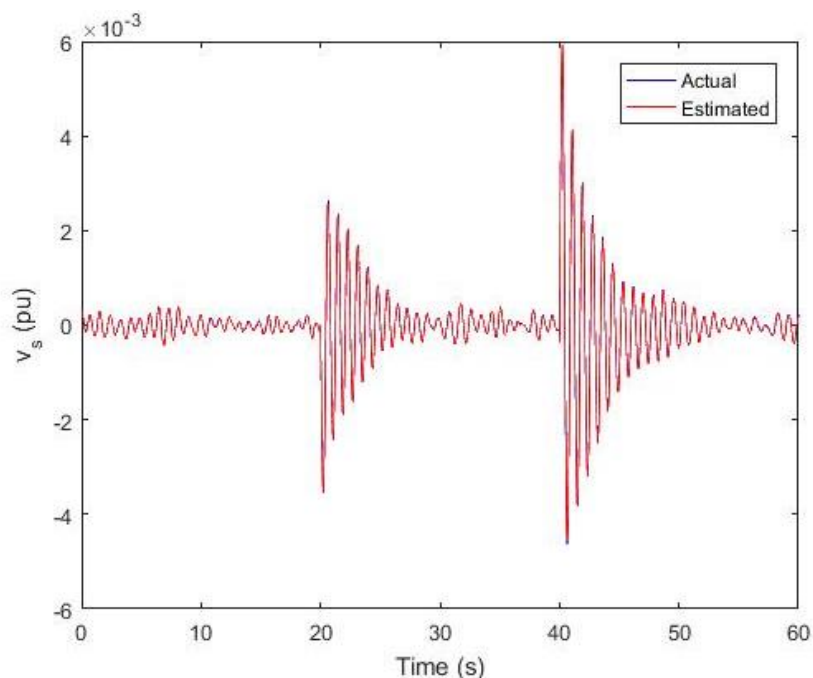


7.2. Resultados de la segunda etapa

Utilizando como punto de partida para el algoritmo la estimación de estado y parámetros efectuada en la primera etapa, se procedió a ejecutar el UKF incluyendo en el modelo del sistema los tres reguladores del generador síncrono estudiados en este trabajo.

Como ejemplo de la correcta actuación del filtro en esta segunda etapa con las variables de estado, se ha optado por incluir la estimación de la señal v_s , salida del PSS. Esta decisión se basa en que este regulador es el que ha generado más problemas a la hora de introducirse en el modelo. En la Figura 7-6 se observa su estimación junto con el valor real de la variable, el cual, aunque no es una medida real, se ha extraído de la simulación para poder establecer la comparación. Nótese la mínima diferencia entre ambos valores, lo cual refleja la precisión de la segunda etapa de estimación.

Figura 7-6. Estimación de la variable v_s en la segunda etapa



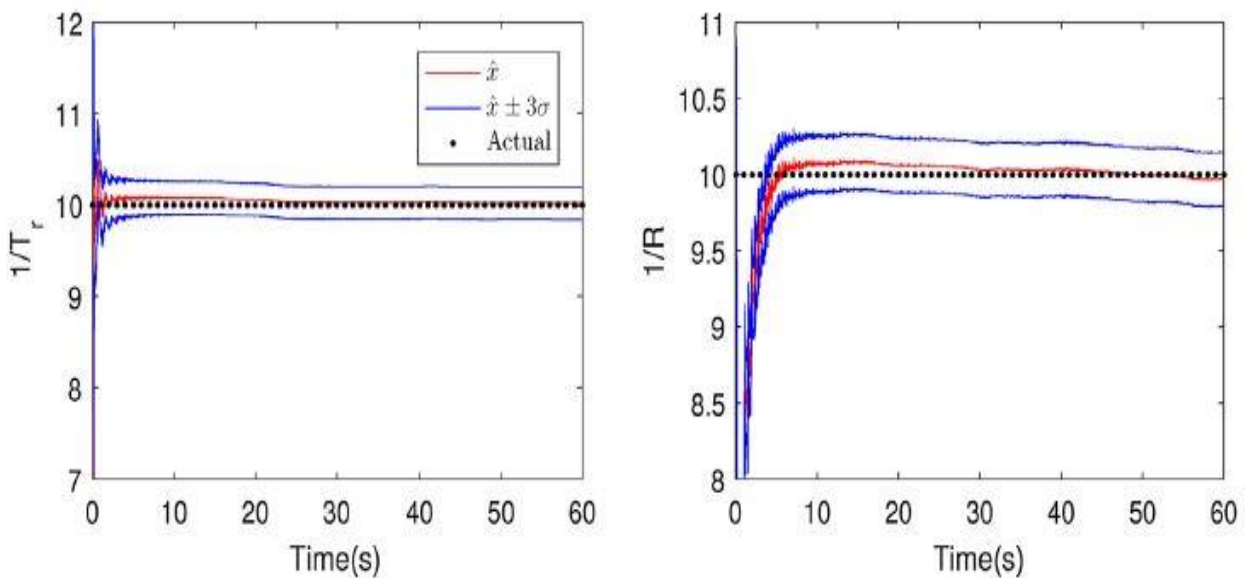
Con el mismo esquema que en la primera etapa, en la Figura 7-7 se muestra la estimación obtenida de los parámetros modificados. Por motivos de claridad, y debido a que en las constantes de la máquina no se han observado cambios apreciables, solo se han incluido los parámetros propios de los tres reguladores.

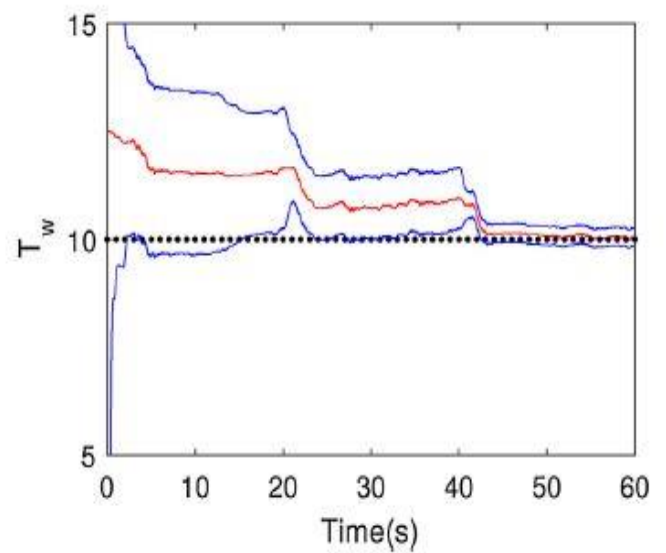
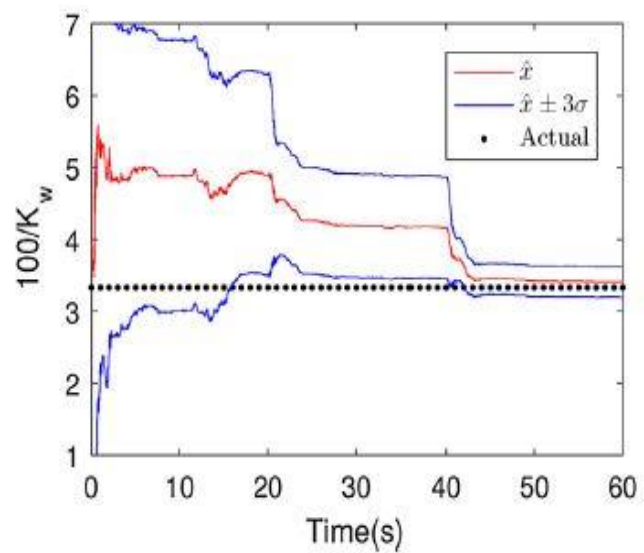
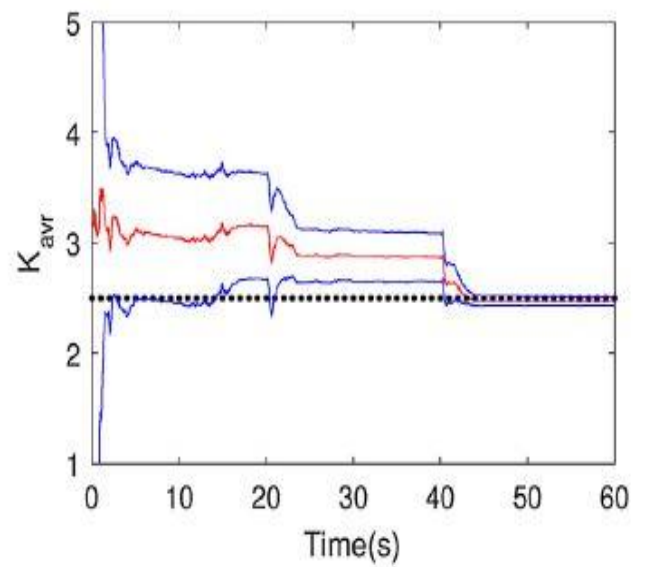
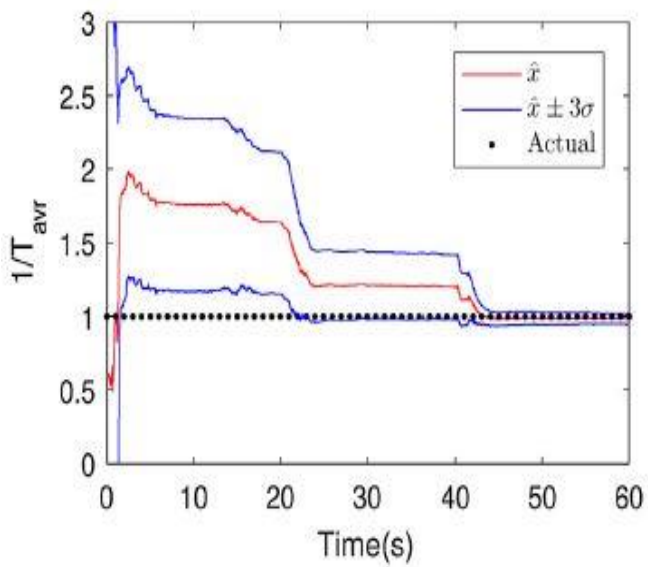
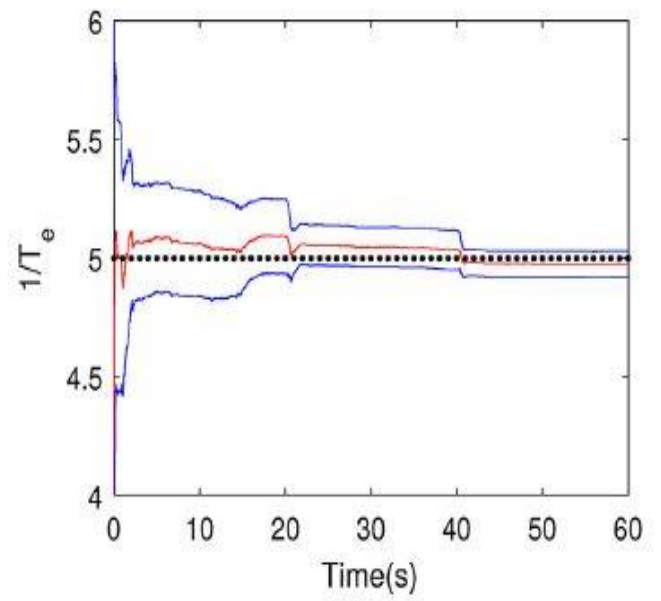
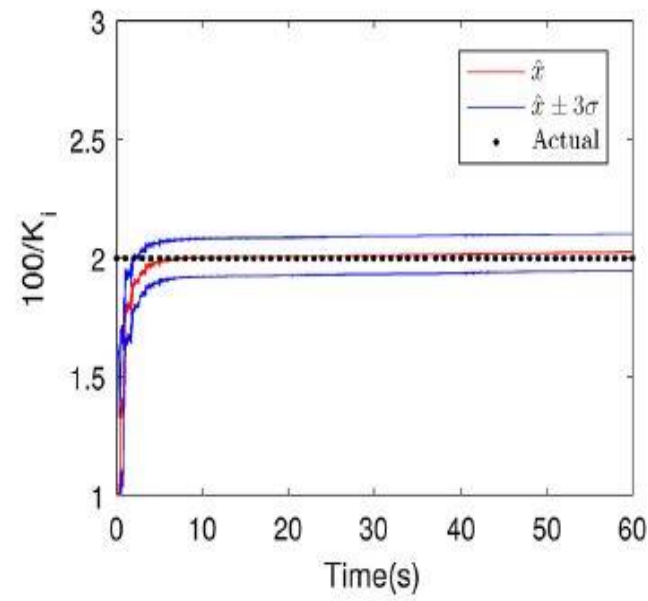
Tras deshacer los cambios, en la Tabla 7-2 se incluye la estimación de los parámetros originales, así como el error relativo en la misma. De nuevo se comprueba que el máximo error relativo es ligeramente superior al 3%. Por lo que puede concluirse la precisión de la técnica de estimación propuesta en este trabajo.

Tabla 7-2. Error relativo en la estimación de parámetros de la segunda etapa

Parámetro	Valor estimado	Error relativo (%)
R	0.1032	3.20
T_r	0.1006	0.64
K_i	49.75	0.498
T_{avr}	0.988	1.186
T_e	0.2002	0.101
K_0	2.479	0.84
K_w	30.78	2.596
T_w	10.135	1.35

Figura 7-7. Estimación de los parámetros modificados en la segunda etapa





Para concluir con este capítulo dedicado a los casos de estudio, se decidió probar el funcionamiento del UKF ante diferentes escenarios. En concreto, se optó por estudiar como respondía la estimación de los parámetros modificados ante diferentes valores del *Random Walk*, R_w , en la tensión de la red de potencia infinita. En la Tabla 7-3 se muestra cómo varía el máximo error relativo en los parámetros para diferentes valores de R_w .

Tabla 7-3. Máximo error relativo para diferentes *Random Walks*

R_w	10^{-6}	10^{-5}	10^{-4}	10^{-3}
$ E_r^{max} $ (%)	3.05	3.2	4.15	5.01

Como puede verse, a medida que se aumenta la incertidumbre, el resultado de la estimación empeora. Sin embargo, el error relativo máximo se mantiene siempre dentro de unos valores aceptables, por lo que puede concluirse, para finalizar este capítulo, que la implementación realizada del UKF en este trabajo cumple a la perfección con las expectativas que se tenían previamente.

8 CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En el presente Trabajo Fin de Máster se ha estudiado una implementación basada en dos etapas de la formulación *Unscented Kalman Filter* aplicada a un generador síncrono con regulación de potencia y de tensión efectuada por el TG, el AVR y el PSS. El objetivo principal consistía en estimar de la manera más precisa posible una serie de parámetros involucrados en las ecuaciones que describen los modelos dinámicos de los distintos elementos del sistema.

De lo descrito a lo largo de este documento, y de los resultados obtenidos de la estimación se pueden extraer las siguientes conclusiones:

- La implementación de un filtro UKF en una sola etapa conduce a una estimación precisa de la mayoría de los parámetros del modelo. Sin embargo, constantes como las reactancias transitorias de la máquina deben considerarse conocidas con una elevada confianza. Por otro lado, la actuación del estimador era muy dependiente de la sintonización del mismo. Estos problemas se solucionaron mediante la división del algoritmo en dos etapas, en la primera de las cuales solo se abordaban los parámetros del generador síncrono, dejando aquellos de los reguladores para una segunda etapa. Esta mejora consiguió una correcta estimación de todos los parámetros, con un error relativo máximo del 3.2% y con una dependencia menor de la sintonización.
- La convergencia del estimador se dificultaba con los parámetros originales del modelo, es decir, los que aparecen directamente en las ecuaciones dinámicas. Como alternativa se ha propuesto un nuevo vector de parámetros modificados, obtenido mediante combinaciones de los originales. Esta medida condujo a la correcta convergencia del algoritmo.
- La nueva implementación ha permitido que los modelos utilizados en la simulación sean diferentes a los empleados para el UKF. De esta forma, se ha podido hacer que la simulación pueda contar con un modelo más complejo que refleje con más precisión la realidad. Este aspecto se pone de manifiesto sobre todo en el PSS, en el que existen una gran cantidad de parámetros en la simulación que no se han tenido en cuenta a la hora de implementar el modelo en el estimador dinámico.
- Se ha probado la actuación de la técnica propuesta ante diferentes valores de covarianza para el *Random Walk* presente en la tensión compleja de la red de potencia infinita a la que está conectada el generador síncrono regulado. Los resultados ofrecen como conclusión que el UKF es suficientemente robusto para mantener el error en la estimación de los parámetros dentro de unos valores aceptables.

- Por último, es importante destacar que todos estos resultados se han obtenido exclusivamente con la utilización de medidas procedentes de los terminales del generador síncrono. Los resultados hubieran sido considerablemente mejores si se hubieran empleado medidas internas propias de los reguladores, o la propia FEM de la máquina. Sin embargo, se ha querido conservar la aplicabilidad práctica de la técnica de estimación propuesta, ya que las mediciones que se requieren se puede obtener en sistemas reales con la ayuda de equipos como PMUs.

Puede concluirse, por tanto, que los resultados del estudio han validado con éxito la implementación propuesta. Como consecuencia de este trabajo, se logró la publicación por parte del autor de este TFM, su director y codirector de Tesis del artículo científico correspondiente, [27], bajo el título “Parameter estimation of fully regulated synchronous generators using Unscented Kalman Filters” en la revista *Electric Power System Research*.

Para finalizar este documento, se ha decidido incluir algunos puntos en los que, a criterio personal del autor, se puede continuar avanzando en esta línea de investigación, dando lugar a futuros trabajos:

- Se podría buscar una nueva formulación del problema para intentar conseguir los resultados de este trabajo con un filtro de Kalman monoetapa. Otras formulaciones más recientes de este estimador, como el *Cubature Kalman Filter*, han sido probadas y descartadas por no mejorar los resultados obtenidos mediante el UKF.
- Un estudio aún más profundo sobre cómo afecta la elección de la matriz de covarianza del error de estimación inicial, P_0 , podría llevar a encontrar una manera de utilizar un valor único para todos los parámetros en la diagonal de la matriz. Este aspecto, bajo la opinión personal del alumno de Máster, es poco factible debido a que la información que se tiene de cada elemento del sistema es diferente, debido a cómo influyen de manera distinta los reguladores en las medidas extraídas. Este hecho podría justificar el motivo de que la incertidumbre sea propia de cada equipo y por tanto el valor de la matriz P_0 difiera en cada caso.
- La técnica utilizada para la estimación de estado podría ser aplicada a modelos más complejos del generador síncrono, ya que ha podido comprobarse que la división en diferentes etapas de la estimación puede conducir a un escalonamiento del problema que incremente la profundidad del proceso. Con esto se conseguiría un modelo más preciso del alternador que pudiera ayudar a un modelado más fiel de las redes eléctricas, ayudando de esta manera a su correcta explotación y control.
- Por último, la línea de trabajo futura más prometedora consiste en pasar de la etapa de simulación a la etapa de uso de medidas de generadores reales. La implementación teórica que se ha realizado en este trabajo ha demostrado unos resultados más que satisfactorios, sobre todo teniendo en cuenta que todas las medidas utilizadas en el proceso de estimación han sido obtenidas en los terminales de la máquina, de manera que pudieran ser perfectamente medidas tomadas de máquinas reales. En este punto se propone la obtención de datos de alternadores de los que se conoce a partir de ensayos o por otros medios los datos reales del valor de sus parámetros.

Aplicando las técnicas propuestas sobre estos equipos podrá definitivamente concluirse si el estudio realizado en este Trabajo Fin de Máster puede contribuir realmente a la operación y control de Sistemas Eléctricos de Potencia.

Con estas palabras se da por finalizado este documento, restando exclusivamente el listado de todas las fuentes que han servido de consulta al alumno para la realización del mismo.

REFERENCIAS

- [1] Z. Huang, K. Schneider, J. Nieplocha, Feasibility studies of applying Kalman Filter techniques to power system dynamic state estimation, International Power Engineering Conference (IPEC), December, 2007.
- [2] P. Ren, H. Lev-Ari, A. Abur, Robust continuous-discrete extended Kalman filter for estimating machine states with model uncertainties, Power Systems Computation Conference (PSCC), June, 2016.
- [3] Z. Ning, M. Da, H. Zhenyu, G. Welch, Dynamic state estimation of a synchronous machine using PMU data: a comparative study, IEEE Power & Energy Society General Meeting, January, 2015.
- [4] E. Ghahremani, I. Kamwa, Dynamic state estimation in power system by applying the extended Kalman filter with unknown inputs to phasor measurements, IEEE Trans. Power Syst. 26, November, 2011.
- [5] S. Wang, W. Gao, A.P. Sakis Meliopoulos, An alternative method for power system dynamic state estimation based on unscented transform, IEEE Trans. Power Syst. 27 (May (2)) (2012).
- [6] J. Qi, K. Sun, J. Wang, H. Liu, Dynamic state estimation for multi-machine power system by unscented Kalman filter with enhanced numerical stability, IEEE Trans. Smart Grid (March, 2016).
- [7] F.M. Taimah, A.N. Merzah, Power system dynamic state estimation based on Kalman filter, Int. J. Comput. Appl. (0975-8887) 154, November, 2016.
- [8] J. Zhao, L. Mili, Robust unscented Kalman filter for power system dynamic state estimation with unknown noise statistics, IEEE Trans. Smart Grid, October, 2017.
- [9] A. Rouhani, A. Abur, Constrained iterated unscented Kalman filter for dynamic state and parameter estimation, IEEE Trans. Power Syst. 33 (May (99)) (2018) 1, <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2017.2764005>.
- [10] M. Huang, W. Li, W. Yan, Estimating parameters of synchronous generators using square-root unscented Kalman filter, Electr. Power Syst. Res. 80 (September (9)) (2010) 1137–1144.
- [11] G. Valverde, E. Kyriakides, V. Terzija, A non-linear approach for on-line parameter estimation of synchronous machines, 17th Power Systems Computation Conference, August, 2011.
- [12] Y. Wehbe, L. Fan, UKF based estimation of synchronous generator electromechanical parameters from phasor measurements, North American Power Symposium (NAPS), September, 2012.
- [13] E.L. Geraldi, T.C.C. Fernandes, R.A. Ramos, An approach to estimate parameters of a three-phase synchronous generator model, 2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM), November, 2016.
- [14] G. Valverde, E. Kyriakides, G.T. Heydt, V. Terzija, On-line parameter estimation of saturated synchronous machines, 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting, October, 2011.

- [15] J.C.N. Pantoja, A. Olarte, H. Daz, Simultaneous estimation of exciter governor and synchronous generator parameters using phasor measurements, Electric Power Quality and Supply Reliability Conference (PQ), June, 2014, pp. 43–49.
- [16] S. Dutta Chowdhury, N. Senroy, PMU data based online parameter estimation of synchronous generator, International Conference on Power Systems (ICPS), March, 2016.
- [17] M.A. González-Cagigal, Trabajo Fin de Grado: “Modelado dinámico de Centrales Eléctricas y Estimación de sus Parámetros Característicos”, Junio, 2017.
- [18] Milano F., Power System modelling and scripting. ISBN: 978-3-642-13668-9.
- [19] “Filtro de Kalman”, editado por última vez el 28 de Diciembre de 2016, consultado en Febrero de 2019 en: https://es.wikipedia.org/wiki/Filtro_de_Kalman
- [20] Figura. “Proceso de iteración del filtro de Kalman” consultado en Febrero de 2019 en: <http://www.monografias.com/trabajos87/recordando-filtro-kalman/recordando-filtro-kalman.html>
- [21] “Unscented Kalman Filter” consultado en Marzo de 2019 en: https://en.wikipedia.org/wiki/Kalman_filter#Unscented_Kalman_filter
- [22] S Simon D., Optimal State Estimation: Kalman H Infinity and Nonlinear Approaches. ISBN: 13 978-0-471-70858-2.
- [23] “Learning the *Unscented Kalman Filter*”, consultado en: <https://es.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/18217-learning-the-unscented-kalman-filter>
- [24] H. Ghassempour, Z. Miao, L. Fan, W. Jiang, D. Manjure, Identification of synchronous generator model with frequency control using unscented Kalman filter, Electr. Power Syst. Res. 126 (2015) 45–55.
- [25] J.J. Hyun, L. Hyung-Chul, Analysis of scaling parameters of the batch unscented transformation for precision orbit determination using satellite laser ranging data, J. Astron. Space Sci. 28 (2011) 183–192, <https://doi.org/10.5140/JASS.2011.28.3.183>.
- [26] S. Julier, The scaled unscented transformation, American Control Conference, 2002. Proceedings of the 2002, IEEE Press, 2002, pp. 4555–4559.
- [27] M.A. González-Cagigal, J.A. Rosendo-Macías, A. Gómez-Expósito, “Parameter estimation of fully regulated synchronous generators using Unscented Kalman Filters”, in: Electric Power Systems Research, Volume 168, 2019, Pages 210-217, November, 2018.

GLOSARIO

SEP	Sistema eléctrico de potencia
DSE	<i>Dynamic State Estimator</i>
DAE	<i>Differential Algebraic Equations</i>
TG	<i>Turbine Governor</i>
AVR	<i>Automatic Voltage Regulator</i>
PSS	<i>Power System Stabilizer</i>
KF	<i>Kalman Filter</i>
EKF	<i>Extended Kalman Filter</i>
UKF	<i>Unscented Kalman Filter</i>
CKF	<i>Cubature Kalman Filter</i>
FEM	Fuerza electromotriz
RW	<i>Random Walk</i>
TFG	Trabajo Fin de Grado
TFM	Trabajo Fin de Máster

