

Trabajo Fin de Máster

Máster en Ingeniería Industrial

Estimación de Parámetros en Aerogeneradores Síncronos Regulados

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 Ingeniería Industrial

Estimación de Parámetros en Aerogeneradores Síncronos Regulados

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 de Parámetros en Aerogeneradores Síncronos Regulados

Autor: Miguel Ángel González Cagigal

Tutor: José Antonio Rosendo Macías

El tribunal nombrado para juzgar el Trabajo Fin de Máster 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.

En este trabajo de investigación se tiene como objetivo principal realizar una estimación lo más precisa posible de los parámetros que definen la dinámica interna de un aerogenerador síncrono, así como las constantes propias del convertidor en fuente de tensión acoplado al mismo.

Para la estimación se va a utilizar el filtrado de Kalman, en concreto su formulación *Cubature Kalman Filter*, cuyo algoritmo se ha escrito en código Matlab y que utilizará una serie de mediciones ruidosas procedentes de una simulación efectuada en MATLAB Simulink de una turbina eólica integrada en un sistema eléctrico de potencia sencillo.

Abstract

The main purpose of this research is estimating accurately the parameters involved in the dynamic equations of a eolic generation set jointly with the parameters of the coupled voltage source converter.

The estimation technique proposed is base don Kalman filters, particularly in the Cubature Kalman Filter formulation, whose algorithm has been implemented in MATLAB. The input signals considered are noisy measurements obtained from a simulation carried out using MATLAB Simulink, representing an eolic turbine integrated in a simple electric power system.

Agradecimientos	ix
Resumen	xi
Abstract	xiii
Índice	xv
Índice de Tablas	xvii
Índice de Figuras	xix
Notación	xxi
1. Introducción	1
1.1. Contexto y motivación del trabajo	1
1.2. Estimadores dinámicos de estado	6
1.3. Sistema bajo estudio	7
1.4. Contenido del trabajo	8
2. Modelado de la turbina eólica	11
2.1 Potencia extraída del viento	11
2.2 Dinámica del ángulo de pala	12
2.3 Parámetros	13
2.4 Implementación en Matlab Simulink	13
3. Modelado del generador y el convertidor	15
3.1 Generador síncrono de imanes permanentes	15
3.1.1 Modelo utilizado	15
3.1.2 Parámetros	17
3.1.3 Implementación en Matlab Simulink	17
3.2 Convertidor Back-to-back	17
3.2.1 Ecuaciones dinámicas	18
3.2.2 Parámetros	19
3.2.3 Implementación en Matlab Simulink	20
4. Simulación del modelo completo	23
4.1 Circuito externo	23
4.2 Valores iniciales y referencias	24
4.3 Resultados de la simulación	25
5. Filtro de Kalman. Aspectos teóricos	29
5.1 Introducción y contexto histórico	29
5.2 Formulación original del filtro de Kalman	30
5.3 Formulaciones alternativas	32
5.4 Cubature Kalman Filter	33

6. Implementación del filtro de Kalman	37
6.1 <i>Vector de estados modificado</i>	37
6.2 <i>Ecuaciones de estado</i>	38
6.3 <i>Entradas y mediciones</i>	40
6.4 <i>Sintonización del CKF</i>	41
7. Casos de estudio	43
7.1 <i>Caso base</i>	43
7.2 <i>Perturbación 1: Ráfaga de viento</i>	48
7.3 <i>Perturbación 2: Hueco de tensión</i>	51
7.4 <i>Perturbación 3: Cambio topológico en la red</i>	54
8. Conclusiones y líneas de trabajo futuras	61
Referencias	63
Glosario	65

Índice de Tablas

Tabla 2-1 Parámetros conocidos de la turbina	13
Tabla 2-2 Parámetros a estimar del control de ángulo	13
Tabla 3-1. Parámetros conocidos del PMSG	17
Tabla 3-2. Parámetros a estimar del convertidor <i>Back-to-back</i>	20
Tabla 4-1. Valores iniciales de las variables de estado del modelo	24
Tabla 6-1. Correspondencia entre los parámetros originales y los modificados	38
Tabla 6-2 Entradas y mediciones del sistema	40
Tabla 7-1 Error relativo en la estimación de parámetros	48

Índice de Figuras

Figura 1-1. Consumo de energía final por fuentes en España. Año 2016	1
Figura 1-2. Potencia instalada según el origen. Año 2017	2
Figura 1-3. Cobertura de la demanda de cada fuente de energía. Año 2017	3
Figura 1-4. Evolución de la potencia instalada renovable	3
Figura 1-5. Potencia eólica instalada en todo el mundo. Año 2014	4
Figura 1-6. Evolución de la concentración de dióxido de carbono	5
Figura 1-7. Variación con la temperatura de la resistividad para diferentes materiales	6
Figura 1-8. Sistema eléctrico de potencia estudiado	8
Figura 2-1. Diagrama de bloques del funcionamiento de la turbina	14
Figura 2-2. Diagrama de bloques del control del ángulo de pala	14
Figura 3-1. Esquema de los dos nudos eléctricos con su denominación	16
Figura 3-2. Diagrama de bloques de la dinámica del eje	17
Figura 3-3 Curva potencia-velocidad angular para distintos valores de la velocidad del viento	18
Figura 3-4. Diagrama de bloques de la dinámica de i_s	20
Figura 3-5. Diagrama de bloques de la dinámica de i_c	21
Figura 4-1 Representación de los Random Walks que modelan la tensión de la red	24
Figura 4-2 Simulación de la velocidad angular del eje	25
Figura 4-3 Simulación del ángulo de pala	26
Figura 4-4 Simulación de la intensidad en el lado del generador	26
Figura 4-5 Simulación de la intensidad en el lado de la red	27
Figura 5-1. Algoritmo del filtro de Kalman	32
Figura 7-1 Evolución de la velocidad del viento en el escenario base	44
Figura 7-2 Estimación de las variables de estado en el caso base	45
Figura 7-3 Resultado de la estimación para la constante de inercia modificada. Caso base	46
Figura 7-4 Resultado de la estimación para los parámetros del VSC y el control de pala. Caso base	47
Figura 7-5 Representación de la ráfaga Mexican hat wavelet	49
Figura 7-6 Estimación de las variables de estado tras la perturbación 1	50
Figura 7-7 Estimación de la Inercia del eje. Perturbación 1	52
Figura 7-8 Estimación de los parámetros de los controladores. Perturbación 1	52
Figura 7-9 Hueco de tensión considerado en la perturbación 2	54
Figura 7-10 Ampliación del transitorio en la estimación de parámetros. Perturbación 2	55
Figura 7-11 Estimación de los parámetros modificados. Perturbación 2	55
Figura 7-12 Ampliación del transitorio en la estimación de parámetros. Perturbación 3	57
Figura 7-13 Estimación de los parámetros modificados. Perturbación 3	58

sen	Función seno
cos	Función coseno
tg	Función tangente
arcsen	Función arco seno
arccos	Función arco coseno
arctg	Función arco tangente

1. INTRODUCCIÓN

El objetivo de este primer capítulo es establecer una introducción que lleve al lector a entender el motivo por el cual se ha desarrollado el presente trabajo fin de Máster. En primer lugar, se intentará explicar el contexto tecnológico referente a los sistemas de generación eléctrica, describiendo el paradigma actual y comparándolo con el que se diera en el pasado, para poder establecer una evolución en la que se encuadre correctamente este proyecto. Asimismo, se expondrán los posibles retos futuros dentro del tema que se está tratando, viendo como las conclusiones obtenidas en los capítulos posteriores pueden ayudar a la mejora del sistema actual.

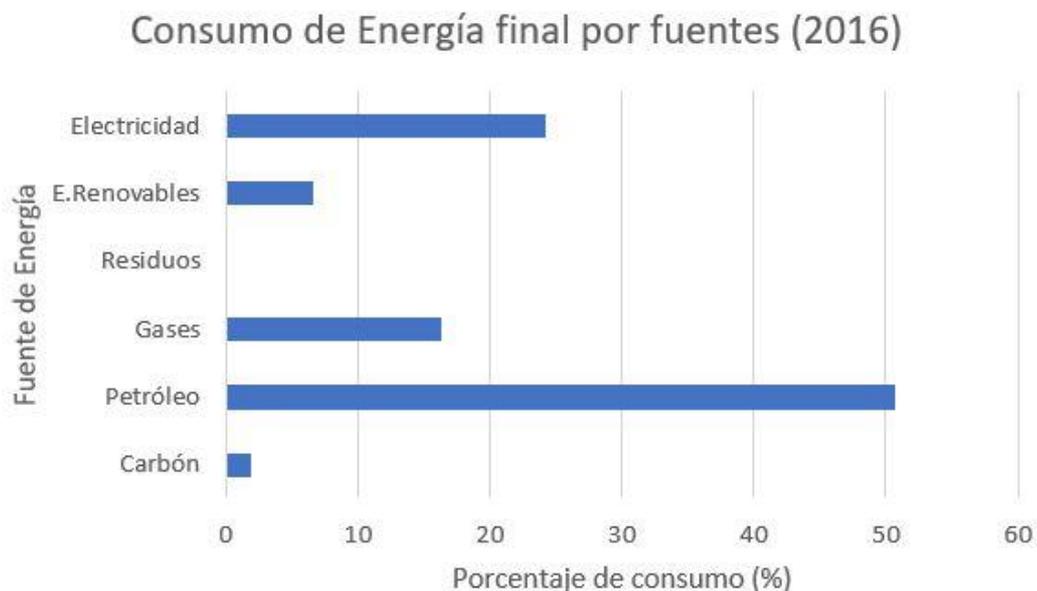
Posteriormente, se hablará brevemente del estado del arte en lo referente a los estimadores dinámicos de estado, justificando la elección ejercida de la técnica que se va a utilizar en este trabajo.

Finalmente, el sistema bajo estudio, que servirá para probar la eficacia de las técnicas de estimación propuestas va a ser presentado de forma muy genérica, ya que el modelado y simulación del mismo ocupará los capítulos 2 a 4.

1.1. Contexto y motivación del trabajo

En datos de 2016, aproximadamente el 23% de la energía final consumida en España se correspondía con energía eléctrica, tal y como puede verse en el gráfico de la Figura 1-1, [1].

Figura 1-1. Consumo de energía final por fuentes en España. Año 2016

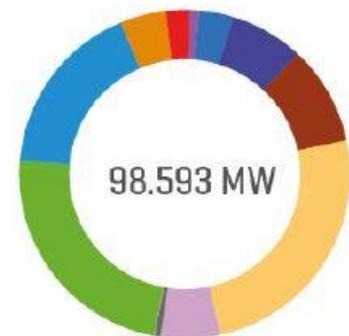


Con estos números presentes, parece innegable la necesidad de invertir tiempo y recursos en mejorar el parque de generación eléctrica en este país. Actualmente, existen aproximadamente 100 GW de potencia instalada en España, contando las fuentes de energía utilizadas con orígenes diversos, en la Figura 1-2 aparece la distribución ofrecida por REE a finales de 2018, [2].

Figura 1-2. Potencia instalada según el origen. Año 2018

Potencia eléctrica instalada peninsular a 31 de diciembre del 2018 [%]

■ Nuclear	7,2%	■ Eólica	23,4%
■ Carbón	9,7%	■ Hidráulica	17,3%
■ Ciclo combinado	24,9%	■ Solar fotovoltaica	4,5%
■ Cogeneración	5,8%	■ Solar térmica	2,3%
■ Residuos no renovables	0,5%	■ Otras renovables	0,9%
■ Turbinación bombeo	3,4%	■ Residuos renovables	0,1%



Un dato interesante que puede extraerse de estas gráficas es que, excluyendo la producción hidráulica, el 31.2% de la potencia instalada es de origen renovable. Sin embargo, también es importante fijarse en la aportación que supone esta generación al consumo real de electricidad, lo que se conoce con el término de cobertura de la demanda.

A la vista de la Figura 1-3, [2], se concluye que actualmente la importancia de la generación alternativa, con fuentes renovables no es ni mucho menos despreciable (un 25.3% aproximadamente de cobertura de la demanda), sino todo lo contrario, y por ello es preciso que el sistema eléctrico se encuentre preparado para soportar una gran penetración de generación renovable, con los problemas técnicos que esto puede suponer y que se expondrán más adelante.

La situación expuesta es incluso más acusada cuando se coloca en contexto la evolución de estas “nuevas” tecnologías. La Figura 1-4, [2], muestra como ha ido aumentando la potencia instalada de origen renovable en España, pudiendo apreciarse la clara tendencia hacia un sistema eléctrico con una mayoría de generación alternativa, aunque en los últimos años las cifras se mantienen, en 10 años la producción eólica ha experimentado un notable aumento.

Si ampliamos un poco el escenario, podemos ver que la generación procedente de fuentes como el sol o el viento se está imponiendo cada vez más en muchos países. En concreto, en la Figura 1-5, [3], se tiene el caso de la potencia eólica instalada en todo el mundo por países para el año 2014, donde España ocupa el puesto número 4 del ranking, aunque actualmente ha descendido debido a la incursión de nuevos países como India.

Figura 1-3. Cobertura de la demanda de cada fuente de energía. Año 2018

Cobertura de la demanda eléctrica peninsular. Año 2018 (%)

■ Nuclear	20,6%	■ Eólica	19,0%
■ Carbón	13,5%	■ Hidráulica	13,2%
■ Ciclo combinado	10,2%	■ Solar fotovoltaica	2,9%
■ Cogeneración	11,2%	■ Solar térmica	1,7%
■ Residuos no renovables	0,9%	■ Otras renovables	1,4%
■ Turbinación bombeo ⁽¹⁾	0,8%	■ Residuos renovables	0,3%
		■ Saldo importador de intercambios internacionales	4,3%

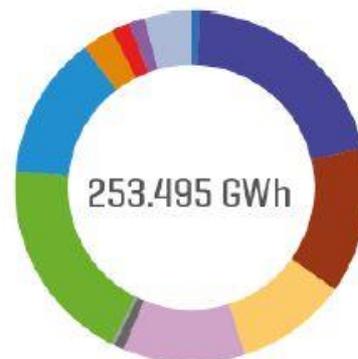


Figura 1-4. Evolución de la potencia instalada renovable

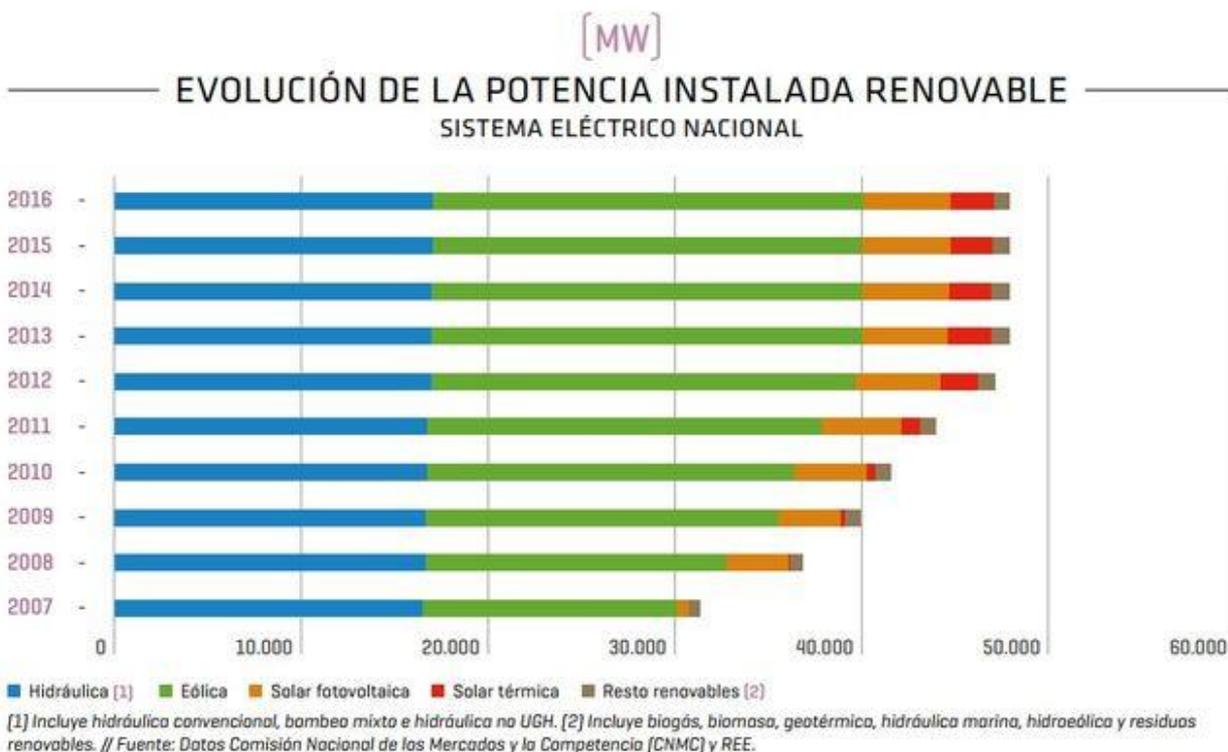
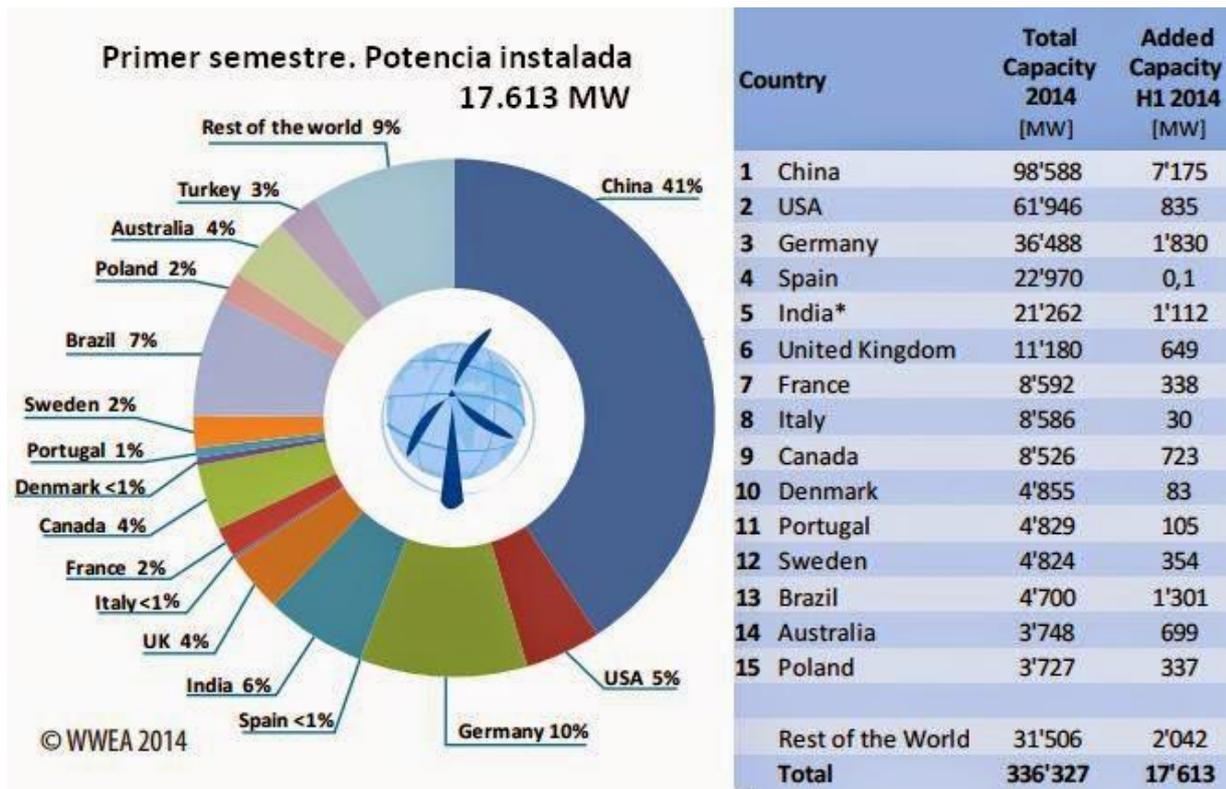


Figura 1-5. Potencia eólica instalada en todo el mundo. Año 2014



Aunque la aportación de estas fuentes de energía limpia es fundamental para reducir el impacto negativo que produce en el medio ambiente la utilización de combustibles fósiles como el carbón o el petróleo, desde un punto de vista técnico pueden existir una serie de desventajas, entre las que destacan:

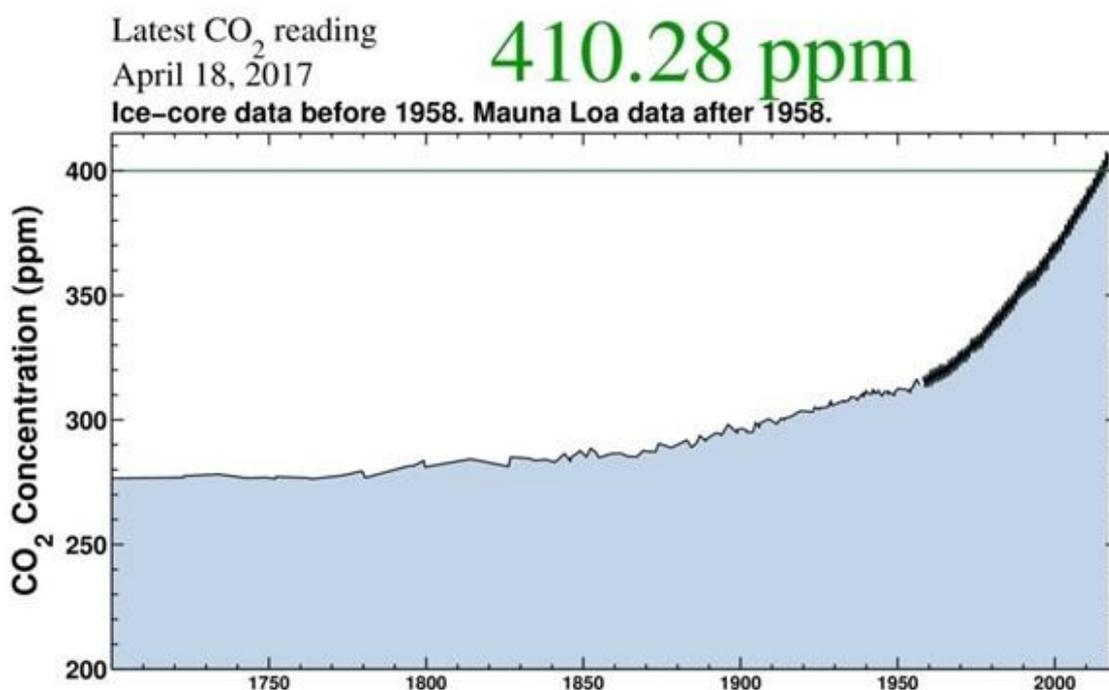
- La fuente principal de energía es, en muchos casos, incontrolable para las personas e intermitente (el Sol, el viento, las mareas, etc.), siendo necesario contar con unos servicios de respaldo para suplir este tipo de carencias, como pueden ser centrales que emplean combustibles fósiles o el uso de baterías, aumentando los costes de la instalación generadora.
- Algunas formas de generación renovable, como la solar, carecen de elementos rotativos, por lo que poseen una inercia nula a los desequilibrios instantáneos entre la generación y la demanda de potencia, por lo que dificulta su aportación en servicios auxiliares como el control potencia-frecuencia.
- El hecho que ya se ha mencionado acerca de lo incontrolable que resulta la fuente primaria hace que las centrales trabajen siempre casi a un 100% de su capacidad, no pudiendo contribuir al control de tensiones a través del consumo o aportación de reactiva.
- Algunos tipos de generación, como la fotovoltaica, necesitan de equipos electrónicos para adaptar la tensión producida a la de la red (inversores para pasar de continua a alterna).
- Muchas de las centrales actuales de generación renovable responden de manera inadecuada ante incidentes en la red eléctrica como defecto de generación. Ante una subfrecuencia, los generadores se

desconectan y contribuyen a que el problema se agrave aún más.

- La generación renovable está muy íntimamente ligada a lo que se conoce como generación distribuida, esto es, a que la producción de energía eléctrica ya no solo se produce en grandes centrales, sino que también aparecen pequeños puntos de generación a lo largo de todos los niveles del sistema eléctrico. Este aspecto dificulta la operación de la red, ya que la dirección de los flujos de potencia no está tan definida como antaño.

Sin embargo, todas estas dificultades se ven compensadas por la imperiosa necesidad de reducir los combustibles fósiles, por su gran contribución a la emisión de gases perniciosos para la atmósfera, como es el CO₂, cuya evolución se muestra en la Figura 1-6, [4]. Nótese el aumento en la pendiente en los últimos años.

Figura 1-6. Evolución de la concentración de dióxido de carbono



Para poder aumentar la presencia de generación renovable en los sistemas eléctricos, con todos los aspectos negativos que ello conlleva y que se han enumerado previamente, es imprescindible tener un conocimiento muy profundo de su funcionamiento, no solo en régimen permanente, sino también desde un punto de vista dinámico.

Este trabajo va a estar enfocado en la generación basada en turbinas eólicas, en concreto, en los aerogeneradores síncronos. Conocer las ecuaciones que gobiernan el comportamiento dinámico de estos equipos es muy importante a la hora de poder predecir su respuesta ante ciertos eventos y poder actuar de manera preventiva.

Por otra parte, y más relacionado con los objetivos del Trabajo Fin de Máster, estas ecuaciones están caracterizadas por una serie de parámetros característicos de los elementos bajo estudio, ya sea parámetros

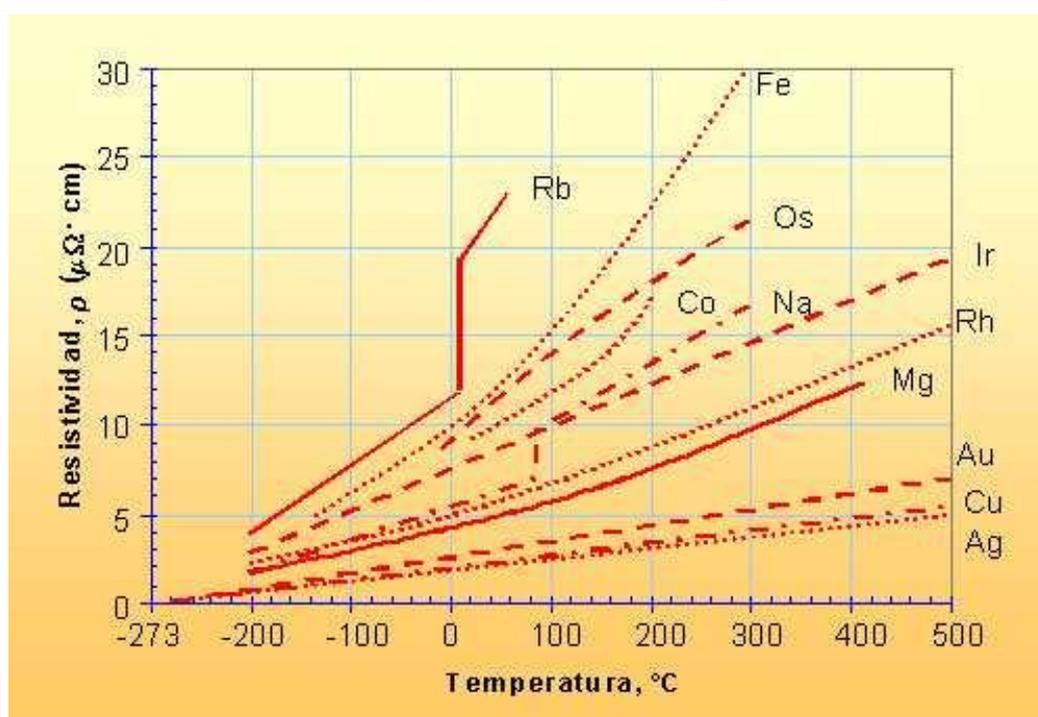
eléctricos, constantes propias de los controladores, etc.

Algunos de estos parámetros están muy relacionados con el punto de equilibrio que alcanza la máquina, mientras que otros tienen un peso más importante en la respuesta dinámica. Teniendo esto en consideración, parece incuestionable que poder predecir el comportamiento transitorio que experimenta una red pasa necesariamente por conocer el valor de estos parámetros característicos.

Las hojas de datos proporcionadas por los fabricantes de los equipos pueden ser de gran utilidad en esta tarea. Sin embargo, los valores que en ellas aparecen son fijos, independientes de factores externos, como puede ser la temperatura o del propio punto de operación en el que se encuentra trabajando la máquina.

Un ejemplo muy conocido es la variación del valor de la resistividad de un material con la temperatura (Figura 1-7, [5]). Para este caso concreto, son conocidas las constantes que modelan estos cambios. No obstante, para la gran mayoría de parámetros de una red, la dependencia con las condiciones externas es desconocida.

Figura 1-7. Variación con la temperatura de la resistividad para diferentes materiales



De aquí se deriva la necesidad de encontrar un método que permita estimar de la manera más precisa posible cual es el valor de los parámetros del sistema teniendo en cuenta las condiciones de operación en las que se encuentra.

1.2. Estimadores dinámicos de estado

Aunque corresponderá al capítulo 5 el desarrollo en profundidad sobre los filtros de Kalman, es importante conocer previamente y desde un punto de vista más genérico la utilidad de los estimadores dinámicos de estado (DSEs por sus siglas en inglés) y su aportación actual al estudio de los sistemas eléctricos de potencia.

El objetivo de los DSEs es identificar el estado oculto de un sistema, es decir, que no puede obtenerse mediante medición directa. La principal diferencia con respecto a los estimadores estáticos convencionales,

utilizados ampliamente en operación y control de sistemas eléctricos, es que el estado se supone variante en el tiempo.

Un ejemplo de DSE puede ser el observador de Luenberger, el cual se basa en modelar un sistema similar en comportamiento al original, pero del que sí pueden obtenerse medidas del estado. No obstante, entender este estimador excede los límites del presente trabajo, el cual está enfocado hacia los filtros de Kalman (KF).

Como ya se ha dicho, la explicación teórica profunda de esta técnica aparece en el capítulo 5, por lo que a continuación se va a realizar un análisis del estado del arte en lo referente a la utilización de la estimación basada en filtros de Kalman dentro de los sistemas eléctricos de potencia.

Una primera gran división puede realizarse entre los trabajos que realizan estimaciones en grandes sistemas, como en [6], [7] y [8], y los que se centran en caracterizar equipos concretos, como es el caso de generadores síncronos en [9].

Una de las principales desventajas de la formulación original del KF es que el sistema debe estar definido de forma lineal, hecho que no es muy común en los sistemas eléctricos de potencia (SEP). Por este motivo, han surgido diferentes formulaciones alternativas del filtro de Kalman que solventan de diferente manera la no linealidad del sistema estudiado.

Las dos formulaciones más utilizadas en la literatura son el *Extended Kalman Filter* (EKF), empleado en [10], y el *Unscented Kalman Filter*, [11]. Ambas formulaciones han sido comparadas en [12] para comprobar su eficacia en la estimación dinámica de estado dentro de redes eléctricas.

Una reciente formulación, denominada *Cubature Kalman Filter* (CKF), está demostrando una buena actuación ante el tipo de ecuaciones que gobierna la dinámica de los SEP. En este trabajo se ha optado por utilizar esta técnica para probar su desempeño con aerogeneradores síncronos.

El proceso de estimación requiere el conocimiento de los parámetros que aparecen en las ecuaciones del modelo. Sin embargo, cuando estos no se conocen, o se quiere estudiar su evolución con factores externos, como ya se ha comentado, estos parámetros pueden ser incorporados al vector de estados para realizar una estimación conjunta de estado y parámetros, [13], [14], [15].

Otro de los problemas principales que presenta una gran parte de los trabajos publicados sobre filtros de Kalman es la procedencia de las medidas utilizadas para alimentar el algoritmo de estimación. Cuando las medidas proceden de señales internas de la máquina, la aplicación práctica de la estimación en sistemas reales se dificulta de manera notable.

En este trabajo se propone un método de estimación conjunta de estado-parámetros aplicado a un sistema eléctrico que se explicará en la siguiente sección. Como ya se ha mencionado, la técnica utilizada se corresponde con la formulación CKF. En lo referente a las medidas utilizadas en el algoritmo, todas ellas van a ser externas a la máquina bajo estudio, ya que el objetivo de este proyecto es eminentemente práctico.

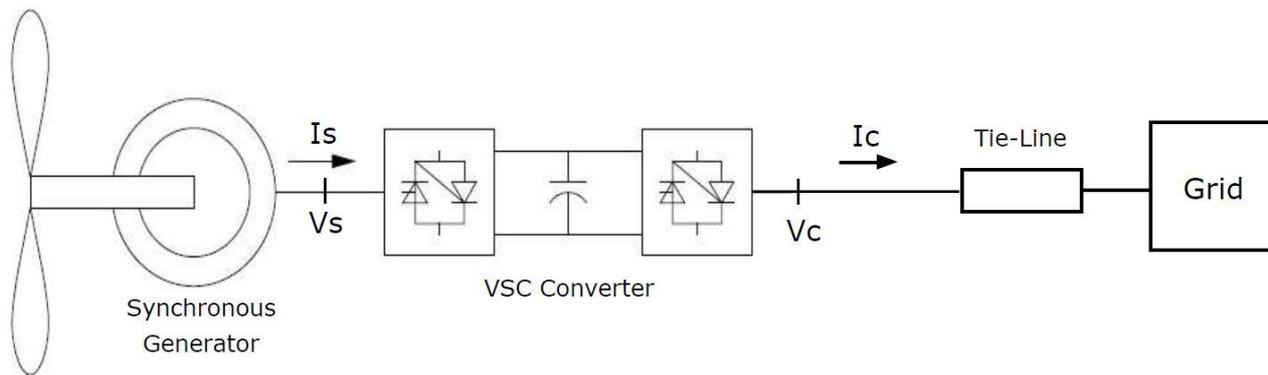
Se pretende aprovechar en la medida de lo posible las medidas que proporcionan los *Phasor Measurement Units* (PMUs), instalados en diversos puntos de la red y cuya frecuencia de muestreo es lo suficientemente elevada para el objetivo que ocupa a este trabajo.

Según la opinión personal del autor de este trabajo, la técnica propuesta supone un novedoso avance en el campo de la estimación dinámica de estados, ya que utiliza una formulación del KF aún no muy desarrollada. Además, los resultados que se muestren pueden obtenerse de manera directa en sistemas reales, por lo que su contribución a la investigación de sistemas eléctricos es elevada.

1.3. Sistema bajo estudio

A continuación se va a presentar el sistema eléctrico reducido sobre el cual se va a probar la eficacia del estimador basado en CKF propuesto en este trabajo. En la Figura 1-8 se muestra una representación de dicho sistema.

Figura 1-8. Sistema eléctrico de potencia estudiado



Se trata, como puede verse, de una turbina eólica acoplada al eje de un generador síncrono. Ambos elementos están unidos a un convertidor en fuente de tensión, con una configuración *Back-to-back* que realiza un control sobre la intensidad tanto en el lado del generador como en el de la red. Todas las ecuaciones que rigen estos elementos se desarrollarán en los dos siguientes capítulos.

Finalmente, el aerogenerador síncrono está conectado a una red de potencia infinita, esto es, con $S_{cc} \rightarrow \infty$, de manera que la impedancia del equivalente Thévenin es nula. También se incluye en el modelo una línea de transporte entre el generador y la red de impedancia serie conocida.

Cabe destacar que todo el estudio realizado sobre este sistema se hará considerando magnitudes por unidad para una mayor claridad en los cálculos. Por otra parte, el punto de operación en el que se considera el aerogenerador se indicará en el capítulo correspondiente a los diferentes casos de estudio.

1.4. Contenido del trabajo

El resto de este Trabajo Fin de Máster está estructurado de la siguiente forma:

- En el capítulo 2 se estudia el modelo utilizado para caracterizar el comportamiento de la turbina eólica, mostrando su implementación en Matlab Simulink.
- En el capítulo 3 se hace lo propio con el generador al que está acoplada la turbina, así como con el convertidor *Back-to-back* correspondiente.
- El capítulo 4 integra ambos modelos, simulando el sistema real del que se obtendrán las medidas utilizadas en la estimación basada en KFs.
- Los aspectos teóricos del filtro de Kalman y sus diferentes formulaciones se llevará a cabo en el capítulo 5, justificando la elección de la formulación *Cubature Kalman Filter* utilizada en el presente trabajo.
- La implementación del estimador utilizado en el sistema bajo estudio, analizando la sintonización empleada, se realiza en el capítulo 6.

- En el capítulo 7 se muestran los casos de estudio considerados para probar la precisión y robustez del algoritmo propuesto. Se evaluarán gráficamente los resultados obtenidos en cada una de las situaciones.

- Finalmente, en el capítulo 8 se exponen las conclusiones derivadas de los resultados anteriormente presentados, proponiendo en qué aspectos puede mejorarse la técnica desarrollada y posibles líneas de trabajo futuras.

2. MODELADO DE LA TURBINA EÓLICA

En este capítulo y posteriores se va a proceder a presentar y describir las ecuaciones que modelan el comportamiento de una turbina eólica, conectada en su eje a un generador síncrono de imanes permanentes, cuyo acoplamiento a la red se efectúa a través de un *Back-to-back Voltage Source Converter* que lleva a cabo el control de distintas variables del grupo de generación, tales como la tensión en los terminales o la potencia intercambiada, activa y reactiva.

El propósito de la elaboración de estos modelos dinámicos y su posterior simulación en Matlab Simulink es obtener las medidas necesarias para su posterior incorporación en el proceso de estimación de estado y parámetros mediante filtros de Kalman.

A continuación se profundizará en las ecuaciones de la turbina eólica, tanto diferenciales como algebraicas, indicando el valor dado en la simulación a los parámetros involucrados en ellas y que será estimado más adelante en este trabajo.

Los estudios del PMSG y el VSC se realizarán en el capítulo 4. Por último, en el capítulo 5 se incluirán las pruebas de simulación para el conjunto que determinarán la validez del modelo.

2.1 Potencia extraída del viento

En este trabajo se va a considerar una turbina con control del ángulo de pala, es decir, que se puede controlar la forma en la que incide el viento mediante una rotación de las palas, pudiendo así maximizar la potencia producida o evitar situaciones super-síncronas en el rotor cuando la velocidad del viento es excesiva.

Cabe destacar que, al estar la turbina acoplada a un generador síncrono de imanes permanentes, es innecesaria la utilización de una caja de engranajes, reduciendo de esta manera el mantenimiento de la instalación.

Teniendo presente lo anterior, la ecuación que relaciona la velocidad del viento, v_w , con la potencia mecánica, p_w , que puede ser extraída por una turbina es la siguiente:

$$p_w = \frac{\rho}{2S_n} c_p(\lambda, \theta_p) \pi R^2 v_w^3 \quad 2-1$$

Donde S_n es la potencia nominal de la turbina, de manera que la ecuación 2-1 se encuentra expresada en por unidad, ρ es la densidad del viento y R el radio. Por su parte, el coeficiente de potencia, c_p , representa el hecho de que solo una parte de la potencia contenida en el viento puede ser extraída, ya que el aire no puede tener velocidad nula tras atravesar la turbina. En la práctica se puede calcular que el valor de c_p viene acotado por el

límite de Betz (aproximadamente 0.59).

Este coeficiente de potencia depende tanto del ángulo de la pala en cada instante, θ_p , como de la velocidad específica, λ , que relaciona la velocidad en punta en las palas con la velocidad del viento según la expresión,

$$\lambda = \frac{\omega R}{v_w p} \quad 2-2$$

siendo ω la velocidad angular del eje de la turbina y p el número de pares de polos del generador.

Existen diversas formas de expresar el coeficiente de potencia en función de la velocidad específica y el ángulo de pala, en este trabajo se ha optado por utilizar la siguiente ecuación, obtenida de [16].

$$c_p = 0.22 \left(\frac{116}{\lambda_i} - 0.4\theta_p - 5 \right) e^{-\frac{12.5}{\lambda_i}} \quad 2-3$$

con,

$$\frac{1}{\lambda_i} = \frac{1}{\lambda + 0.08\theta_p} - \frac{0.035}{\theta_p^3 + 1} \quad 2-4$$

2.2 Dinámica del ángulo de pala

Como ya se ha mencionado, se va a considerar que el ángulo de las palas puede variarse externamente para controlar la velocidad angular del rotor a un valor de referencia.

Es importante diferenciar entre el modelo utilizado en la simulación, que se usará en la obtención de medidas del sistema, y el modelo que va a implementarse en el algoritmo de estimación. En este trabajo se busca principalmente favorecer la aplicación práctica de la técnica propuesta, de ahí que el modelo de simulación, que representa la realidad, es más complejo que el empleado en el filtro de Kalman, que se detallará en apartados posteriores.

La dinámica seleccionada para la implementación del filtro es una de primer orden y viene dada por la siguiente ecuación diferencial [16]:

$$\dot{\theta}_p = \frac{K_p(\omega - \omega^{ref}) - \theta_p}{T_p} \quad 2-5$$

donde ω^{ref} es la referencia de la velocidad angular.

Es importante destacar que el valor del ángulo θ_p siempre debe permanecer entre un valor mínimo de 0° y un máximo de 45° por motivos de seguridad mecánica.

2.3 Parámetros

Una vez presentadas las ecuaciones que modelan la producción de potencia de la turbina y el control del ángulo de las palas, se van a presentar a continuación los parámetros que están presentes en ellas. En la Tabla 2-1 se muestran las constantes cuyos valores se van a considerar conocidos, así como su definición el valor numérico que les ha sido impuesto en la simulación y que se mantendrá en la implementación del filtro de Kalman,

Tabla 2-1 Parámetros conocidos de la turbina

Símbolo	Definición	Valor de simulación
R	Radio de la turbina (m)	10
S_n	Potencia nominal (MW)	10
ρ	Densidad del aire (kg/m^3)	1.225
p	Pares de polos del generador (-)	2

Por su parte, en la Tabla 2-2 aparecen los parámetros que van a incluirse en el proceso de estimación, involucrados en la dinámica del ángulo de pala. Cabe destacar que los valores en esta tabla servirán posteriormente para contrastar la precisión en la estimación realizada mediante filtros de Kalman.

Tabla 2-2 Parámetros a estimar del control de ángulo

Símbolo	Definición	Valor de simulación
K_p	Ganancia del control de ángulo (pu)	10
T_p	Constante de tiempo del control de ángulo (s)	1.225

2.4 Implementación en Matlab Simulink

Con las ecuaciones 2-1 a 2-5 y los valores de simulación de los parámetros que se han presentado, es posible efectuar la implementación del modelo en el *software* Matlab Simulink, para lo cual se han transformado las ecuaciones al dominio de Laplace de forma que puedan incorporarse los bloques correspondientes. En la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se muestra el resultado para la producción de potencia del viento.

La dinámica correspondiente al control de ángulo de pala para el modelo de simulación puede verse representada en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**

Las entradas y salidas de estos diagramas de bloques serán conectadas a los demás componentes del modelo de simulación, que se presentará en los siguientes capítulos.

Figura 2-1. Diagrama de bloques del funcionamiento de la turbina

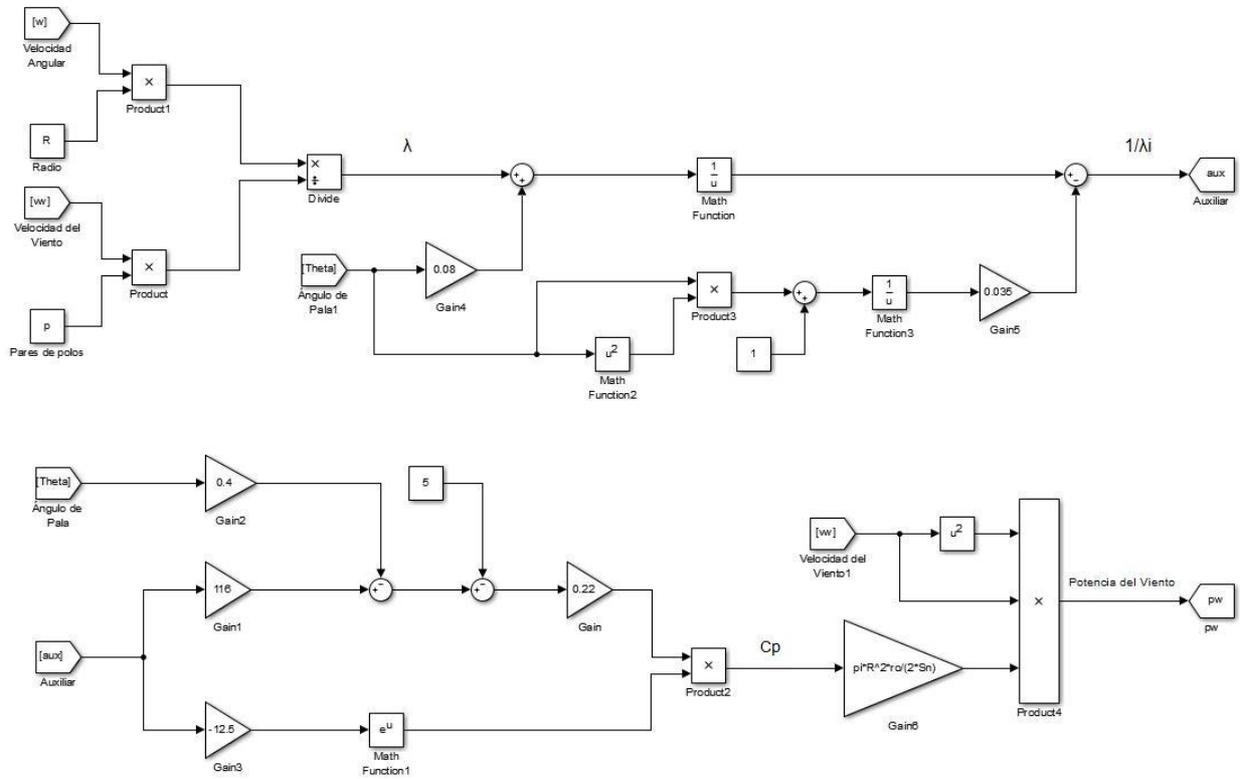
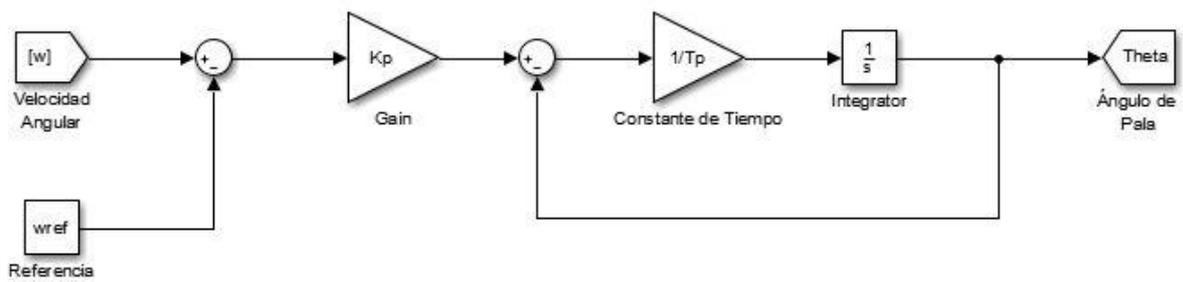


Figura 2-2. Diagrama de bloques del control del ángulo de pala



3. MODELADO DEL GENERADOR Y EL CONVERTIDOR

Continuando con las ecuaciones presentadas en el capítulo anterior para el modelado de la turbina eólica, en este capítulo se hará lo propio con las ecuaciones que gobiernan la dinámica del generador síncrono de imanes permanentes y del convertidor Back-to-back encargado del control de la tensión en los terminales del grupo generador y la potencia intercambiada con la red.

Siguiendo el esquema del capítulo 2, se presentarán los parámetros que posteriormente se van a incluir en el proceso de estimación de estados, así como representaciones de los diagramas de bloques elaborados en Matlab Simulink.

3.1 Generador síncrono de imanes permanentes

En el presente trabajo, el esquema de conexión seleccionado para la turbina eólica es el denominado *Full Converter*, el cual permite un control independiente de la potencia activa y reactiva intercambiadas, así como de la tensión de operación.

Esta tecnología es usualmente implementada mediante generadores síncronos de imanes permanentes o *Direct-Drive*, el cual se diferencia de un generador síncrono convencional en que el devanado de excitación ha sido sustituido por un sistema de imanes que proporcionan un flujo constante.

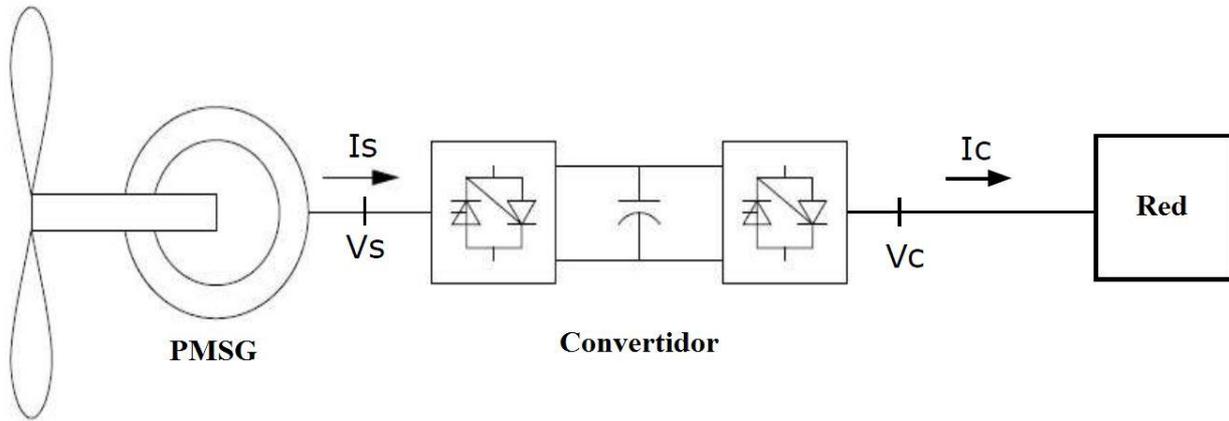
Al no existir una regulación de la excitación, y para evitar que la tensión salga de los límites exigidos de funcionamiento, es necesario incorporar sistemas basados en electrónica de potencia a la salida de la máquina para mantener la tensión dentro de unos límites impuestos.

3.1.1 Modelo utilizado

Existen numerosos modelos para describir el comportamiento dinámico de un generador síncrono, basados en ecuaciones diferenciales que modelan la evolución de las distintas variables de estado consideradas. Sin embargo, incluir en este trabajo alguno de estos modelos aumentaría notablemente la complejidad del sistema en conjunto. Por esta razón se ha optado por estudiar un modelo en régimen permanente del generador, pudiendo de esta manera analizar con mayor profundidad las dinámicas del control del sistema aerogenerador, [16].

Antes de escribir las ecuaciones empleadas, es necesario distinguir dos nudos eléctricos dentro del sistema, uno en el lado del generador, que denotaremos con el subíndice s y otro en el lado de la red, diferenciado por el subíndice c . Estos nudos están separados precisamente por el convertidor que se estudiará posteriormente y que desacopla el generador de la red. Podemos apreciar mejor esta diferenciación en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, correspondiente al sistema eléctrico bajo estudio presentado en el capítulo 1, pero incluyendo la nomenclatura adaptada a las ecuaciones estudiadas.

Figura 3-1. Esquema de los dos nudos eléctricos con su denominación



La única dinámica que se va a considerar relacionada con el generador es la del propio eje que lo conecta con la turbina. En este trabajo se va a suponer que dicho eje es rígido, de manera que pueden unirse los términos de inercia en uno solo, que se denominará como H_{tm} y que será objeto de estimación posteriormente. La ecuación diferencial que modela el comportamiento del eje queda:

$$\omega' = \frac{p_w - p_s}{2H_{tm}\omega} \quad 3-1$$

siendo p_s la potencia eléctrica producida por el PMSG y cuya expresión viene dada por:

$$p_s = v_{sd}i_{sd} + v_{sq}i_{sq} \quad 3-2$$

Como se puede apreciar, se han empleado los ejes dq para representar tanto la tensión como la intensidad, pudiendo así representar las magnitudes con valores continuos, facilitando el análisis posterior. La potencia reactiva de la máquina sigue la siguiente ecuación:

$$q_s = v_{sq}i_{sd} - v_{sd}i_{sq} \quad 3-3$$

Por último, se van a presentar las ecuaciones electromagnéticas del generador, que relacionan la tensión y la intensidad de la siguiente manera,

$$v_{sd} = \omega L_q i_{sq} \quad 3-4$$

$$v_{sq} = -\omega(L_d i_{sd} - \Psi_p) \quad 3-5$$

Nótese que en estas ecuaciones se ha considerado despreciable la resistencia estática frente a las reactivancias.

3.1.2 Parámetros

Para las ecuaciones del generador síncrono presentadas, el único parámetro que no se va a considerar como conocido y que se incluirá en el proceso de estimación es la inercia del eje H_{tm} , para la cual se ha tomado un valor de 4 s en la simulación.

En cuanto al resto de parámetros de las ecuaciones (3-4) y (3-5) y que se definen en la Tabla 2-1 Tabla 3-1 se va a asumir que sus valores reales pueden obtenerse mediante ensayos realizados en la máquina y se van a incorporar como tal en la implementación del filtro de Kalman.

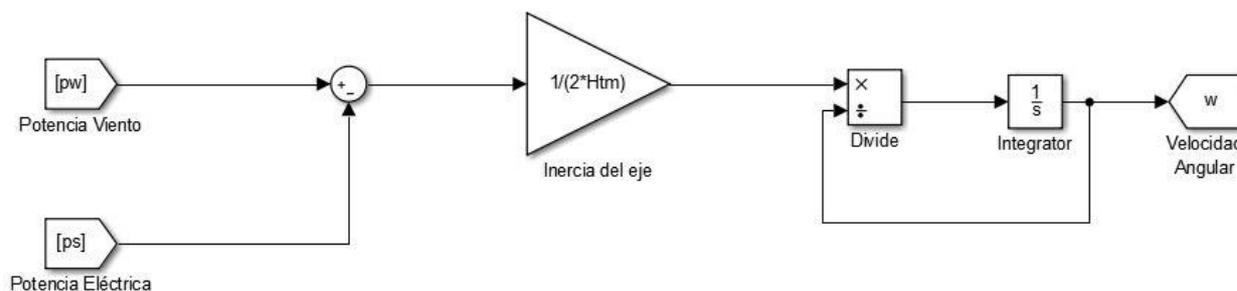
Tabla 3-1. Parámetros conocidos del PMSG

Símbolo	Definición	Valor de simulación
L_q	Inductancia en el eje q (pu)	0.3
L_d	Inductancia en el eje d (pu)	1
L_p	Inductancia de campo permanente (pu)	1.2

3.1.3 Implementación en Matlab Simulink

La representación mediante diagrama de bloques de la ecuación correspondiente a la dinámica del eje convertida al dominio de Laplace puede verse en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia..**

Figura 3-2. Diagrama de bloques de la dinámica del eje



Para las ecuaciones algebraicas 3-2 a 3-5 se ha utilizado el bloque *Matlab function* para reproducirlas de la forma expuesta anteriormente.

3.2 Convertidor Back-to-back

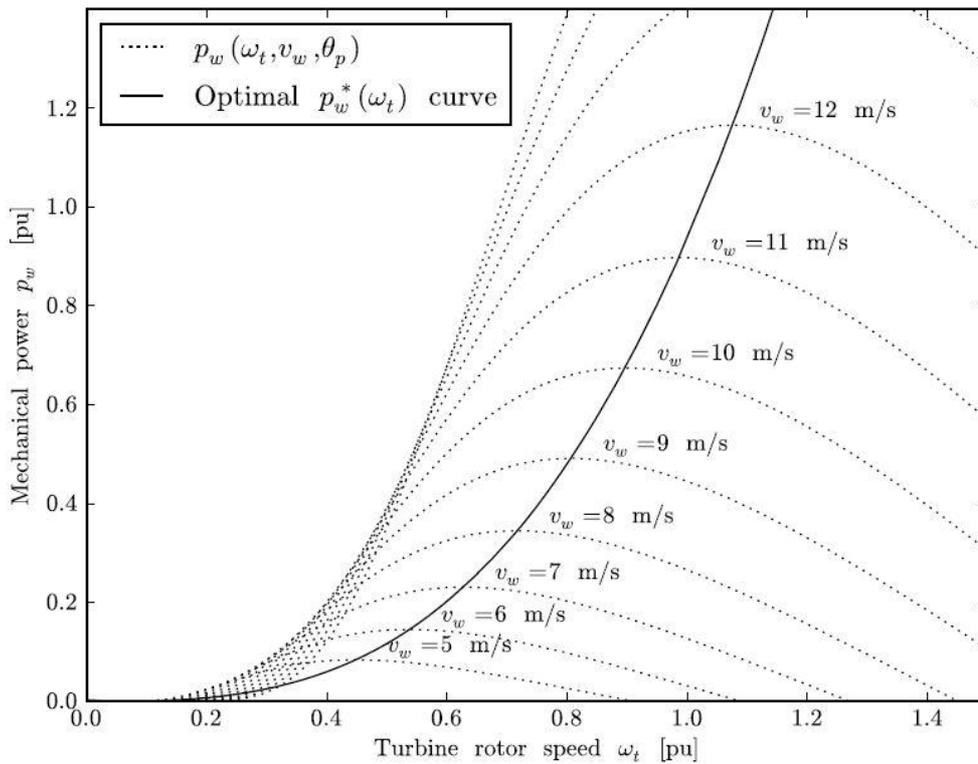
El último elemento que se va a modelar es el convertidor *Back-to-back* encargado de conectar el generador síncrono con la red externa. En este trabajo, las variables de control que se van a considerar son las intensidades en ambos extremos del convertidor, i_s e i_c , proyectadas sobre los ejes dq.

Con estas variables se pretende mantener un control sobre la potencia intercambiada con la red, la tensión en el punto de conexión y la velocidad angular del rotor, siguiendo el modelo de [16].

3.2.1 Ecuaciones dinámicas

Con la componente en el eje q de la intensidad a la entrada del convertidor, i_{sq} , se puede lograr que la velocidad a la que gira el eje sea aquella que permita una producción óptima de potencia mecánica. Existen una serie de curvas características que relacionan la velocidad de giro con dicha potencia, pudiendo distinguirse un máximo para cada valor de la velocidad del viento, tal y como puede apreciarse en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**

Figura 3-3 Curva potencia-velocidad angular para distintos valores de la velocidad del viento



En esta gráfica puede verse en trazo continuo la línea que une todos los puntos óptimos. En este trabajo se va a utilizar la siguiente expresión simplificada para esta potencia óptima:

$$p_w^*(\omega) = \begin{cases} 0 & \text{si } \omega < 0.5pu \\ 2\omega - 1 & \text{si } 0.5 < \omega < 1pu \\ 1 & \text{si } \omega > 1pu \end{cases} \quad 3-6$$

Con esta relación presente, la ecuación dinámica que modela el control de i_{sq} es la siguiente:

$$i'_{sq} = \frac{1}{T_{qs}} \left(\frac{p_w^*(\omega)}{v_{sq}} - i_{sq} \right) \quad 3-7$$

En lo referente a la componente de intensidad en el eje d, con ella se puede establecer un control sobre la potencia reactiva intercambiada por el generador síncrono, a través de la dinámica siguiente:

$$i'_{sd} = \frac{1}{T_{ds}} (K_{ds}(q_{s0} - q_s) - i_{sd}) \quad 3-8$$

Donde q_{s0} se trata del valor obtenido para la potencia reactiva en el proceso de inicialización que se comentará en el siguiente capítulo.

Las otras dos variables de control estudiadas son las componentes en ejes dq de la intensidad en el lado del convertidor correspondiente a la red, i_{cq} e i_{cd} , mediante las cuales podemos controlar, respectivamente, la potencia activa intercambiada y la tensión en el punto de conexión a la red. Las correspondientes ecuaciones diferenciales son:

$$i'_{cq} = K_{qc}(p_s - p_c) \quad 3-9$$

$$i'_{cd} = \frac{1}{T_{dc}} (K_{dc}(v^{ref} - v_c) - i_{cd}) \quad 3-10$$

Siendo v^{ref} el valor de referencia de la tensión a la salida del convertidor. En cuanto a la tensión real en este mismo punto, v_c , y la potencia activa entregada a la red, p_c , pueden calcularse mediante las siguientes expresiones:

$$p_c = v_{cd}i_{cd} + v_{cq}i_{cq} \quad 3-11$$

$$v_c = \sqrt{v_{cd}^2 + v_{cq}^2} \quad 3-12$$

Nótese en la ecuación 3-9 que la dinámica se corresponde con un integrador puro, esto es así debido a que se está considerando que el convertidor *Back-to-back* tiene unas pérdidas de potencia activa despreciables y que en el régimen permanente coincidirán los valores de p_s y p_c .

En este caso, las ecuaciones incorporadas en la estimación mediante filtro de Kalman se consideraron suficientemente complejas, y también fueron las utilizadas para desarrollar la simulación con la que se obtendrán las medidas del sistema.

3.2.2 Parámetros

Las constantes propias del control ejercido por el convertidor también va incluirse en el proceso de estimación de estados mediante filtros de Kalman, pudiendo ver la deficiencia de cada una, así como su valor en la simulación en la Tabla 3-2.

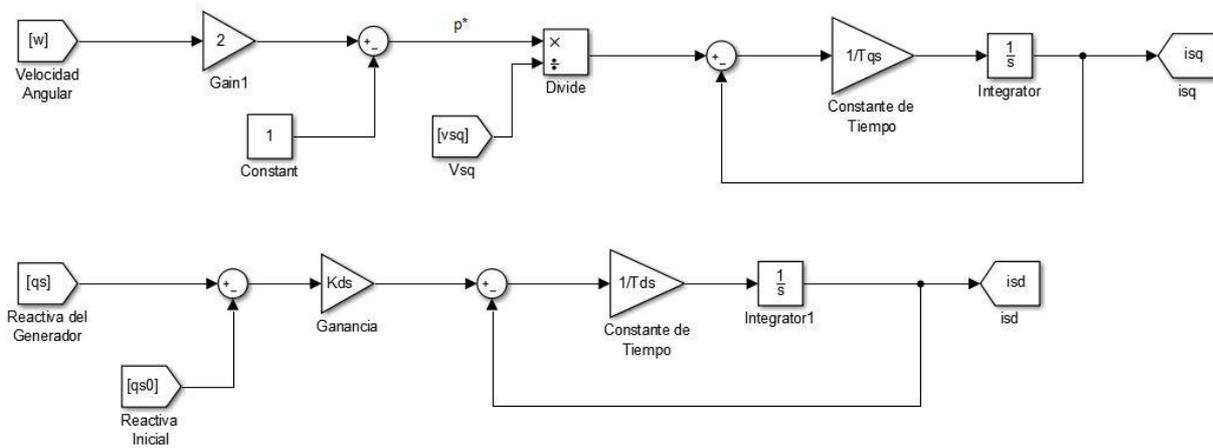
Tabla 3-2. Parámetros a estimar del convertidor *Back-to-back*

Símbolo	Definición	Valor de simulación
T_{qs}	Constante de tiempo del control de velocidad angular (s)	0.5
K_{ds}	Ganancia del control de potencia reactiva	1.5
T_{ds}	Constante de tiempo del control de potencia reactiva (s)	0.5
K_{qc}	Ganancia del control de potencia activa (pu)	35
K_{dc}	Ganancia del control de tensión (pu)	1.5
T_{dc}	Constante de tiempo del control de tensión (s)	0.5

3.2.3 Implementación en Matlab Simulink

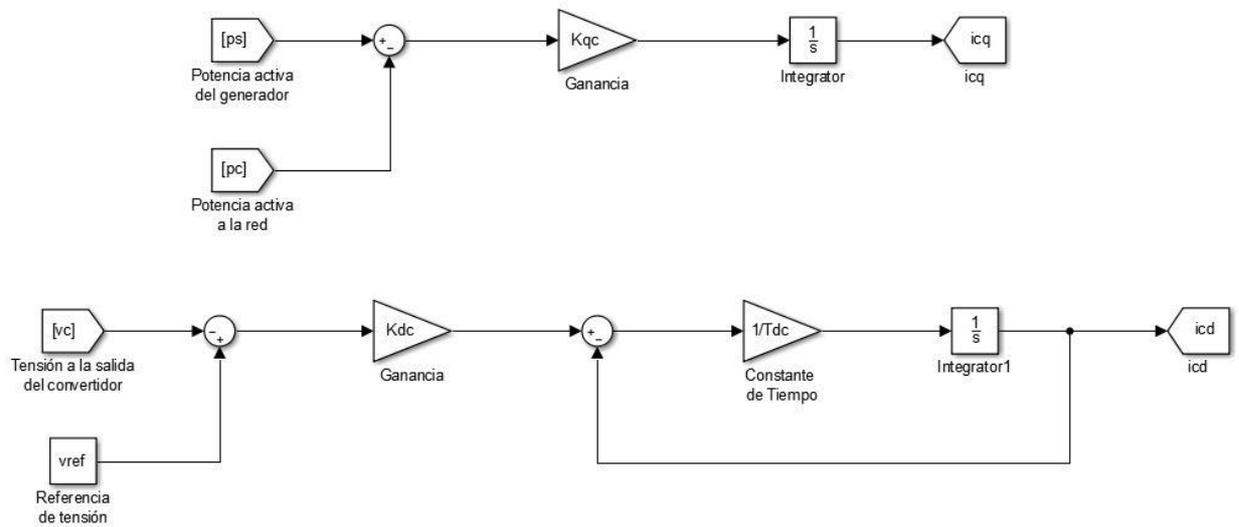
Las ecuaciones diferenciales 3-7 a 3-10 se han expresado mediante diagrama de bloques tal y como puede apreciarse en las Figuras **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** y **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** para las intensidades i_s e i_c respectivamente.

Figura 3-4. Diagrama de bloques de la dinámica de i_s



Por su parte, las ecuaciones 3-11 y 3-12 se han incorporado mediante un nuevo bloque *Matlab function*.

Figura 3-5. Diagrama de bloques de la dinámica de i_c



4. SIMULACIÓN DEL MODELO COMPLETO

Una vez descritos el sistema diferencial-algebraico (DAE) que modela todos los elementos que van a integrar el sistema bajo estudio, en este capítulo se va a presentar la manera en que se ha llevado a cabo el acoplamiento de los mismos y de esta manera proceder a la simulación a partir de la cual se obtendrán las medidas que serán utilizadas posteriormente en la implementación del filtro de Kalman para la estimación de estados.

En primer lugar se van a desarrollar las ecuaciones que involucran al circuito externo al que está conectado el sistema aerogenerador y que se emplearán para cerrar el modelo. Posteriormente se estudiarán aspectos propios de la simulación, como los valores iniciales de las variables de estado o las referencias introducidas en el sistema de control.

Finalmente, y a modo ilustrativo se presentarán las gráficas más representativas obtenidas mediante Matlab Simulink.

4.1 Circuito externo

Como pudiera verse en la Figura 1-8 del capítulo 1, el aerogenerador compuesto por la turbina, el PMSG y el convertidor *Back-to-back*, se encuentran conectados a una red de potencia infinita a través de una línea de transporte, que en este trabajo va a ser modelada mediante una impedancia serie de valor $z_L = r_L + jx_L = 0.01 + j0.1 pu$.

Las ecuaciones externas al generador que se van a mostrar a continuación sirven para relacionar la tensión v_c a la salida del convertidor, con la que impone la red de potencia infinita, modelada como una fuente de tensión cuyo módulo, v_{red} , y ángulo, θ_{red} , evolucionan como *random walks* Gaussianos, con un valor medio 1 pu para el módulo y 0 rad para el ángulo y una desviación típica $R_w = 10^{-4}$ en ambos casos. Esta evolución puede apreciarse en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia..**

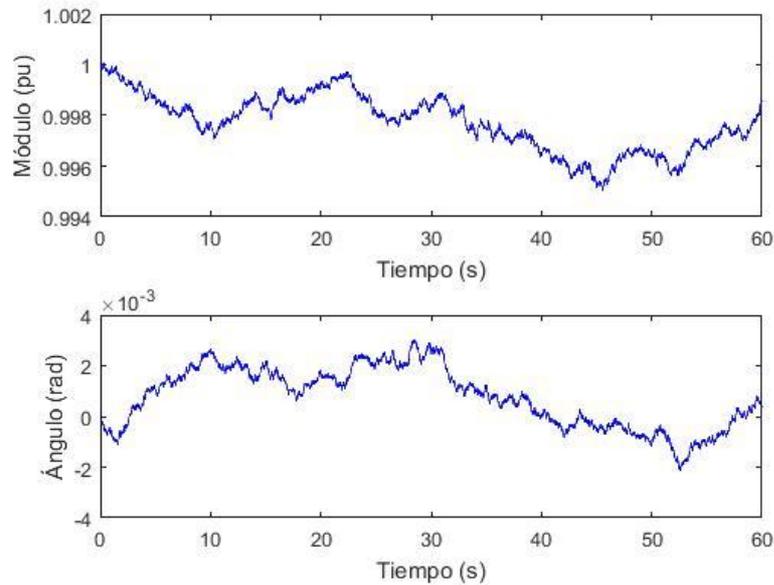
El mencionado sistema de ecuaciones queda:

$$v_{cd} = -v_{red} \sin \theta_{red} + r_L i_{cd} - x_L i_{cq} \quad 4-1$$

$$v_{cq} = -v_{red} \cos \theta_{red} + r_L i_{cq} + x_L i_{cd} \quad 4-2$$

A la hora de implementar las ecuaciones 4-1 y 4-2 en Simulink, se ha hecho mediante un bloque *Matlab function*.

Figura 4-1 Representación de los Random Walks que modelan la tensión de la red



4.2 Valores iniciales y referencias

Uno de los aspectos más importantes a la hora de realizar una correcta simulación del sistema que se pretende estudiar es establecer de forma adecuada los valores iniciales a partir de los cuales comenzarán a evolucionar las variables de estado del modelo, ya que no ajustar bien estos valores podría derivar en inestabilidades numéricas.

En este trabajo se ha utilizado un proceso de inicialización, propuesto en [17] para turbinas eólicas acopladas a generadores síncronos de imanes permanentes. El proceso se basa en el régimen permanente, de manera que no es preciso conocer el valor de los parámetros dinámicos de los controladores para establecer las variables de estado iniciales.

En la se listan los valores obtenidos suponiendo que existe un intercambio de potencia compleja con la red de $s = 0.7 + j0.5 pu$ y que la velocidad del viento es $v_w = 16m/s$.

Tabla 4-1. Valores iniciales de las variables de estado del modelo

Variable de estado	Unidades	Valor inicial
ω	pu	0.85
θ_p	rad	0
i_{sd}	pu	1
i_{sq}	pu	1.07
i_{cd}	pu	0.4
i_{cq}	pu	0.75

Con estos valores iniciales y las ecuaciones del generador síncrono, se ha podido calcular un valor inicial de la potencia reactiva del mismo $q_{s0} = -0.5 pu$ que será introducido en la ecuación 3-8.

Otro aspecto a tener en cuenta previo a la simulación es determinar los valores de referencia con los que van a operar los sistemas de control. En este trabajo, considerando el valor medio supuesto de la velocidad del viento antes indicado y la caída de tensión existente en la línea, se han tomado como referencias $v^{ref} = 1.04 pu$ y $\omega^{ref} = 0.85 pu$.

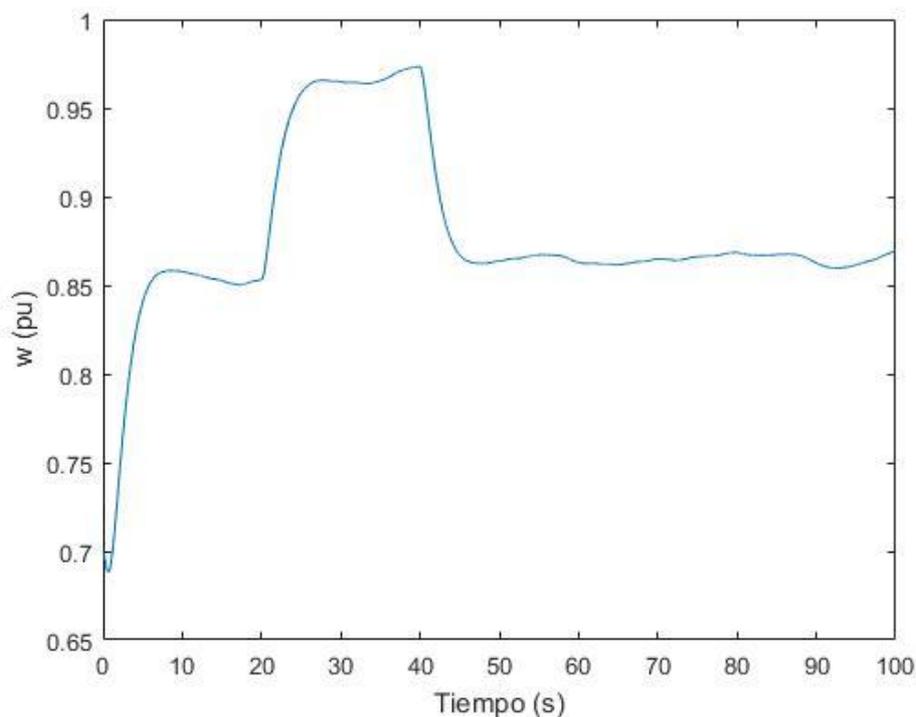
4.3 Resultados de la simulación

El último paso para dar por finalizada la fase de modelado de este trabajo es validar adecuadamente que la simulación es válida y que proporciona los datos adecuados para introducirlos en el filtro de Kalman.

Para poner a prueba el sistema de control, se ha supuesto una perturbación consistente en un escalón en la velocidad del viento, de 16m/s hasta 18m/s desde los 20 hasta los 40s de simulación, la cual tendrá una duración total de 100s.

A modo de ejemplo, se presentan a continuación los resultados de la simulación para las variables de estado, comenzando por la velocidad angular del eje y el ángulo de pala, que se muestran en las Figuras **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** y **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**

Figura 4-2 Simulación de la velocidad angular del eje



Por su parte, la evolución de las corrientes i_s e i_c proyectadas en ejes dq aparecen en las Figuras 4-4 y 4-5 respectivamente.

Como se puede apreciar, tras el transitorio inicial y el derivado por la perturbación en la velocidad del viento, se alcanza un punto de equilibrio, haciendo constar que el modelo funciona según lo esperado y pudiendo dar por concluida esta parte del trabajo. En los siguientes capítulos se estudiará la herramienta que se va a emplear en la estimación dinámica de estados, desde un punto de vista teórico y su implementación al sistema bajo

estudio.

Figura 4-3 Simulación del ángulo de pala

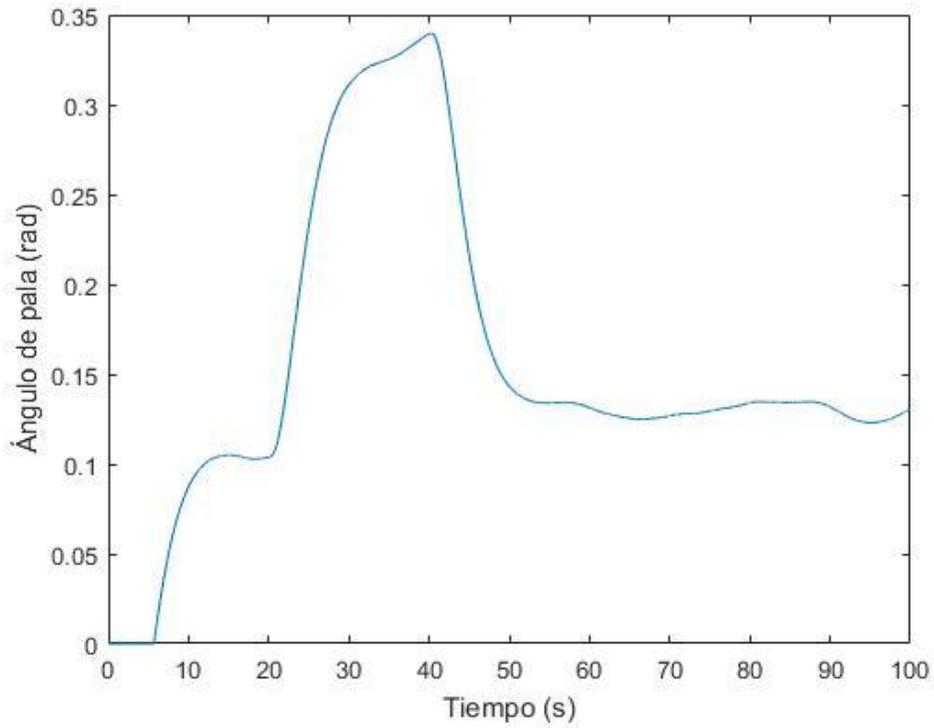


Figura 4-4 Simulación de la intensidad en el lado del generador

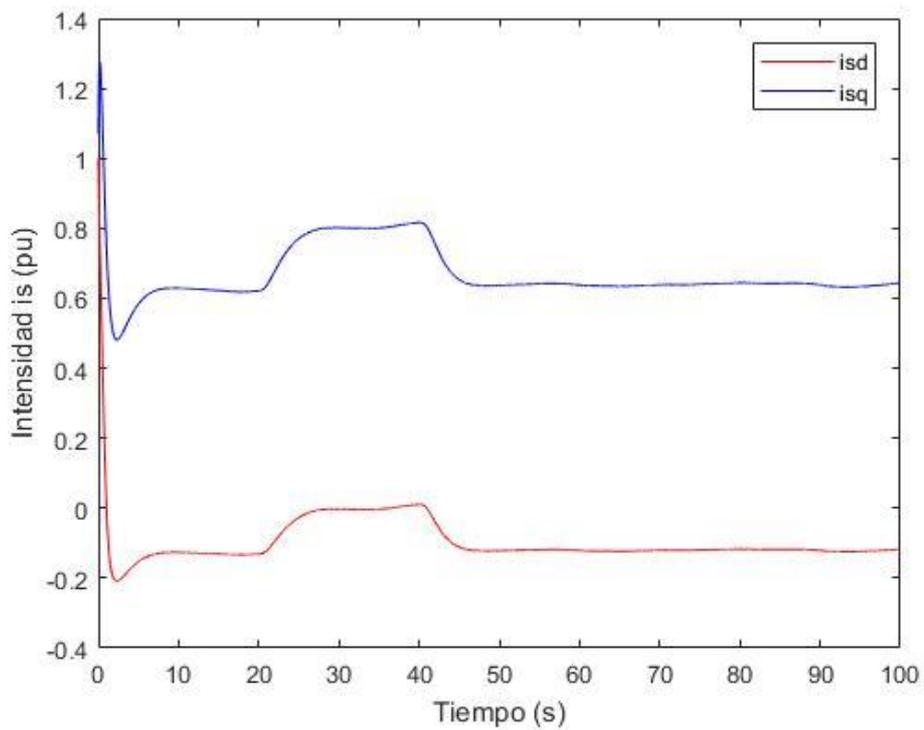
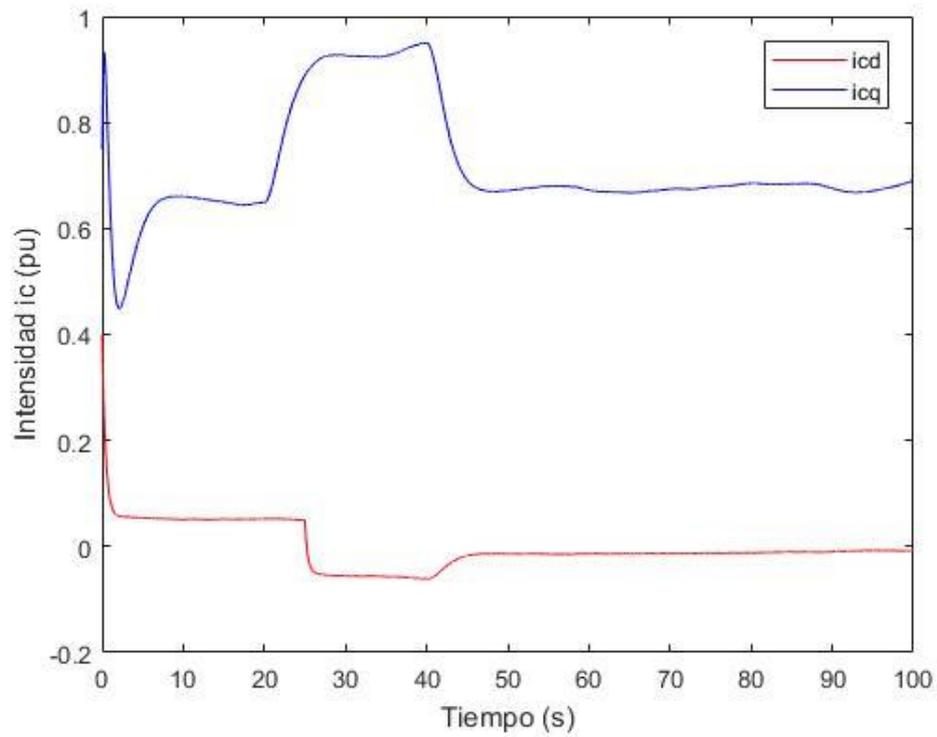


Figura 4-5 Simulación de la intensidad en el lado de la red



5. FILTRO DE KALMAN. ASPECTOS TEÓRICOS

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 [18], 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 definiremos 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 si nos introducimos en el 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, buscamos 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 llegamos 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:

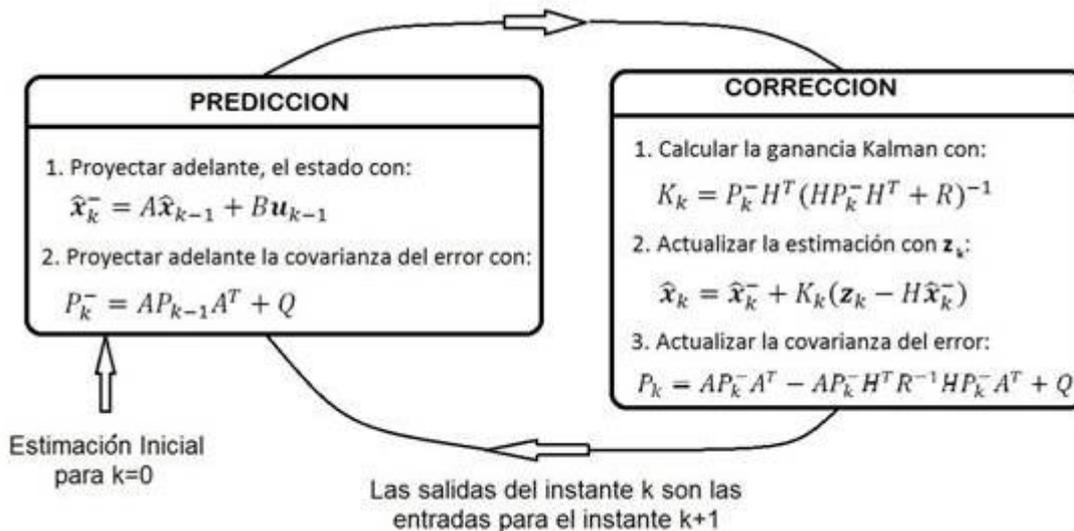
$$P_n = E\{e_n e_n^T\} = (I - K_n H_n) P_n^- (I - K_n H_n)^t + K_n R_n K_n^t \quad 5-12$$

Solo resta conocer el valor de la ganancia de Kalman en cada instante. Para ello, imponemos 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, [19].

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 de la turbina eólica, el generador síncrono de imanes permanentes y el convertidor en fuente de tensión 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, que ha demostrado una muy buena actuación ante sistemas fuertemente no lineales, es ampliamente utilizada en diversas publicaciones, de ahí que, para remarcar el carácter novedoso de este trabajo se haya decidido no emplearla.

- *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.

Finalmente, la formulación utilizada del filtro de Kalman, es la denominada *Cubature Kalman Filter* (CKF), cuyo algoritmo será desarrollado en profundidad en el siguiente apartado.

5.4 Cubature 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. Como ya se ha mencionado previamente, el CKF no requiere de un modelo lineal del sistema, por lo que podemos expresar 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 CKF 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 [20]:

A. Etapa de predicción

Como ya se ha dicho anteriormente, en cada iteración se parte de la estimación procedente de la iteración anterior, \hat{x}_{k-1} , de tamaño L , y de la matriz de covarianza P_{k-1} . Partiendo de estos valores, se calcula un conjunto de puntos, denominados *cubature points*, de la siguiente manera.

$$S_{k-1}S_{k-1}^T = P_{k-1} \quad 5-18$$

$$x_{k-1}^i = S_{k-1}\xi_i\sqrt{L} + \hat{x}_{k-1} \quad i = 1, \dots, 2L$$

Donde S es la raíz cuadrada definida positiva de la matriz P , habiéndose considerado en este trabajo la factorización de Cholesky. Por su parte, ξ_i es el i -ésimo nudo de cubatura, obtenido a partir de la intersección de la esfera unitaria y los ejes en \mathbb{R}^L .

Estos puntos son evaluados posteriormente en la función de estado $f(\cdot)$, obteniendo de esta manera un conjunto de $2L$ vectores x_k^{i-} a partir de los cuales se calcula la estimación *a priori* definida por \hat{x}_k^- y P_k^- como se indica:

$$\hat{x}_k^- = \frac{1}{2L} \sum_{i=1}^{2L} x_k^{i-} \quad 5-19$$

$$P_k^- = \frac{1}{2L} \sum_{i=1}^{2L} x_k^{i-} x_k^{i-T} - \hat{x}_k^- \hat{x}_k^{-T} + Q_k$$

Pudiendo dar por concluida de esta manera la primera etapa de predicción dentro del algoritmo del estimador CKF.

B. Etapa de corrección

Una vez calculada la estimación *a priori* del estado, la matriz de covarianza del error de estimación del mismo, P_k^- , es nuevamente factorizada,

$$S_k^- S_k^{-T} = P_k^-$$

para obtener con esta matriz S_k^- , un nuevo conjunto de $2L$ *cubature points*

$$x_k^{i-} = S_k^- \xi_i \sqrt{L} + \hat{x}_k^- \quad i = 1, \dots, 2L \quad 5-20$$

En esta etapa, estos puntos se evalúan con la función de medición $g(\cdot)$, definiendo de esta manera los valores:

$$y_k^{i-} = g(x_k^{i-}, u_k) \quad i = 1, \dots, 2L \quad 5-21$$

Con estos valores es posible calcular la estimación de la medida, \hat{z}_k^- , la matriz de covarianza de esta estimación, denominada P_{zk}^- , y una última matriz que representa la covarianza cruzada que existe entre el estado y las medidas, P_{xzk}^- :

$$\hat{z}_k^- = \frac{1}{2L} \sum_{i=1}^{2L} \gamma_k^{i-} \quad 5-22$$

$$P_{zk}^- = \frac{1}{2L} \sum_{i=1}^{2L} \gamma_k^{i-} \gamma_k^{i-T} - \hat{z}_k^- \hat{z}_k^{-T} + R_k \quad 5-23$$

$$P_{xzk}^- = \frac{1}{2L} \sum_{i=1}^{2L} x_k^{i-} \gamma_k^{i-T} - \hat{x}_k^- \hat{z}_k^{-T} \quad 5-24$$

Pudiendo calcular de esta manera la ganancia de Kalman, a partir de la expresión:

$$K_k = P_{xzk}^- (P_{zk}^-)^{-1} \quad 5-25$$

La estimación *a posteriori* del estado y de la covarianza del error de estimación sigue unas ecuaciones similares a las que se contemplaron en la implementación original del KF:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k \cdot (z_k - \hat{z}_k^-) \quad 5-26$$

$$P_k = P_k^- - K_k P_{zk}^- K_k^T \quad 5-27$$

Estos valores son realimentados para la siguiente iteración del algoritmo del CKF. De esta manera se da por concluida la explicación desde un punto de vista teórico-práctico del filtro de Kalman y de la formulación estudiada en este trabajo.

En el siguiente capítulo se verá la aplicación del CKF al sistema aerogenerador, determinando la sintonización de los distintos parámetros del estimador, así como el punto inicial del que parte el algoritmo, definido por el vector \hat{x}_0 y la matriz P_0 .

6. IMPLEMENTACIÓN DEL FILTRO DE KALMAN

En el capítulo anterior se ha presentado el origen y las principales aplicaciones del filtro de Kalman en la actualidad, así como las distintas formulaciones existentes del mismo y la manera en que estas se adaptan a la naturaleza de las ecuaciones que rigen la dinámica del sistema que se pretenda estudiar. Con estos criterios, se ha justificado que el CKF es la formulación que se va a utilizar en este trabajo para la estimación de estado y parámetros de un sistema aerogenerador controlado a través de un convertidor *Back-to-back*. Posteriormente se ha desarrollado el algoritmo recursivo del CKF, en sus fases de predicción y corrección.

Con todo lo anterior presente, en este capítulo se va a establecer la implementación del proceso de estimación, relacionando los aspectos teóricos del CKF con el sistema bajo estudio.

En primer lugar se presentará el correspondiente vector de estados, el cual ha sido modificado convenientemente para mejorar la convergencia del proceso. Para estas variables de estado modificadas se reescribirán las ecuaciones de estado presentadas en los capítulos 2 y 3.

Otro aspecto que se va a tratar es el de definir las señales procedentes del modelo de simulación que se van a utilizar como medidas para el estimador, pudiendo expresar las mismas como función de las variables de estado modificadas. Por último se detallarán los ajustes con los que se ha sintonizado el CKF, dejando para capítulos posteriores los resultados de la estimación para los distintos casos de estudio considerados y las conclusiones correspondientes.

6.1 Vector de estados modificado

En los capítulos 2 y 3 se presentaron las variables de estado correspondientes al modelo seleccionado en este trabajo para la turbina eólica, el generador síncrono de imanes permanentes y el convertidor *Back-to-back* que conecta el sistema con la red externa. Además, en las ecuaciones que rigen la dinámica de estas variables estaban presentes una serie de parámetros característicos.

El objetivo de este trabajo es establecer un método para la estimación conjunta tanto de las variables de estado como de los parámetros mencionados. De esta manera, va a ser definido un vector de estados aumentado, [21] $x_a = [x^T, \psi^T]^T$ donde x está compuesto por las variables de estado,

$$x^T = [i_{sd}, i_{sq}, \omega, \theta_p, i_{cd}, i_{cq}]$$

Para los parámetros a estimar, se realizaron una serie de pruebas que demostraron una convergencia pobre cuando se utilizaban los parámetros tal y como aparecen en las ecuaciones de estado originales. La solución adoptada, siguiendo lo expuesto en [22] para estimación de parámetros en generadores síncronos, es definir una serie de parámetros modificados que faciliten esta convergencia. En este trabajo se va a considerar por

tanto el siguiente conjunto de parámetros modificados:

$$\psi^T = [H_{tm}^m, K_{qc}^m, F_{dc}, K_{dc}^m, F_{ds}, F_{qs}, K_{ds}^m, F_p, K_p^m]$$

Donde el superíndice m indica que se trata de un parámetro alterado, la correspondencia de estos valores con respecto a los originales se muestra en la Tabla 6-1.

Tabla 6-1. Correspondencia entre los parámetros originales y los modificados

Parámetro modificado	Relación con parámetro original
H_{tm}^m	$\frac{10}{H_{tm}}$
K_{qc}^m	$\frac{K_{qc}}{10}$
F_{dc}	$\frac{1}{T_{dc}}$
K_{dc}^m	K_{dc}
F_{ds}	$\frac{1}{T_{ds}}$
F_{qs}	$\frac{1}{T_{qs}}$
K_{ds}^m	K_{ds}
F_p	$\frac{1}{T_p}$
K_p^m	K_p

Cabe destacar que el tamaño del vector de estados aumentado es $L = 15$.

6.2 Ecuaciones de estado

En el capítulo 5 se ha presentado la forma en que deben presentarse las ecuaciones de estado y medidas del sistema bajo estudio para poder aplicarse el filtro de Kalman y en concreto la formulación que se va a considerar. Estas ecuaciones deben ser ajustadas para poder incorporar el vector de estados ampliado que se ha presentado en el apartado anterior, quedando la siguiente expresión para la ecuación de estado en su versión discreta:

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

Donde w_k es el vector de ruido del sistema para el modelo con el vector de estados ampliado.

A la hora de expresar la ecuación 6-1 en Matlab, se ha desarrollado de la siguiente manera, discretizando las ecuaciones por el método de Euler:

$$i_{sq}^k = i_{sq}^{k-1} + \Delta t \cdot F_{qs}^{k-1} \left(\frac{p_w^*(\omega^{k-1})}{v_{sq}^{k-1}} - i_{sq}^{k-1} \right) \quad 6-2$$

$$i_{sd}^k = i_{sd}^{k-1} + \Delta t \cdot F_{ds}^{k-1} \left(K_{ds}^{m(k-1)} (q_{s0} - q_s^{k-1}) - i_{sd}^{k-1} \right)$$

$$\omega^k = \omega^{k-1} + \Delta t \cdot \frac{H_{tm}^{m(k-1)} (p_w^{k-1} - p_s^{k-1})}{10 \cdot 2\omega^{k-1}}$$

$$\theta_p^k = \theta_p^{k-1} + \Delta t \cdot F_p^{k-1} \left(K_p^{m(k-1)} (\omega^{k-1} - \omega^{ref}) - \theta_p^{k-1} \right)$$

$$i_{cd}^k = i_{cd}^{k-1} + \Delta t \cdot F_{dc}^{k-1} \left(K_{dc}^{m(k-1)} (v^{ref} - v_c^{k-1}) - i_{cd}^{k-1} \right)$$

$$i_{cq}^k = i_{cq}^{k-1} + \Delta t \cdot 10 \cdot K_{qc}^{m(k-1)} (p_s^{k-1} - p_c^{k-1})$$

$$H_{tm}^{m(k)} = H_{tm}^{m(k-1)}$$

$$K_{qc}^{m(k)} = K_{qc}^{m(k-1)}$$

$$F_{dc}^k = F_{dc}^{k-1}$$

$$K_{dc}^{m(k)} = K_{dc}^{m(k-1)}$$

$$F_{ds}^k = F_{ds}^{k-1}$$

$$F_{qs}^k = F_{qs}^{k-1}$$

$$K_{ds}^{m(k)} = K_{ds}^{m(k-1)}$$

$$F_p^k = F_p^{k-1}$$

$$K_p^{m(k)} = K_p^{m(k-1)}$$

En cuanto a las ecuaciones algebraicas que sirven para cerrar el modelo, su expresión coincide con la presentada anteriormente, por lo que se van a omitir para mayor claridad.

6.3 Entradas y mediciones

Como ya se ha mencionado, se cuenta con una serie de señales procedentes del sistema bajo estudio y que servirán como información para implementar el filtro de Kalman.

En este trabajo, y tomando como referencia el estudio realizado en [23] para estimación dinámica en generadores síncronos, el conjunto de señales obtenidas de la simulación será dividido entre entradas y medidas para el algoritmo iterativo, es decir, se corresponderán con los vectores u y z que fueron definidos en el capítulo 5.

Uno de los puntos destacados de esta investigación y que la sitúa por encima de otros estudios pertenecientes al mismo campo, es el hecho de que las medidas que se van a considerar se pueden obtener con facilidad en una aplicación real, ya que no se corresponden con señales internas del sistema que, aunque mejoraran el proceso de estimación, dificultarían su aplicación a un sistema real, siendo este uno de los objetivos que se persiguen en este proyecto.

De esta manera, a continuación se listan las magnitudes que van a ser consideradas como señales procedentes del sistema:

- Velocidad de giro rotórica, ω .
- Velocidad del viento, v_w .
- El ángulo de la pala, θ_p .
- Módulo y ángulo de la tensión en terminales del grupo de generación, V y θ_V .
- Módulo y ángulo de la intensidad en terminales del grupo de generación, I y θ_I .

Este conjunto de señales debe ser dividido convenientemente entre entradas y mediciones del filtro, configurando así los vectores $u(t)$ y $z(t)$. Tras realizar diferentes pruebas y comprobando las respuestas obtenidas en cada caso, en este trabajo va a ser considerada la división mostrada en la Tabla 6-2.

Tabla 6-2 Entradas y mediciones del sistema

Entradas	Medidas
v_w	ω
V	I
θ_V	θ_I
	θ_p

Una vez definidas las entradas y medidas en el algoritmo del CKF, se va a desarrollar la función de medición $g(x,u)$, que se utiliza para expresar las medidas en función del vector de estado y las entradas del sistema, permitiendo realizar la fase de corrección del filtro de Kalman.

Dado que tanto ω como son directamente variables de estado, su aportación a la función de medición es trivial y se va a omitir para mayor claridad. En cuanto a la corriente en terminales, tanto su módulo como su ángulo pueden expresarse de la siguiente manera.

$$I = \sqrt{i_{cd}^2 + i_{cq}^2} \quad 6-3$$

$$\theta_I = \tan^{-1}\left(\frac{i_{cd}}{i_{cq}}\right) \quad 6-4$$

Así puede cerrarse el algoritmo en cada iteración. Solo resta sintonizar el CKF de manera que pueda optimizarse el proceso de estimación.

6.4 Sintonización del CKF

En este apartado van a indicarse los valores considerados en este trabajo para sintonizar de manera adecuada el estimador dinámico de manera que el proceso sea más eficaz. Los resultados que se van a mostrar han sido obtenidos tras numerosas comprobaciones por parte del alumno, concluyendo que los valores abajo destacados son los que mejor se adaptan a las características del modelo bajo estudio, obteniendo una mejor convergencia en la estimación.

En primer lugar, el algoritmo necesita un valor inicial para el vector de estados a estimar, se va a distinguir la solución adoptada para las variables de estado y para los parámetros:

- Para las 6 variables de estado presentes en el modelo, se ha considerado el mismo valor inicial dado en la propia simulación, siendo el motivo de esta elección que el proceso de inicialización empleado es independiente de los parámetros dinámicos que se van a estimar, solo siendo función del punto de operación en régimen permanente, supuesto conocido e igual al de la simulación.
- En cuanto a los parámetros del modelo bajo estudio, se va a asumir un total desconocimiento de ellos, por lo que todos van a ser iniciados con valor 1. Esta suposición demuestra la robustez y eficacia del método de estimación propuesto, ya que no existe información previa sobre los parámetros.

Teniendo en cuenta lo anterior, el vector inicial x_{a0} considerado queda:

$$x_{a0} = [1, 1.07, 0.85, 0, 0.4, 0.75, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]$$

Nótese que el vector de estados ha sido ordenado colocando en primer lugar las variables de estado y posteriormente los parámetros, de esta manera puede entenderse de forma más clara la sintonización efectuada del CKF.

Como ya se desarrollara en el capítulo 5, el vector de estados estimado en cada iteración va acompañado de una matriz de covarianza del error en la estimación del mismo. Para la primera estimación realizada con x_{a0} es necesario definir una matriz inicial P_0 , la cual va a ser expresada en este trabajo como:

$$P_0 = \text{diag}([P_{x0}, P_{\psi0}])$$

Donde el vector P_{x0} recoge las componentes de la matriz diagonal correspondientes a las variables de estado. Dado que el proceso de inicialización es el mismo que el utilizado en la simulación, la confianza en esta estimación inicial es bastante alta, de ahí que se haya considerado un valor para la covarianza de 10^{-4} , lo que hace que el vector quede:

$$P_{x0} = [10^{-4}, 10^{-4}, 10^{-4}, 10^{-4}, 10^{-4}, 10^{-4}]$$

Por su parte, $P_{\psi0}$ se refiere a la covarianza del error de estimación inicial de los parámetros del modelo. En este caso, como ya se ha mencionado, se ha asumido un total desconocimiento del valor real de los parámetros, por tanto, el valor de la covarianza debe ser mayor y que no haga divergir al CKF, tras algunas comprobaciones, el mejor resultado se obtuvo tomando valor 1, común para todas las componentes:

$$P_{\psi0} = [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]$$

De esta manera queda definido el punto inicial del que va a partir el algoritmo iterativo. A continuación, va a justificarse el valor adoptado en este trabajo para las matrices de covarianza Q y R , ya definidas con anterioridad.

Recordando lo descrito en el capítulo dedicado a los aspectos teóricos del filtro de Kalman, la matriz Q modela la covarianza del ruido correspondiente al modelo del sistema, supuesto Gaussiano. Dado que la desviación típica considerada para la evolución como *Random Walk* Gaussiano de la tensión en la barra de potencia infinita es de 10^{-4} pu, se ha considerado adecuado utilizar dicho valor para el ruido del sistema.

Por tanto, la matriz Q se define como una matriz diagonal con $Q_{ii} = 10^{-8}$.

Por otro lado, la matriz R es la encargada de modelar la covarianza del ruido existente en las mediciones obtenidas del sistema. En este trabajo, se ha supuesto que los equipos de medida empleados tienen un error de medición aproximado del 1%, tomando este valor como la desviación típica de las medidas.

De esta manera, se obtiene una matriz R diagonal con $R_{ii} = 10^{-4}$.

Con esto puede darse por concluida la sintonización del estimador basado en CKF, siendo la misma para todos los casos de estudio que se van a considerar y que se desarrollarán en el siguiente capítulo de este trabajo, demostrando la robustez y eficacia del método de estimación propuesto.

7. CASOS DE ESTUDIO

El desarrollo teórico del filtro de Kalman genérico, así como de la formulación CKF utilizada en este trabajo, junto con la implementación y sintonización del mismo que se ha descrito en capítulos anteriores, permite describir a continuación los casos de estudio que se van a tener en consideración en el presente proyecto, cuyos resultados permitirán extraer conclusiones acerca de la validez del método de estimación propuesto.

El primero de estos casos de estudio consisten en la situación base, en la que se considera un funcionamiento normal de la turbina eólica. Posteriormente se comprobará la robustez y eficacia del método de estimación propuesto ante diferentes perturbaciones que pueden ocurrir en el sistema que se está considerando: en primer lugar, se contemplará una variación brusca en la velocidad del viento, en forma de ráfaga. Posteriormente, se supondrá un hueco de tensión en el punto de conexión a la red externa. Por último, se modelará un cambio topológico en la red.

Para cada uno de los casos descritos se van a presentar sus características principales, así como los resultados de la estimación para una variable de estado representativa y de los parámetros dinámicos del modelo. En todos ellos, el tiempo de simulación es de 60 segundos, con una frecuencia de muestreo de 100 Hz, esto es, $\Delta t = 0.01$, tanto en la simulación como en el algoritmo del CKF.

7.1 Caso base

En este escenario, la impedancia de la línea que conecta la máquina síncrona con la red de potencia infinita se supone como $z_L = 0.01 + j0.1 pu$, que se corresponde con valores normales para este tipo de parámetros, con un ratio R/X de 0.1, de manera que se están modelando tanto pérdidas activas como reactivas de potencia en el transporte.

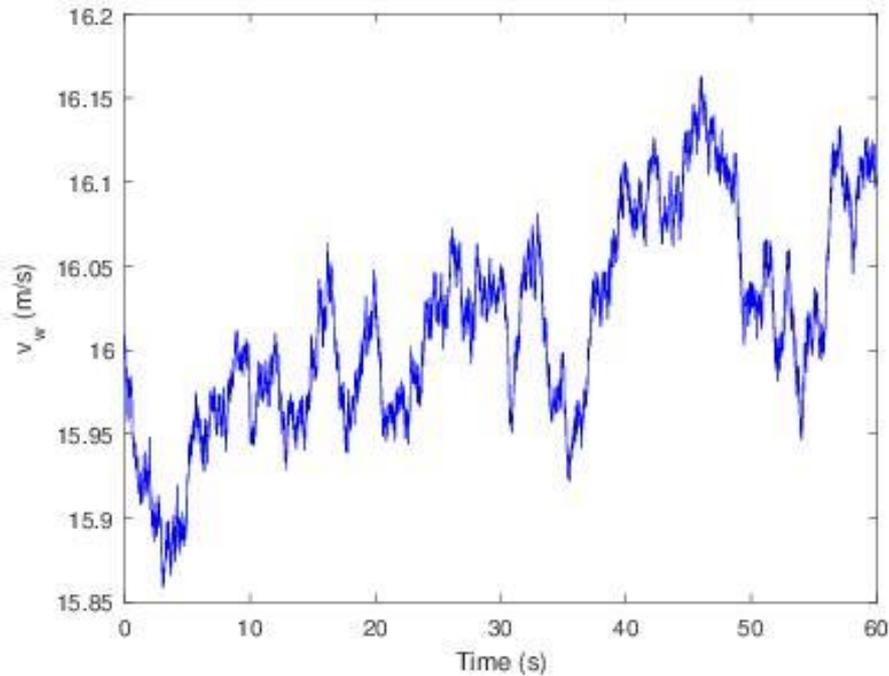
La tensión en el nudo correspondiente a la red (Figura 3-1) se considera con unas variaciones suaves alrededor del punto de operación. Estas desviaciones se corresponden con un *Random Walk* Gaussiano, cuya desviación estándar es $R_w = 10^{-4}$ tanto para el módulo como para el ángulo de dicha tensión, con unos valores medios de 1 pu y 0 rad, respectivamente. Se remite al lector a la Figura 4-1 para ver un ejemplo de esta evolución.

En lo referente a la velocidad del viento, en este caso base también va a contemplarse una variación suave de v_w , tomando un valor medio de 16 m/s y una desviación típica de 10^{-2} , la cual simula la variabilidad real de esta magnitud que, como ya se ha comentado, será utilizada como entrada en el método de estimación propuesto en este trabajo. La Figura 7-1 muestra una representación de v_w a modo de ejemplo.

Con la sintonización desarrollada en el capítulo anterior, la implementación del CKF considerada ha mostrado resultados precisos ante estas pequeñas variaciones en torno al punto de operación normal. Para las variables de estado se representa la estimación obtenida en la Figura 7-2.

Nótese que en el caso de la velocidad angular del rotor y el ángulo de la pala, se han incluido en la gráfica los valores medidos de la simulación. Como puede comprobarse, el valor estimado es prácticamente idéntico al estimado, dando evidencia de la eficacia de la técnica utilizada.

Figura 7-1 Evolución de la velocidad del viento en el escenario base



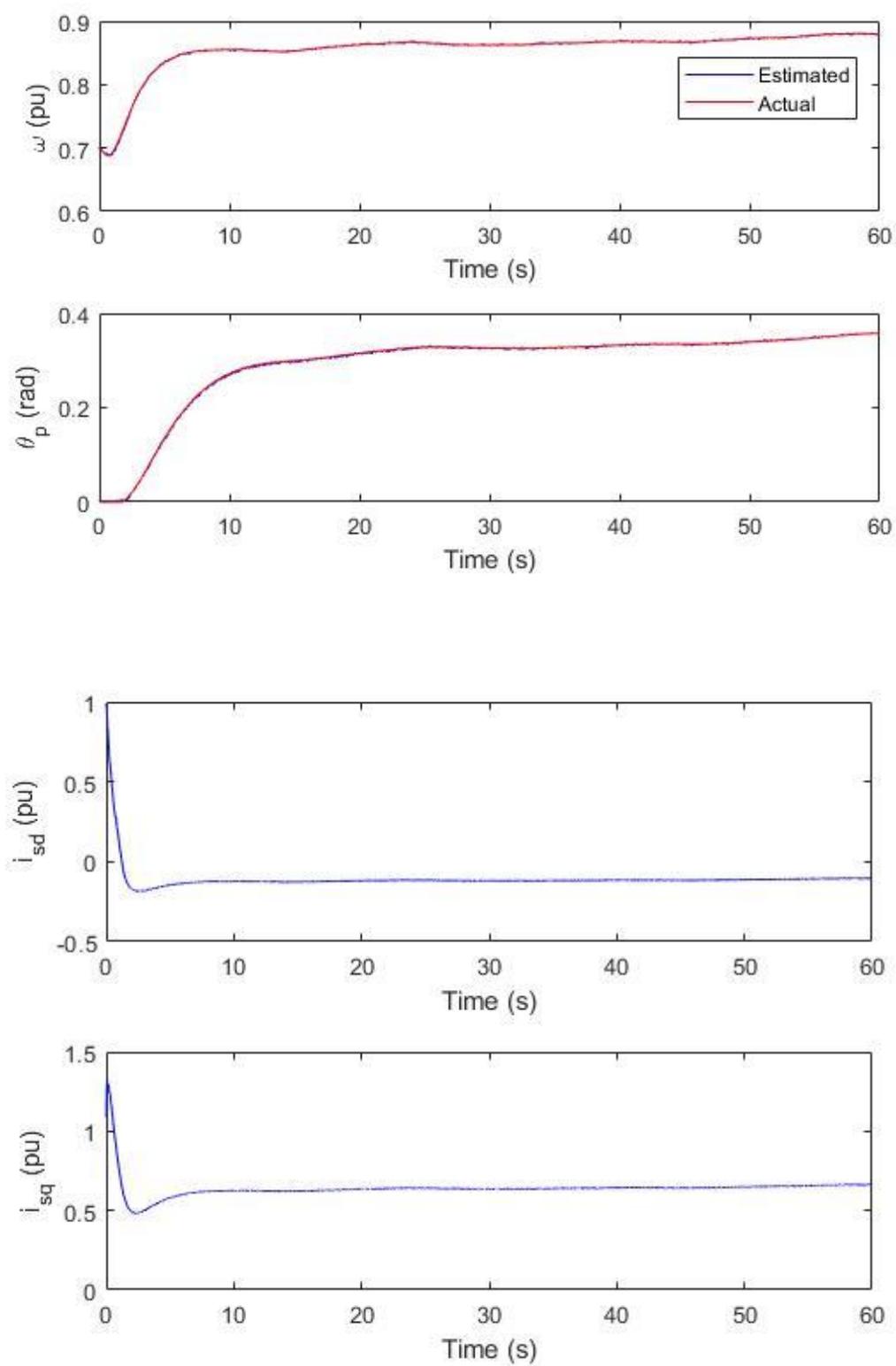
En cuanto a los parámetros modificados del sistema, la Figura 7-3 muestra los resultados de la estimación para la inercia del eje modificada, $10/H_{tm}$, mientras que la Figura 7-4 contiene las constantes de los controladores del ángulo de pala y del convertidor. La eficacia del filtro de Kalman no solo se mide con la proximidad del valor estimado al real de la simulación, sino que también hay que tener en cuenta la fiabilidad de dicha estimación. Para ello, se representa tanto el valor estimado para cada uno de los parámetros modificados, \hat{x}_i , como una franja de $\pm 3 \sigma$ para observar la certeza del valor obtenido, esto es, $\hat{x}_i \pm 3S_{ii}$. En la distribución normal, estos límites equivalen a una confianza del 99.73% en la estimación.

Cabe destacar que S_{ii} tiende aproximadamente a $\sqrt{Q_{ii}}$ para cada uno de los parámetros modificados, dando evidencia de la precisión en la estimación.

Puede verse que el método propuesto converge a las proximidades de los valores de simulación para cada uno de los parámetros modificados. Con ellos pueden obtenerse las constantes originales del modelo, tal y como aparecen en las ecuaciones mostradas en el capítulo 3.

En la Tabla 7-1 aparece la estimación de los parámetros originales, junto con el error relativo. Nótese que el máximo error obtenido está por debajo del 1.4%. Con estos resultados puede darse por válido el método propuesto en este trabajo para el caso base. A continuación, se va a evaluar la robustez de la implementación desarrollada para el CKF para diferentes perturbaciones en el sistema.

Figura 7-2 Estimación de las variables de estado en el caso base



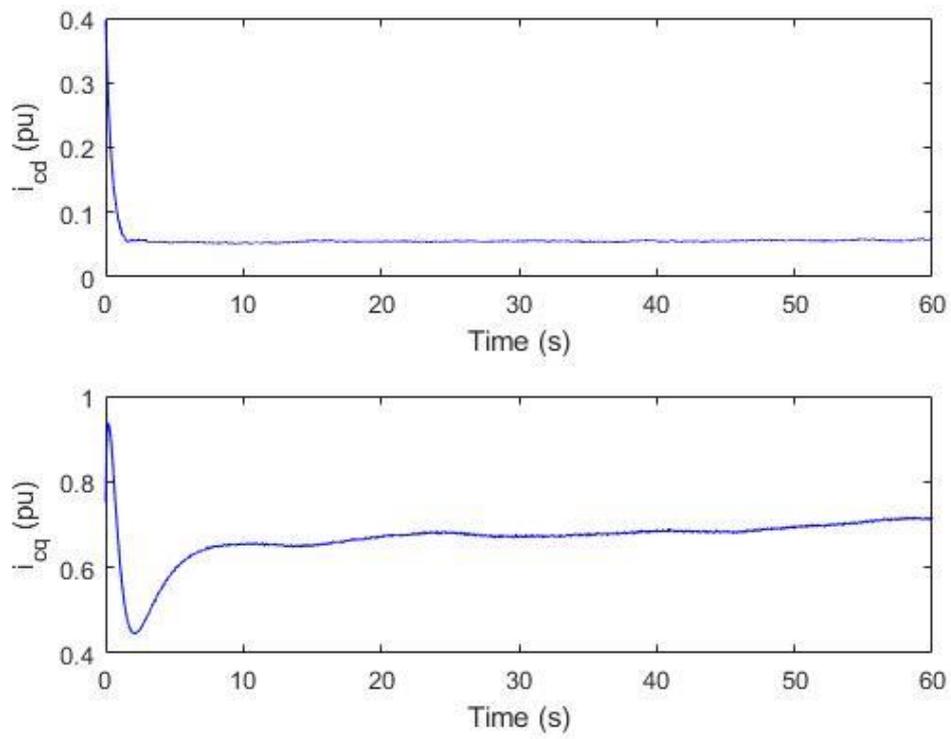


Figura 7-3 Resultado de la estimación para la constante de inercia modificada. Caso base

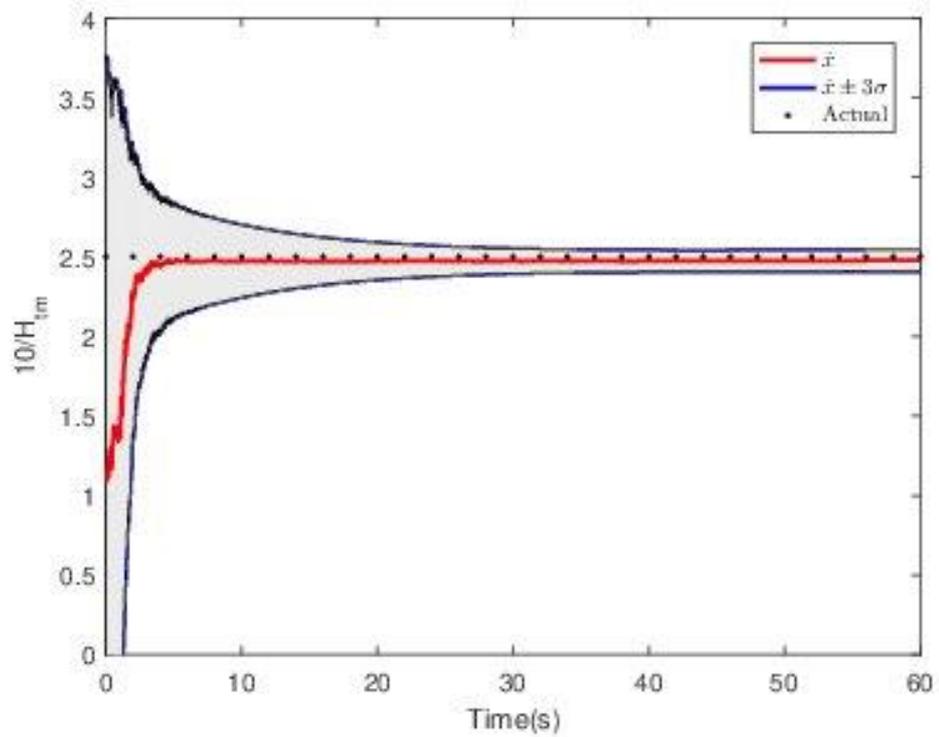
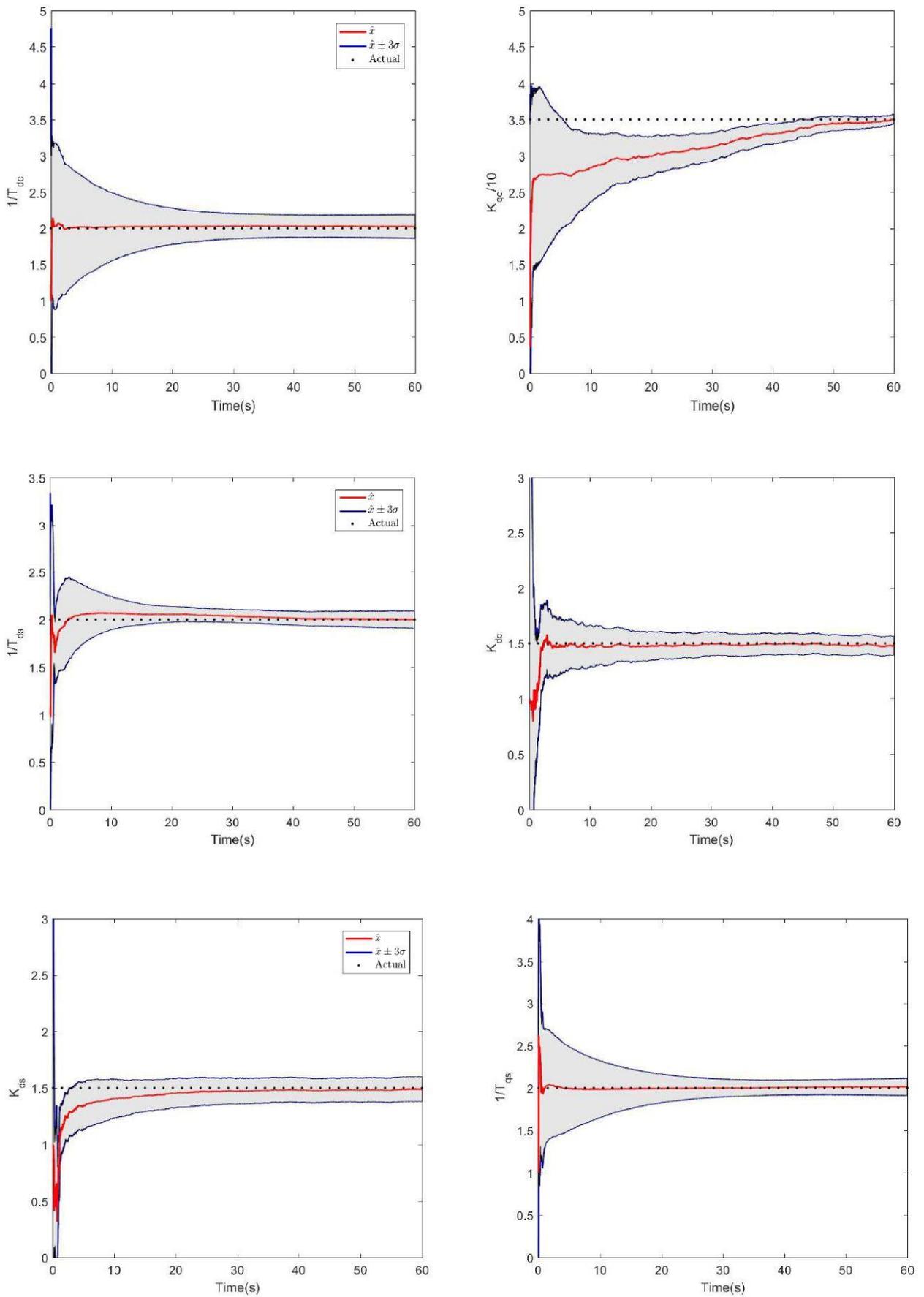


Figura 7-4 Resultado de la estimación para los parámetros del VSC y el control de pala. Caso base



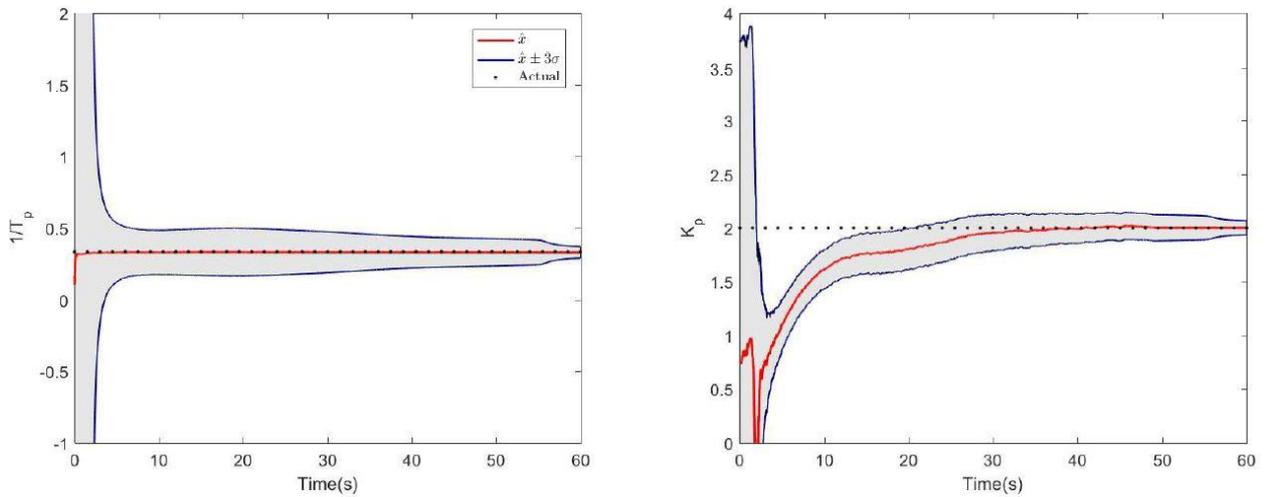


Tabla 7-1 Error relativo en la estimación de parámetros

Parámetro	Valor estimado	Error relativo (%)
H_{tm}	4.008	0.201
K_{qc}	34.638	1.033
T_{dc}	0.493	1.389
K_{dc}	1.494	0.467
T_{ds}	0.506	1.388
T_{qs}	0.496	0.800
K_{ds}	1.497	0.200
T_p	2.987	0.438
K_p	1.975	1.250

7.2 Perturbación 1: Ráfaga de viento

Tras validar en el apartado anterior la técnica de estimación propuesta en el presente trabajo, en este apartado se va a considerar la primera de las perturbaciones que se van a estudiar, una variación brusca en la velocidad del viento, siendo esta variación, como cabría esperar, muy típica en los parques eólicos. Se comprobará cuál es el comportamiento del CKF ante esta dinámica.

En concreto, se va a simular una ráfaga de viento mediante un modelo conocido como *Mexican hat wavelet* [16], a la cual se ha añadido una variación de valor medio nulo y desviación típica de 10^{-2} . En la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.5** puede verse la perturbación descrita, considerando un valor medio de 16 m/s y que la ráfaga está centrada a los 25s de simulación. El punto de funcionamiento del generador eólico conectado a la red va a suponerse el mismo que en el caso base.

Dado que el objetivo en esta etapa es comprobar la robustez de la estimación ante diferentes perturbaciones, se van a utilizar los resultados obtenidos en el apartado anterior para dotar al CKF de un buen punto de partida, es decir, el valor inicial del vector de estados ampliado se corresponde con el valor estimado en el caso base, tanto para el estado como para los parámetros.

El resto de elementos necesarios para la estimación, véase, las matrices P_0 , Q y R , mantienen el valor que ya se indicó en el capítulo anterior.

Una vez realizados todos los ajustes mencionados, se pasó a ejecutar el algoritmo que implementa el proceso de estimación, siendo los resultados bastante satisfactorios. Para ilustrar el correcto funcionamiento del método propuesto en este trabajo con las variables de estado, en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.6** se muestra, como en el caso anterior, la estimación de las variables de estado, junto con el valor medido para la misma magnitud en caso de disponerse de dicha medida.

Figura 7-5 Representación de la ráfaga Mexican hat wavelet

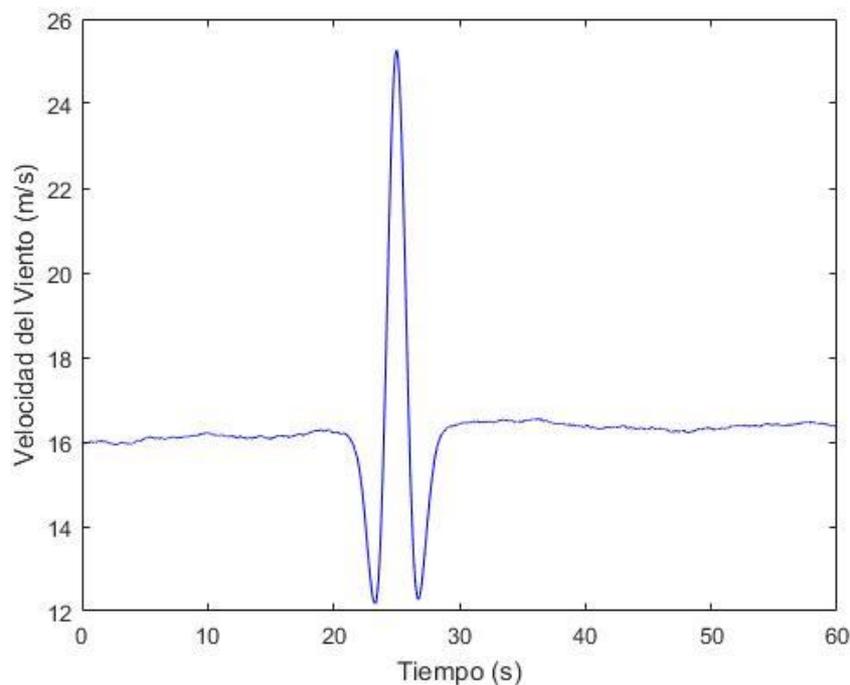
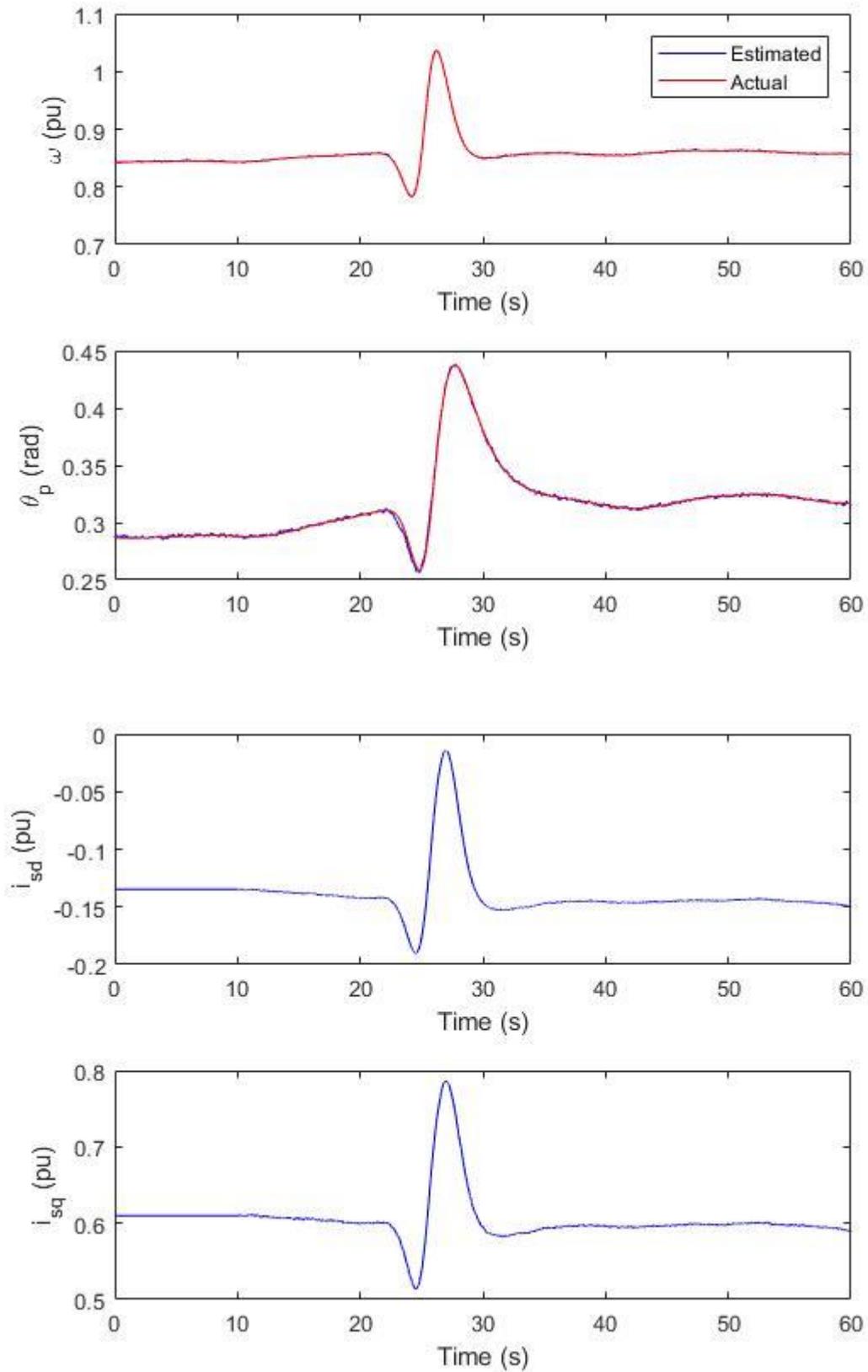
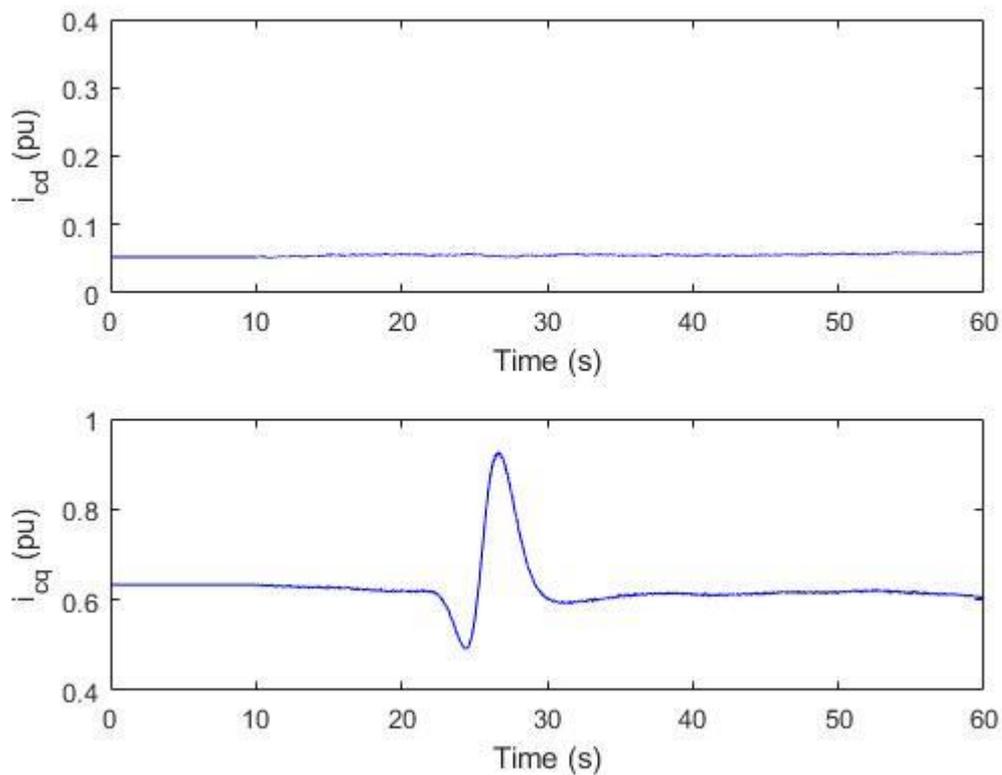


Figura 7-6 Estimación de las variables de estado tras la perturbación 1





Nótese que el valor estimado es muy próximo al medido, dando constancia de la eficacia y robustez del algoritmo implementado.

La evolución de los parámetros, por su parte, se ilustra en la Figuras 7-7 y 7-8 para la inercia del eje y las constantes de los controladores respectivamente. En este caso, dado que el valor estimado tiene una escasa variación como puede comprobarse en las gráficas, se ha ampliado en una de ellas la zona donde se produce el transitorio debido a la perturbación considerada, de manera que el transitorio resulte más fácil de ver.

Cabe destacar que todos los parámetros retornan al punto de equilibrio tras el breve transitorio, que en muchos casos no es ni siquiera apreciable. De esta manera, puede concluirse que el comportamiento del CKF es satisfactorio ante la ráfaga de viento estudiada. Sin embargo, otras dos perturbaciones de diferente índole van a ser consideradas para una mayor certeza.

7.3 Perturbación 2: Hueco de tensión

En el siguiente caso de estudio se va a simular un descenso brusco en la tensión del punto de conexión con la barra de potencia infinita. Esta perturbación emula un posible hueco de tensión, que puede ser ocasionado por, entre otros factores, por un cortocircuito cercano a este punto de la red.

En concreto, se va a estudiar una caída del 70% en el módulo de la tensión a los 25 s de la simulación, suponiendo que dicho valor se mantiene durante un segundo en el tiempo. En la Figura 7-9 puede verse una representación de dicha tensión. Nótese que el ángulo se ve afectado por el mismo *Random Walk* que en los casos anteriores.

Figura 7-7 Estimación de la Inercia del eje. Perturbación 1

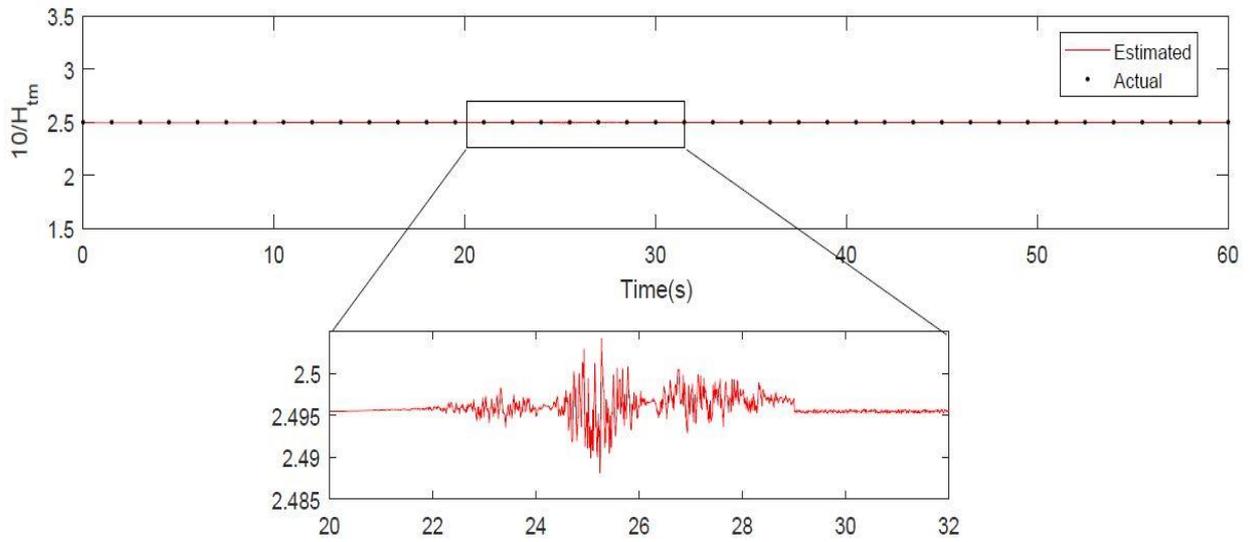
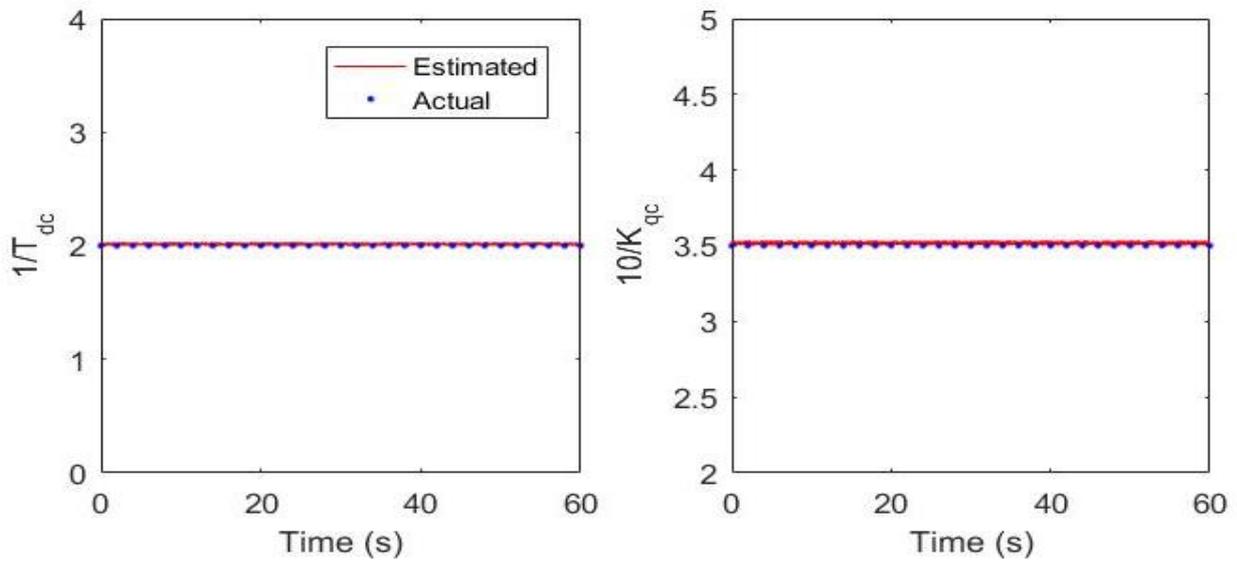


Figura 7-8 Estimación de los parámetros de los controladores. Perturbación 1



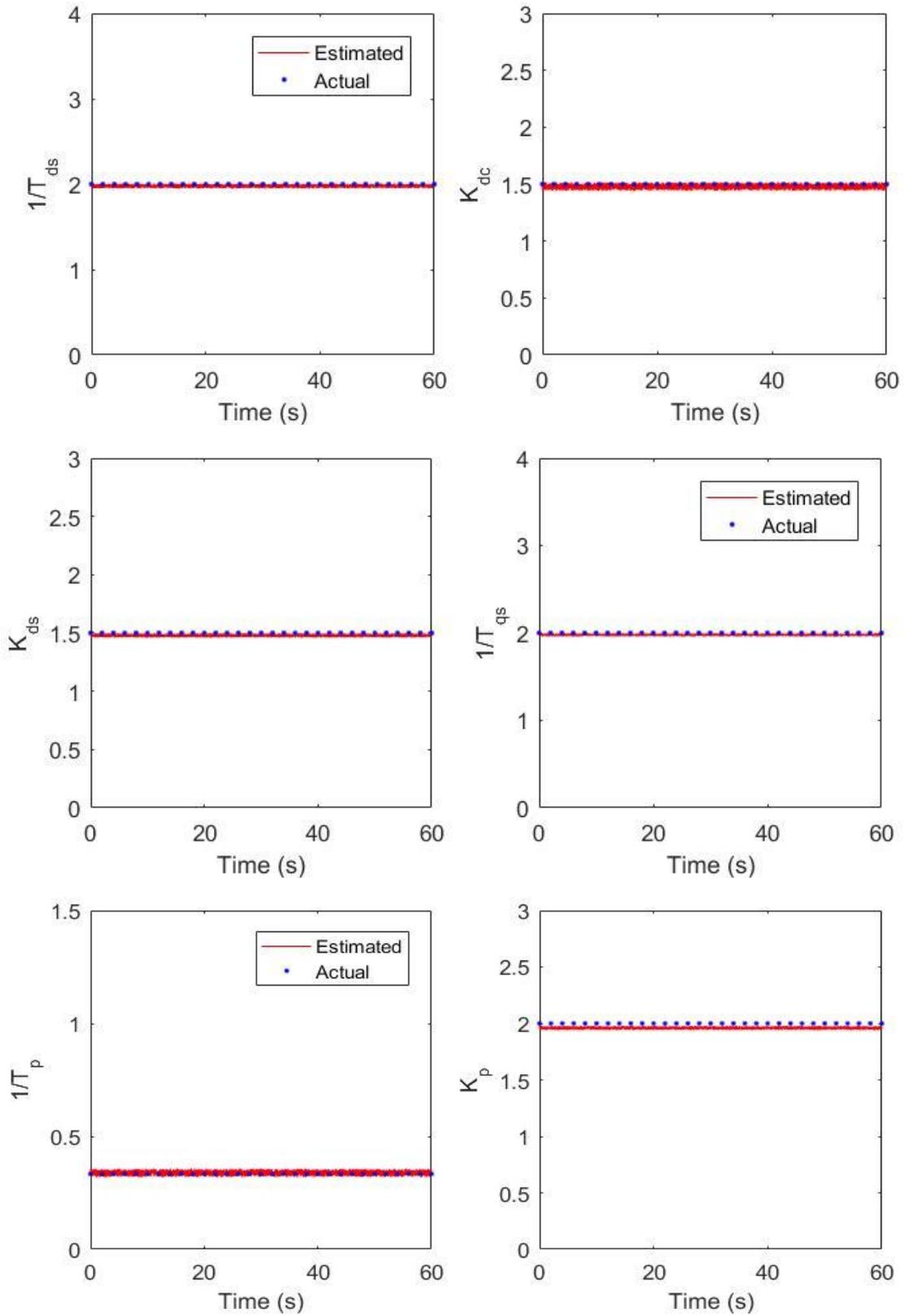
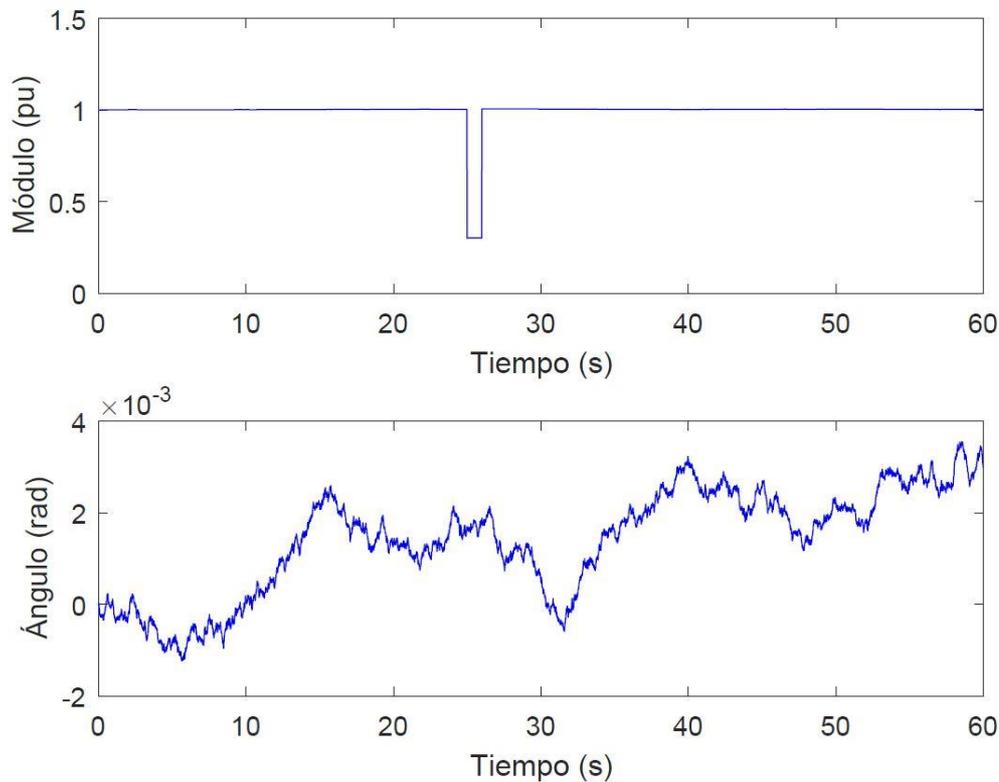


Figura 7-9 Hueco de tensión considerado en la perturbación 2



Como ya se describió en la primera perturbación, el valor inicial del vector de estados ampliado se corresponde con el valor estimado en el caso base, tanto para el estado como para los parámetros. De esta manera se favorece el proceso de estimación implementado por el CKF. En cuanto a las matrices P_0 , Q y R , mantienen el valor que ya se indicó en el capítulo anterior.

Una vez realizados todos los ajustes mencionados, se pasó de nuevo a ejecutar el algoritmo de estimación, siendo los resultados bastante satisfactorios. En este caso de estudio y en el siguiente se va a omitir la representación de las variables de estado, ya que no aporta información nueva respecto a la primera perturbación y se pretende resaltar la actuación del estimador con los parámetros del modelo.

Siguiendo los mismos criterios de representación, en la Figura 7-11 se muestra la evolución de los parámetros modificados, en este caso, por resultar más significativa, se ha ampliado la zona correspondiente al transitorio para el parámetro modificado $\frac{1}{T_{dc}}$ (Figura 7-10). Como puede comprobarse, dicha estimación vuelve a ser correcta, recobrándose el valor estimado en el caso base tras el transitorio debido a la perturbación. Por tanto, puede concluirse que ante un hueco de tensión la técnica de estimación propuesta proporciona unos resultados fiables y un comportamiento robusto.

7.4 Perturbación 3: Cambio topológico en la red

Se pasa a continuación al último de los casos de estudio considerados en este trabajo, en el cual se representa otra posible situación que puede suceder con mayor o menor regularidad dentro de los sistemas eléctricos de potencia. Se va a efectuar un cambio topológico en el sistema bajo estudio, caracterizado por una variación brusca en la impedancia que conecta el aerogenerador síncrono con la red de potencia infinita.

Figura 7-10 Ampliación del transitorio en la estimación de parámetros. Perturbación 2

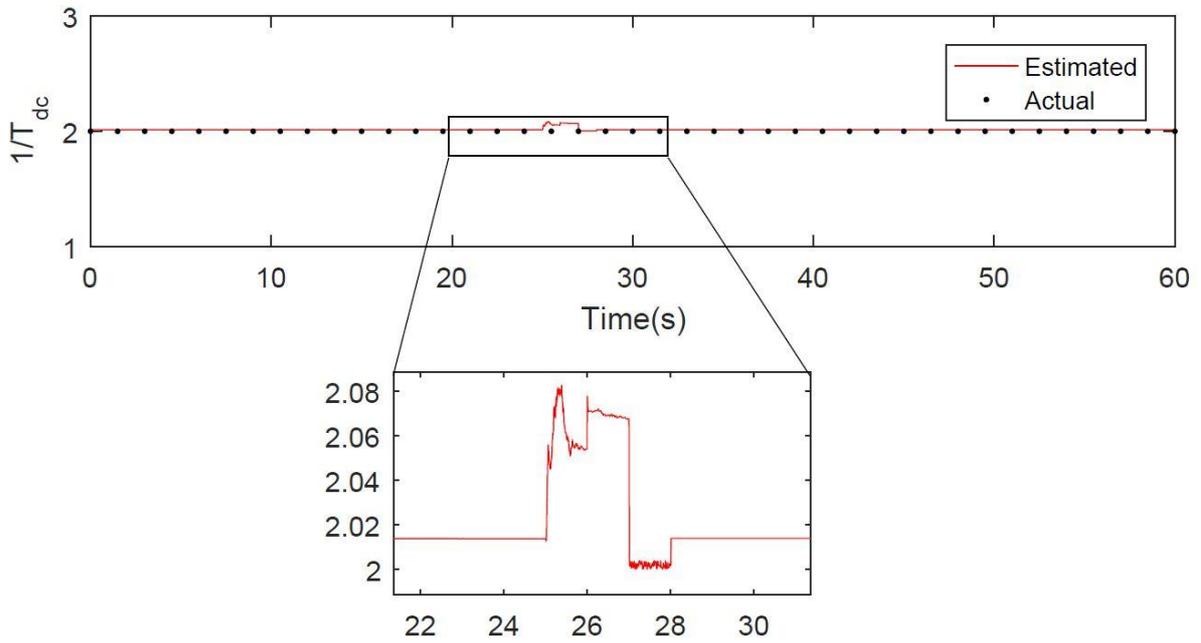
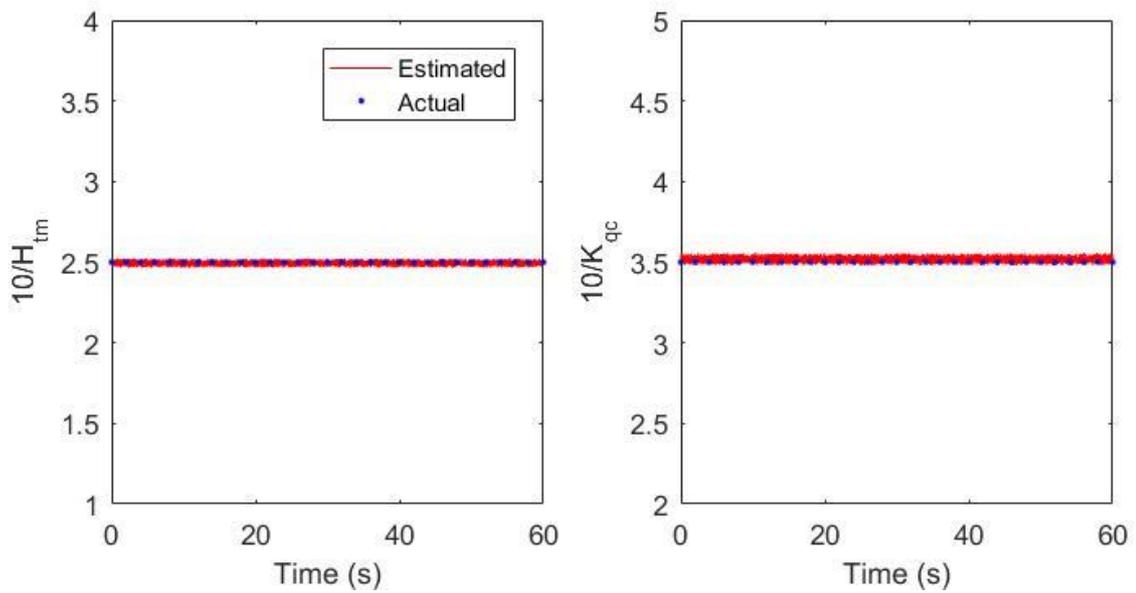
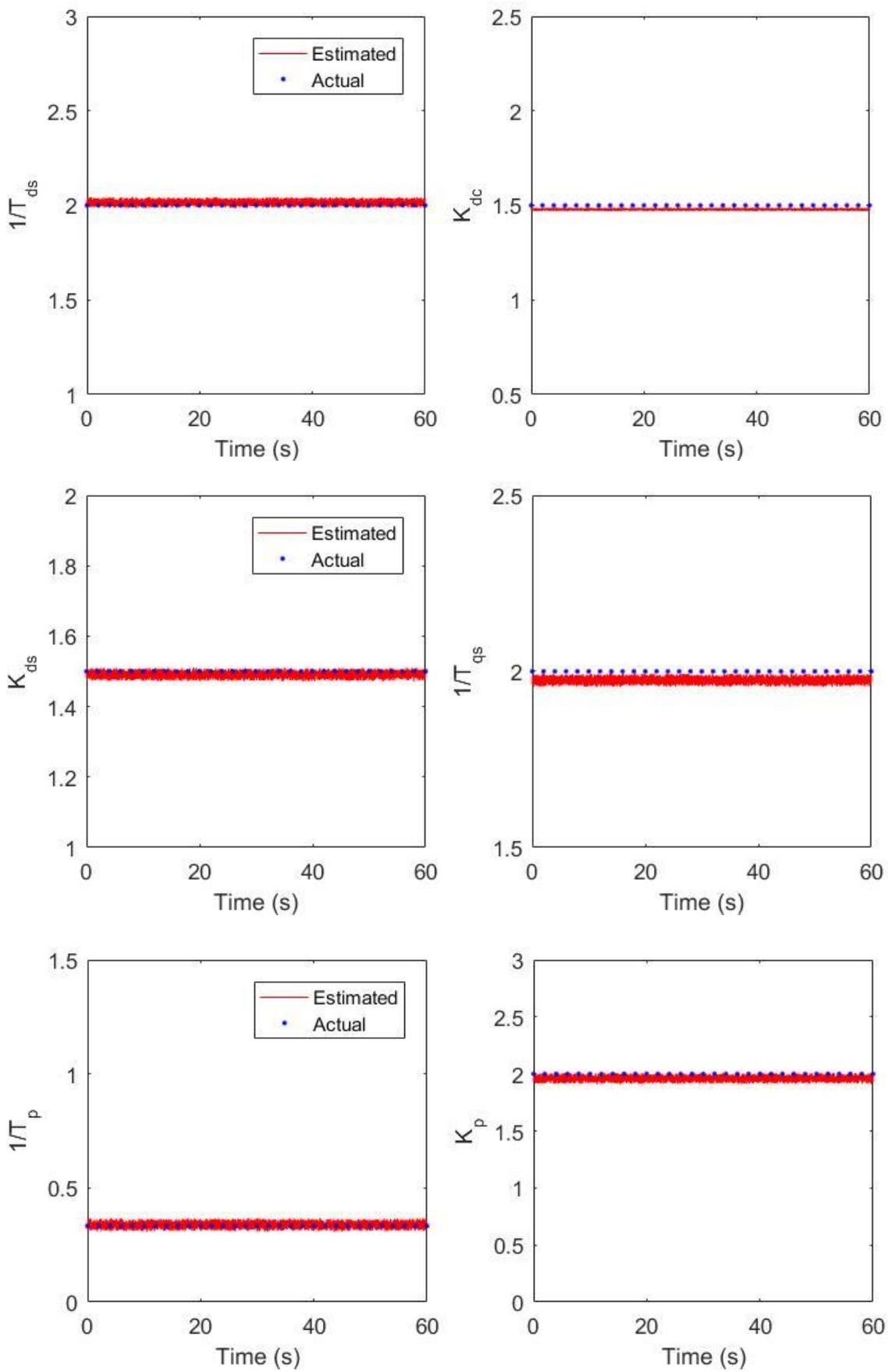


Figura 7-11 Estimación de los parámetros modificados. Perturbación 2





Con esta perturbación se pretende representar lo que ocurriría en caso de maniobras poco controladas en la red, o una posible apertura en alguna línea por motivos diversos. A los 20 segundos de simulación se va a modificar el valor de z_L de manera brusca a $z_L = 0.01 + j0.5pu$ y se va a mantener dicho cambio de forma permanente. El valor del fasor de tensión en el punto de conexión y de la velocidad del viento se mantienen como en el caso base.

La sintonización del CKF, tanto para las matrices de covarianza como para el punto inicial, van a permanecer con el mismo valor que en los casos anteriores.

En lo que concierne a los resultados en la estimación de los parámetros modificados, el transitorio sufrido por la perturbación se encuentra ampliado en la Figura 7-12 para la ganancia del controlador del ángulo de pala. En la Figura 7-13 se muestran el resto de los parámetros, los cuales no sufren una variación significativa con respecto a su estimación inicial, siendo el transitorio más acusado que en las otras perturbaciones, aunque, en este caso, como el punto de operación ha sufrido un cambio permanente, también lo ha hecho el valor estimado de los parámetros, que, en algunos casos, han experimentado una mínima mejora.

A la vista de estos resultados, puede darse por concluida la etapa de pruebas en la técnica de estimación que se propone en este trabajo. Las conclusiones derivadas de las representaciones mostradas en este capítulo se expondrán en el siguiente.

Figura 7-12 Ampliación del transitorio en la estimación de parámetros. Perturbación 3

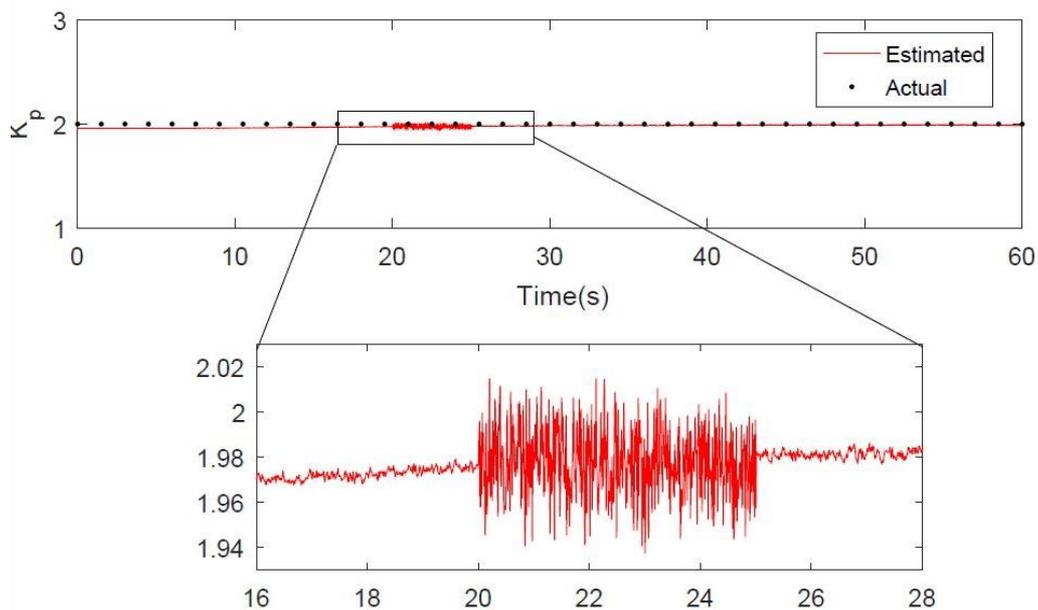
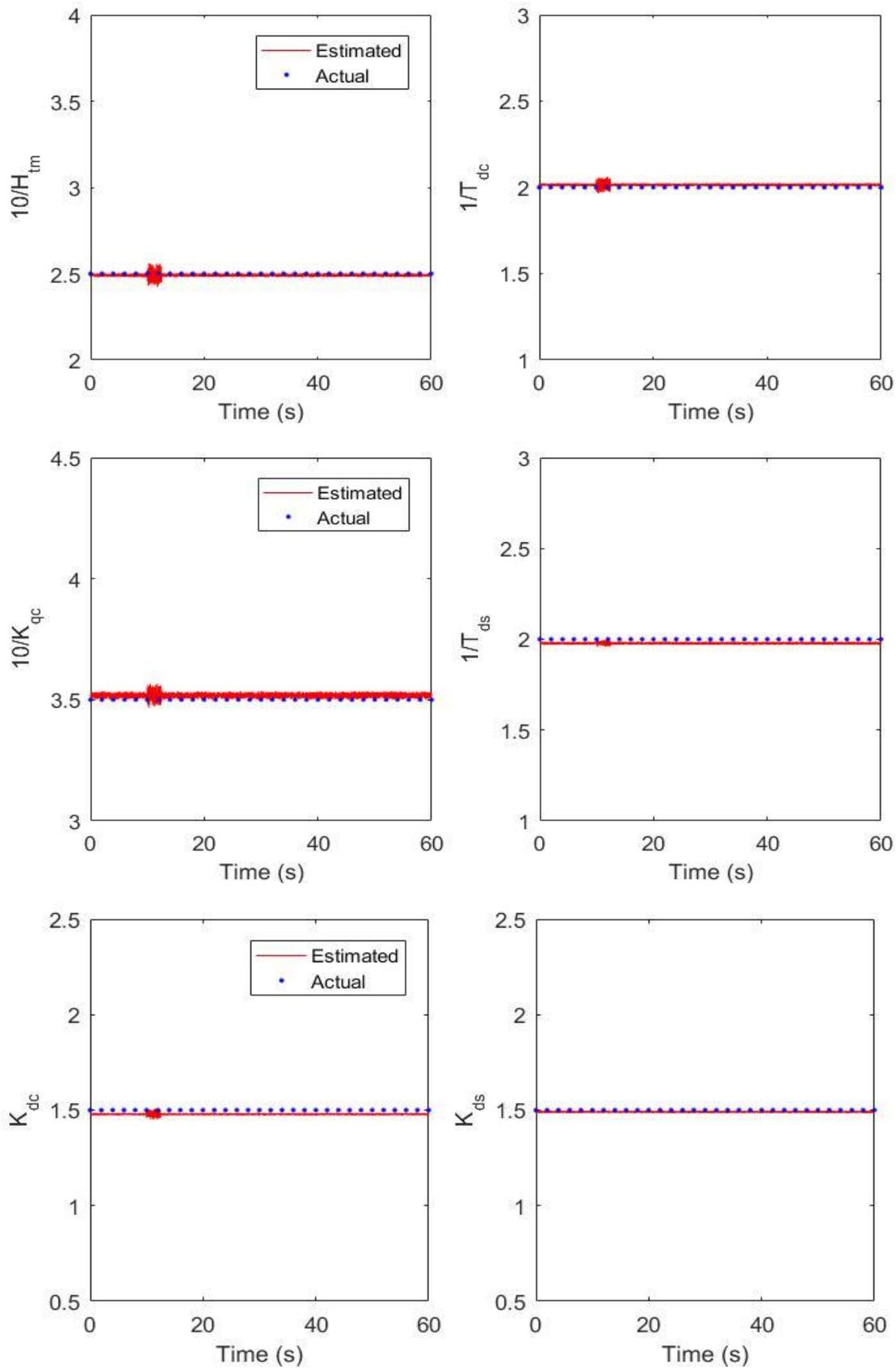
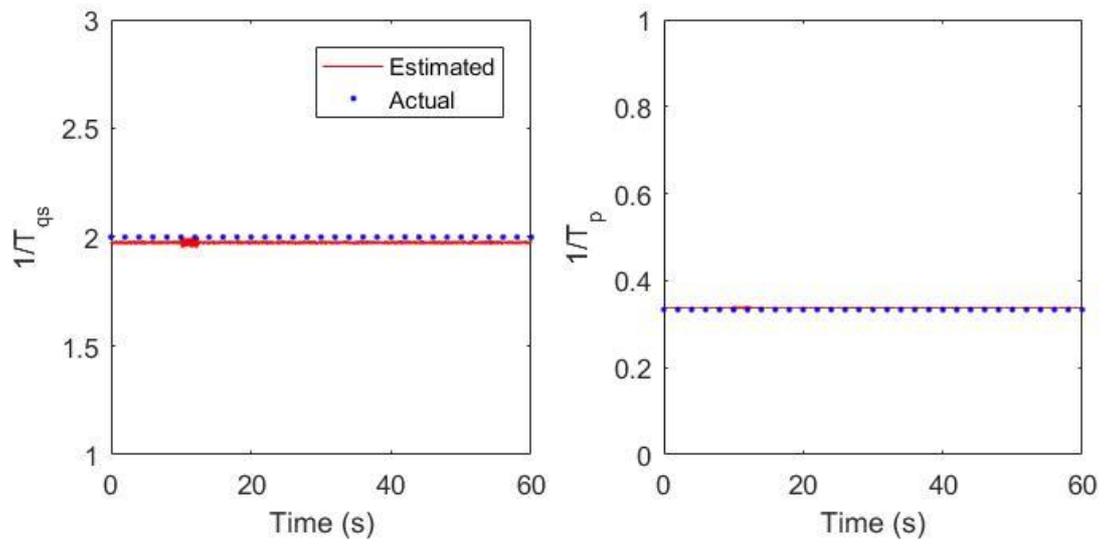


Figura 7-13 Estimación de los parámetros modificados. Perturbación 3





8. CONCLUSIONES Y LÍNEAS DE TRABAJO FUTURAS

En este trabajo se ha llevado a cabo una estimación conjunta del estado y los parámetros de una turbina eólica conectada a un generador síncrono de imanes permanentes, con un control *full converter*. La herramienta utilizada para este proceso ha sido un estimador dinámico de estado basado en filtro de Kalman, en concreto, en una de sus formulaciones más novedosas y menos documentadas, como es el *Cubature Kalman Filter*.

Tras realizar y presentar los resultados correspondientes a los diferentes casos de estudio considerados, es posible llegar a las siguientes conclusiones:

- El modelo original con los parámetros inalterados arrojaba resultados poco precisos en la estimación, por lo que era necesario reformular las ecuaciones dinámicas en función de unos parámetros modificados que mejoraban la convergencia general de la técnica utilizada en este trabajo.
- Tras probar el CKF con el funcionamiento normal del sistema, es decir, con variaciones suaves en las variables de estado, se concluyó que esta dinámica proporcionaba suficiente información al filtro de Kalman para alcanzar una estimación precisa y fiable de los parámetros modificados, de manera que se podía computar el valor estimado de los originales.
- Comparando los resultados obtenidos con los valores de los parámetros considerados en la simulación, se llegó a que el máximo error relativo era inferior al 4%, dejando constancia de la eficacia de la herramienta propuesta.
- El siguiente paso era probar la robustez del algoritmo, para lo cual se consideraron un total de tres perturbaciones de diferente naturaleza y magnitud en la red objeto de estudio. El propósito consistía en, dotando al algoritmo del CKF con una buena estimación inicial, correspondiente al valor estimado en el caso base, comprobar si la estimación se modificaba con respecto a la inicial y, tras desaparecer la misma, observar si el punto de convergencia coincidía con el inicial.
- Los resultados ante las mencionadas perturbaciones fueron muy satisfactorios, permaneciendo el 100% de los parámetros en su estimación inicial tras sufrir un leve transitorio. En el último caso de estudio, en el que el punto de operación variaba de forma permanente, incluso se logró una mínima mejora en la estimación.

- Cabe destacar, siendo este uno de los aspectos más importantes de este Trabajo Fin de Máster, que estos resultados se han obtenido utilizando un conjunto de medidas procedentes del exterior de la máquina bajo estudio. Este aspecto, que ha sido un gran problema en algunos de los trabajos mencionados en la introducción, dota al presente estudio de un gran valor en la práctica, ya que su implementación es directa en un sistema real.
- El desempeño global del CKF ha cumplido con lo que se esperaba, una estimación precisa del estado y los parámetros del modelo estudiado, y una alta robustez en dicha estimación ante distintas perturbaciones transitorias y permanentes que pueden ser muy comunes en sistemas eólicos realmente instalados.

Una vez realizado este breve resumen del trabajo y de las conclusiones obtenidas del mismo, es conveniente, a opinión personal del autor, concluir este documento con un análisis de los posibles puntos en los que puede avanzar este campo de estudio.

- Un posible avance podría ser en la profundidad del modelo. Aunque las ecuaciones dinámicas seleccionadas en este trabajo representan de una forma muy adecuada el comportamiento del aerogenerador síncrono, podrían existir una serie de fenómenos que se escapan de los límites de las ecuaciones consideradas. Utilizar un modelo más complejo garantizaría un mejor control y una mayor seguridad de que el sistema se comporte de acuerdo a lo esperado. Sin embargo, la inclusión de un gran número adicional de variables de estado y parámetros puede conducir a una mala actuación por parte del DSE.
- Manteniendo el modelo utilizado en este trabajo, podría pensarse en realizar una estimación a partir de medidas procedentes de un nudo eléctrico en el que confluyen varias turbinas con su correspondiente control. De esta manera, sería posible establecer una máquina equivalente que sirviera para simplificar el modelo de la red cuando el análisis no es excesivamente exhaustivo.
- Finalmente, y dado el gran desempeño mostrado por el CKF en el problema estudiado, podría utilizarse esta implementación en otros problemas de estimación, comparando su desempeño con el de las otras formulaciones utilizadas en la literatura.

REFERENCIAS

- [1] «www.idae.es,» [En línea]. [Último acceso: Junio 2019].
- [2] «<https://www.diariorenovables.com/2018/01/generacion-electrica-espana-2018-bajan.html>,» [En línea]. [Último acceso: Junio 2019].
- [3] «[elperiodicodelaenergia](http://elperiodicodelaenergia.com),» [En línea]. Available: <https://elperiodicodelaenergia.com/la-industria-eolica-crece-en-todo-el-mundo-menos-en-espana/>. [Último acceso: Enero 2019].
- [4] «EuropaPress,» [En línea]. Available: <https://www.europapress.es/ciencia/habitat-y-clima/noticia-co2-atmosferico-sigue-descontrolado-supera-barrera-410-ppm-20170421110510.html>. [Último acceso: Enero 2019].
- [5] «Universidad Politécnica de Valencia,» [En línea]. Available: https://www.upv.es/materiales/Fcm/Fcm08/fcm8_3.html. [Último acceso: Enero 2019].
- [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 (11)) (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] 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).
- [10] Mohamed Abdelrahem, Christoph Hackl and Ralph Kennel, “Application of extended Kalman filter to parameter estimation of doubly fed induction generators in variable-speed wind turbine systems”, in: *International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP)*, June 2015.
- [11] Cao Mengnan, Qiu Yingning, Feng Yanhui, Wang Hao and David Infield, “Wind turbine fault diagnosis based on unscented Kalman Filter”, in: *International Conference on Renewable Power Generation*, Oct. 2015.
- [12] Sahar Pirooz Azad and Joseph Euzebe Tate, “Parameter estimation of doubly fed induction generator driven by wind turbine”, in: *IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition*, March 2011.
- [13] 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.
- [14] 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>.

-
- [15] Y. Wehbe, L. Fan, UKF based estimation of synchronous generator electromechanical parameters from phasor measurements, North American Power Symposium (NAPS), September, 2012.
- [16] F. Milano, Power System modelling and scripting, Springer, 2010. ISBN: 978-3-642-13668-9.
- [17] J. G. Slootweg, H. Polinder and W. L. Kling, “Initialization of Wind Turbine Models in Power System Dynamics Simulations”, in: IEEE Porto Power Tech Proceedings (Cat. No.01EX502), Aug. 2001.
- [18] «Wikipedia,» [En línea]. Available: https://es.wikipedia.org/wiki/Filtro_de_Kalman. [Último acceso: Enero 2019].
- [19] «Monografías,» [En línea]. Available: <https://www.monografias.com/trabajos87/recordando-filtro-kalman/recordando-filtro-kalman.shtml>. [Último acceso: Enero 2019].
- [20] H. Pesonen y R. Piché, «Cubature-based Kalman filters for positioning,» *Positioning Navigation and Communication (WPNC)*, Marzo 2010.
- [21] E.A. Wan, R. Van der Merwe, The unscented Kalman filter for nonlinear estimation, Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000, October, 2000, pp. 153–158.
- [22] 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.
- [23] S. Julier, The scaled unscented transformation, American Control Conference, 2002. Proceedings of the 2002, IEEE Press, 2002, pp. 4555–4559.

Glosario

SEP	Sistema Eléctrico de Potencia
PMU	Phasor Measurement Unit
DSE	Dynamic State Estimator
KF	Kalman Filter
UKF	Unscented Kalman Filter
EKF	Extended Kalman Filter
CKF	Cubature Kalman Filter
VSC	Voltage Source Converter

