



Universidad
Zaragoza

Trabajo Fin de Grado

Estimación de parámetros de reguladores de
generadores síncronos por medio del Filtro de
Kalman

Parameter estimation of synchronous generator
controllers by means of Kalman Filtering

Autora
Carmen Acín Rouco

Director
Luis Rouco Rodríguez

Ponente
María del Rosario Aragués Muñoz

Escuela de Ingeniería y Arquitectura
Curso 2021-2022

Resumen

El estudio de la estabilidad de los sistemas eléctricos precisa de modelos precisos de los generadores síncronos y de sus sistemas de regulación. Los parámetros de los modelos de los sistemas de regulación de los generadores síncronos son ajustados en su puesta en servicio. Los valores fidedignos de los parámetros de los modelos deben obtenerse a partir de ensayos.

Este Trabajo de Fin de Grado estudia la aplicación del Filtro de Kalman a la estimación de parámetros de los reguladores de tensión de un generador síncrono. En particular, este trabajo analiza las prestaciones de Extended Kalman Filter (EKF) y del Unscented Kalman Filter (UKF) para la estimación de los parámetros de un regulador de tensión de un generador síncrono cuando se realiza un ensayo de respuesta a un escalón en la consigna del regulador de tensión con el generador en vacío.

Este trabajo comienza revisando el problema de estabilidad de sistemas eléctricos y los modelos de los reguladores de tensión de los generadores síncronos. Después detalla los algoritmos EKF y UKF.

En este trabajo se ha desarrollado un programa y adaptado otro para la estimación de parámetros del regulador de tensión PI de un generador síncrono, dos programas (bajo el entorno de programación de Matlab) de estimación de estado por medio de los algoritmos EKF y UKF respectivamente. Se ha realizado una prueba exhaustiva de los algoritmos EKF y UKF.

Las conclusiones que se han alcanzado tras la prueba de los algoritmos EKF y UKF son:

- El algoritmo EKF permite estimar cualquiera de los dos parámetros del regulador PI (K_p o K_I) suponiendo el otro conocido si se miden los tres estados del lazo de regulación de tensión de un generador síncrono con el generador en vacío.
- El algoritmo EKF permite estimar dos parámetros del regulador PI (K_p y K_I) si se miden los tres estados del lazo de regulación de tensión de un generador síncrono con el generador en vacío.
- La selección de las matrices de covarianzas no es trivial.
- El algoritmo EKF no permite estimar ninguno de los dos parámetros del regulador PI (K_p o K_I) suponiendo el otro conocido si se miden solo dos variables (la tensión de excitación y la tensión en bornes) del lazo de regulación de tensión de un generador síncrono con el generador en vacío.
- El algoritmo UKF no permite estimar ninguno de los dos parámetros del regulador PI (K_p o K_I) suponiendo el otro conocido incluso si se miden los tres estados del lazo de regulación de tensión de un generador síncrono con el generador en vacío.

Tabla de contenidos

1.	Introducción	5
1.1	Motivación	5
1.2	Objetivos del trabajo	6
1.3	Alcance y planificación.....	6
1.4	Organización de la memoria.....	7
2.	Estabilidad de sistemas eléctricos	8
2.1	Definición de estabilidad.....	8
2.2	Clasificaciones del problema de estabilidad.....	9
2.3	Simulación y análisis	12
3.	Reguladores de tensión de generadores síncronos	16
4.	El método del Filtro de Kalman de estimación de parámetros.....	21
4.1	El Filtro de Kalman (KF)	21
4.2	El Extended Kalman Filter (EKF)	23
4.3	Aplicación del Extended Kalman Filter a la estimación de parámetros.....	25
4.4	El Unscented Kalman Filter (UKF)	26
5.	Resultados de aplicación del método del Filtro de Kalman a la estimación de parámetros de reguladores de tensión	29
5.1	Caso de estudio.....	29
5.2	Aplicación del EKF	32
5.2.1	Estimación de K_p midiendo los tres estados	32
5.2.2	Estimación de K_I midiendo los tres estados	34
5.2.3	Estimación de K_p y K_I midiendo los tres estados	35
5.2.4	Estimación de K_p midiendo dos variables de salida.....	36
5.2.5	Estimación de K_I midiendo dos variables de salida.....	37
5.3	Aplicación del UKF	38
5.3.1	Estimación de K_p midiendo los tres estados	38
5.3.2	Estimación de K_I midiendo los tres estados	39
6.	Conclusiones	41
7.	Referencias.....	42

Lista de figuras

Figura 2-1. Estabilidad de sistemas dinámicos.....	8
Figura 2-2. Incidente del 24 de julio de 2021.....	10
Figura 2-3. Ejemplo de estabilidad de tensiones.....	11
Figura 2-4. Ejemplo de estabilidad de ángulo.....	11
Figura 2-5. Ejemplo de estabilidad de frecuencia.....	12
Figura 2-6: Relación entre la localización de los autovalores de la matriz de estados y la respuesta temporal ante un impulso.....	15
Figura 3-1: Componentes de un sistema de excitación de una máquina síncrona.....	16
Figura 3-2: Diagrama funcional de un sistema de excitación en corriente alterna de una máquina síncrona.....	18
Figura 3-3: Diagrama funcional de un sistema de excitación en corriente alterna de una máquina síncrona.....	18
Figura 3-4: Modelo del transductor y de la compensación de carga.....	18
Figura 3-5: Modelo de un sistema de excitación estático.....	19
Figura 3-6: Modelo de excitación estático con regulador PI.....	19
Figura 3-7: Modelo de excitación en corriente alterna.....	20
Figura 3-8: Modelo del estabilizador del sistema de potencia.....	20
Figura 4-1. Algoritmo del Filtro de Kalman.....	23
Figura 5-1. Modelo de un regulador de tensión PI con el generador síncrono en vacío.....	29
Figura 5-2. Representación en espacio de estado del modelo de un regulador de tensión PI con el generador síncrono en vacío.....	30
Figura 5-3. Respuesta a un escalón en consigna. Estados.....	32
Figura 5-4. Respuesta a un escalón en consigna. Salidas.....	32
Figura 5-5. EKF. Evolución de la estimación de K_P midiendo los tres estados.....	34
Figura 5-6. EKF. Evolución de la estimación de K_I midiendo los tres estados.....	35
Figura 5-7. EKF. Evolución de la estimación de K_P y K_I midiendo los tres estados.....	36
Figura 5-8. EKF. Evolución de la estimación de K_P midiendo dos variables de salida.....	37
Figura 5-9. EKF. Evolución de la estimación de K_I midiendo dos variables de salida.....	38
Figura 5-10. UKF. Evolución de la estimación de K_P midiendo los tres estados.....	39
Figura 5-11. UKF. Evolución de la estimación de K_I midiendo los tres estados.....	40

1. Introducción

En este primer capítulo se busca la introducción del interés y la motivación que ha llevado a cabo el estudio de diferentes versiones del Filtro de Kalman, así como metodología y la organización que se ha seguido para alcanzar los objetivos establecidos para este trabajo.

1.1 Motivación

La seguridad del suministro de energía eléctrica requiere asegurar la estabilidad [1] de dichos sistemas.

El estudio de la estabilidad de los sistemas eléctricos se realiza por simulación no lineal en el dominio del tiempo o por análisis (autoanálisis) de su modelo linealizado [1]. Para ello se necesitan modelos dinámicos precisos de los generadores, la red eléctrica y las cargas. En particular, se necesitan modelos precisos de los generadores síncronos y de sus sistemas de regulación (tensión y velocidad).

Los parámetros de los generadores síncronos se obtienen a partir de ensayos en banco en fábrica y son proporcionados por los fabricantes. Los parámetros de los modelos de los sistemas de regulación de los generadores síncronos son ajustados en su puesta en servicio. Los valores fidedignos de los parámetros de los modelos se deben obtener a partir de ensayos. La estimación de los parámetros de los modelos de los reguladores es parte del problema más amplio de la identificación de sistemas.

La identificación de sistemas es una amplia disciplina [2] que involucra la propuesta de modelos, la realización de pruebas, la estimación de los parámetros del modelo y la validación del modelo.

La estimación de los parámetros de los modelos es un problema difícil y requiere de algoritmos apropiados. El algoritmo de mínimos cuadrados no lineales aplicado a la respuesta temporal ante un escalón ha ofrecido en el pasado buenos resultados en casos prácticos [3]-[5].

Recientemente la tesis doctoral [6] ha presentado resultados prometedores en la aplicación de diversas variantes del Filtro de Kalman a la estimación de parámetros de generadores síncronos y de sus reguladores asociados [7] y de generadores eólicos [8]. En particular el Unscented Kalman Filter (UKF) se ha aplicado a la estimación de parámetros de generadores síncronos y de sus reguladores asociados y el Cubature Kalman Filter (CKF) se ha aplicado a la estimación de parámetros de generadores eólicos.

La aplicación del Unscented Kalman Filter (UKF) a la estimación de parámetros de generadores síncronos y de sus reguladores asociados tal y como se refiere en [7] requiere un ajuste delicado de un conjunto de parámetros.

1.2 Objetivos del trabajo

El objetivo del presente trabajo fin de grado es la aplicación del Filtro de Kalman a la estimación de parámetros de los reguladores de tensión de un generador síncrono.

Se analizarán las prestaciones del Extended Kalman Filter (EKF) y del Unscented Kalman Filter (UKF) para la estimación de los parámetros de un regulador de tensión de un generador síncrono. Para ello se contemplarán dos alternativas de medida. En la primera, consideraremos la observación de los tres estados. En la segunda, se observarán la tensión de excitación y la tensión en bornes.

Se utiliza Matlab como entorno para la codificación del algoritmo de estimación por simulación de parámetros por medio del Filtro de Kalman. Se considera el modelo real de un regulador de tensión de un gran generador síncrono.

Para verificar la estimación de los parámetros se van a comparar con los valores reales del regulador de tensión del generador síncrono.

1.3 Alcance y planificación

El trabajo ha desarrollado un programa Matlab para la estimación de parámetros del regulador de tensión PI de un generador síncrono por medio del algoritmo EKF.

El trabajo también ha adaptado un programa Matlab [9] para la estimación de parámetros del regulador PI de un generador síncrono por medio del algoritmo UKF.

Para la aplicación de los algoritmos EKF y UKF se ha construido la representación en espacio de estado del modelo lineal del lazo de regulación de tensión con el generador en vacío. Además, se han obtenido las matrices jacobianas de la representación en espacio de estado del lazo de regulación de tensión con el generador en vacío para su uso en el caso del algoritmo EKF.

La realización de este trabajo fin de grado ha comprendido las siguientes tareas:

1. Estudio del problema de estabilidad de sistemas eléctricos.
2. Estudio de los modelos dinámicos de los reguladores de tensión de los generadores síncronos.
3. Estudio de la aplicación del Filtro de Kalman a la estimación de parámetros de sistemas dinámicos.
4. Desarrollo del programa Matlab que implanta el algoritmo EKF para la estimación de los parámetros de un regulador de tensión de un generador síncrono.
5. Adaptación del programa Matlab que implanta el algoritmo UKF para extender dicho algoritmo a la estimación de los parámetros de un regulador de tensión de un generador síncrono.
6. Validación de los programas Matlab desarrollados.
7. Simulación de varios casos de estudio y elaboración de conclusiones.

1.4 Organización de la memoria

Esta memoria contiene 7 capítulos.

El capítulo 1 introduce el tema del trabajo fin de grado.

El capítulo 2 explica el problema de la estabilidad de los sistemas eléctricos y como se realiza su simulación y análisis.

El capítulo 3 describe los modelos de los reguladores de tensión de los generadores síncronos.

El capítulo 4 detalla los algoritmos del Filtro de Kalman considerados: Extended Kalman Filter (EKF) y Unscented Kalman Filter (UKF).

El capítulo 5 contiene los resultados de la aplicación del Filtro de Kalman a la estimación de los parámetros de un regulador de tensión.

El capítulo 6 resume las conclusiones del proyecto.

El capítulo 7 contiene las referencias bibliográficas.

2. Estabilidad de sistemas eléctricos

Este capítulo introduce el problema de la estabilidad de sistemas eléctricos. Se define el problema, se introducen las clasificaciones planteadas para abordar un problema tan complejo y se explica cómo se aborda dicho problema.

2.1 Definición de estabilidad

La estabilidad estudia la capacidad de un sistema, que se encuentra en un punto de equilibrio, en volver a dicho punto de equilibrio o simplemente en alcanzar un nuevo punto de equilibrio, tras el acontecimiento de una perturbación [1]. La Figura 2-1 muestra un sencillo ejemplo que ilustran sistemas estable e inestable. Se aprecia como la bola del sistema estable tras una perturbación vuelve al punto de equilibrio mientras que la bola del sistema inestable abandona el punto de equilibrio tras una perturbación.

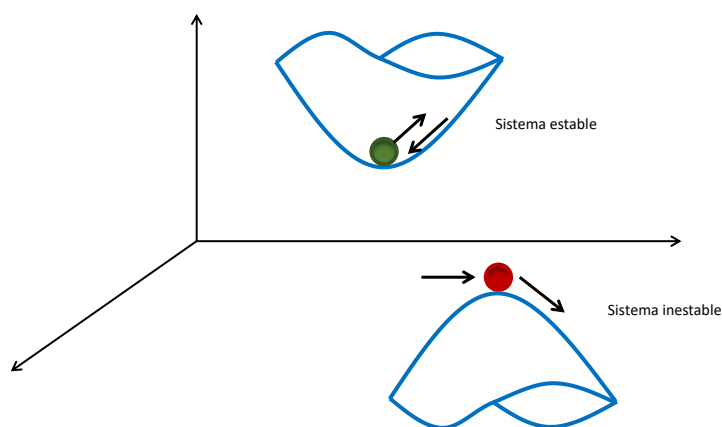


Figura 2-1. Estabilidad de sistemas dinámicos [10].

La estabilidad es una propiedad fundamental de los sistemas dinámicos. El análisis de estabilidad es el primer paso en el diseño de un sistema de regulación automática.

Uno de los sistemas dinámicos más grandes construidos por el hombre son los sistemas de energía eléctrica.

Los sistemas de energía eléctrica tienen por misión satisfacer la demanda de energía eléctrica de los consumidores. Están formados por los generadores, las redes de transporte y distribución de energía eléctrica y los propios consumidores.

Los sistemas de energía eléctrica exhiben fenómenos transitorios en escalas de tiempo que van desde microsegundos (sobretensiones debidas a la caída de un rayo) hasta horas (seguimiento de la demanda a lo largo del día). La estabilidad de sistemas de energía eléctrica aborda fenómenos dinámicos en la escala de segundos. Los fenómenos dinámicos que aborda la estabilidad son debidos fundamentalmente al intercambio de energía entre las masas giratorias de los generadores cuando se produce una perturbación en la red eléctrica. Los sistemas de control de los generadores pueden afectar dicho intercambio de energía [1].

2.2 Clasificaciones del problema de estabilidad

El problema de la estabilidad de sistemas de energía eléctrica tiene una gran complejidad. Para abordar un problema concreto y para alcanzar su comprensión se han establecido clasificaciones del problema de estabilidad atendiendo a la

- La naturaleza del fenómeno físico involucrado.
- La magnitud de la perturbación
- Las dinámicas involucradas

Atendiendo a la naturaleza del fenómeno físico involucrado se habla de estabilidad de ángulo, estabilidad de tensión o estabilidad de frecuencia [1].

- La estabilidad de ángulo está interesada en la capacidad de los generadores de seguir funcionando en sincronismo tras la ocurrencia de una perturbación. Un conjunto de generadores funciona en sincronismo cuando sus velocidades angulares eléctricas son iguales debido a que sus diferencias angulares se mantienen constantes.
- La estabilidad de tensiones está interesada en la capacidad del sistema de energía eléctrica en mantener las tensiones de los nudos dentro de unos límites aceptables. La caída incontrolada de estas tensiones tras la ocurrencia de una perturbación tiene como consecuencia su inestabilidad.
- La estabilidad de frecuencia está interesada en la capacidad del sistema de energía eléctrica en mantener la frecuencia dentro de unos límites aceptables. La caída incontrolada de la frecuencia tras la ocurrencia de una perturbación tiene como consecuencia su inestabilidad.

Atendiendo a la magnitud de la perturbación se habla de estabilidad de gran y de pequeña perturbación [1].

- Se habla de estabilidad de gran perturbación cuando la magnitud de la perturbación que tiene lugar es tal que las ecuaciones diferenciales que describen el comportamiento dinámico del sistema no se pueden linealizar para su análisis. Ejemplos de ellos son las pérdidas de carga, líneas o generadores o los cortocircuitos.
- Se habla de estabilidad de pequeña perturbación cuando la magnitud de la perturbación que tiene lugar es tal que las ecuaciones diferenciales que describen el comportamiento dinámico del sistema se pueden linealizar para su análisis. En otras palabras, el comportamiento dinámico del sistema queda satisfactoriamente caracterizado cuando el modelo es linealizado alrededor del punto de funcionamiento. Ejemplos de pequeñas perturbaciones son las pequeñas variaciones de la carga que se producen en el funcionamiento normal del sistema de energía eléctrica.

Atendiendo a las dinámicas involucradas se habla de estabilidad de corto y de largo plazo [1].

- La estabilidad de corto plazo considera que las dinámicas dominantes son las de los generadores síncronos y sus sistemas de control primario (tensión y carga-velocidad).
- La estabilidad de largo plazo supone que las dinámicas involucradas son las de las fuentes de energía primaria de los generadores síncronos (las calderas de centrales térmicas convencionales, los reactores de las centrales térmicas nucleares, circuitos hidráulicos con túnel, chimeneas de equilibrios y la conducción forzada de las centrales hidráulicas con circuito hidráulico complejo) y los sistemas de regulación secundaria frecuencia-potencia (control automático de generadores) y tensión-reactancia (tomas de transformadores, condensadores, reactancias, etc.).

La estabilidad de los sistemas eléctricos no es un problema teórico. El día 24 de julio de 2021 [14] se produjo un incidente en el sistema eléctrico ibérico (España y Portugal) en su conexión al resto del sistema continental europeo en el que se pudieron ver diferentes fenómenos de estabilidad.

El incidente tiene su origen en la desconexión en el sistema francés (debido a un incendio forestal) de la línea de doble circuito a 400 kV La Gaudiere-Baixas cuando el sistema ibérico estaba importando cerca 2312 MW tal y como muestra la Figura 2-2.

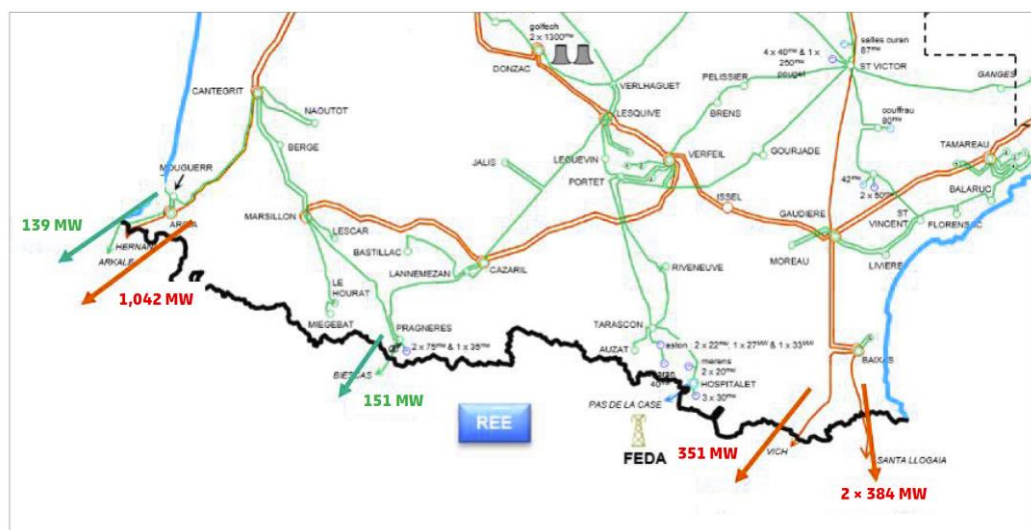


Figura 2-2. Incidente del 24 de julio de 2021[14].

Hasta que se produce la separación del sistema ibérico del resto del sistema europeo acontece un fenómeno de estabilidad de tensiones: las tensiones caen de forma acusada tal y como muestra la Figura 2-3. La separación del sistema ibérico se produce debido a un fenómeno de inestabilidad de ángulo tal y como muestra la Figura 2-4: los ángulos de las tensiones decrecen mientras que los ángulos de las tensiones en Francia permanecen constantes. Tras la separación del sistema ibérico acontece un fenómeno de estabilidad de frecuencia tal y como muestra la Figura 2-5.

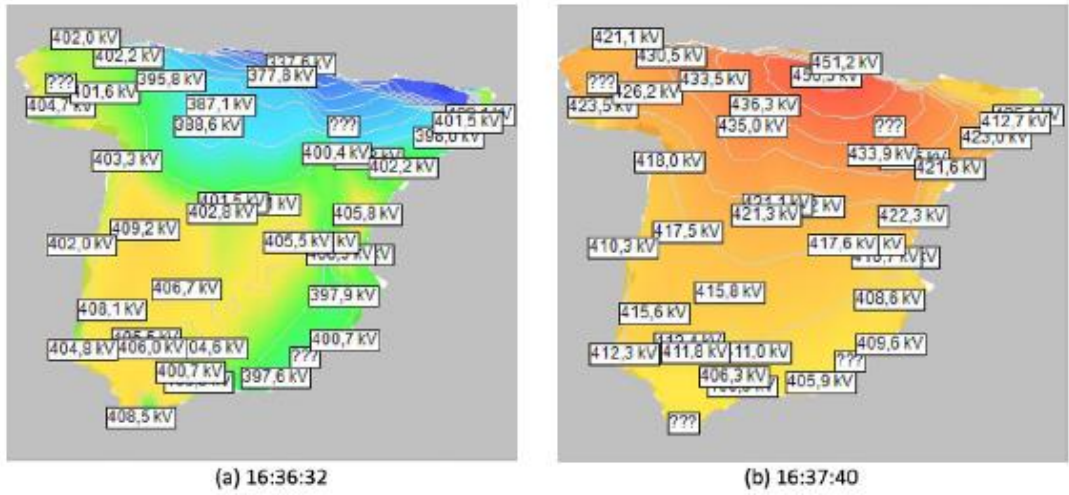


Figura 2-3. Ejemplo de estabilidad de tensiones[14].

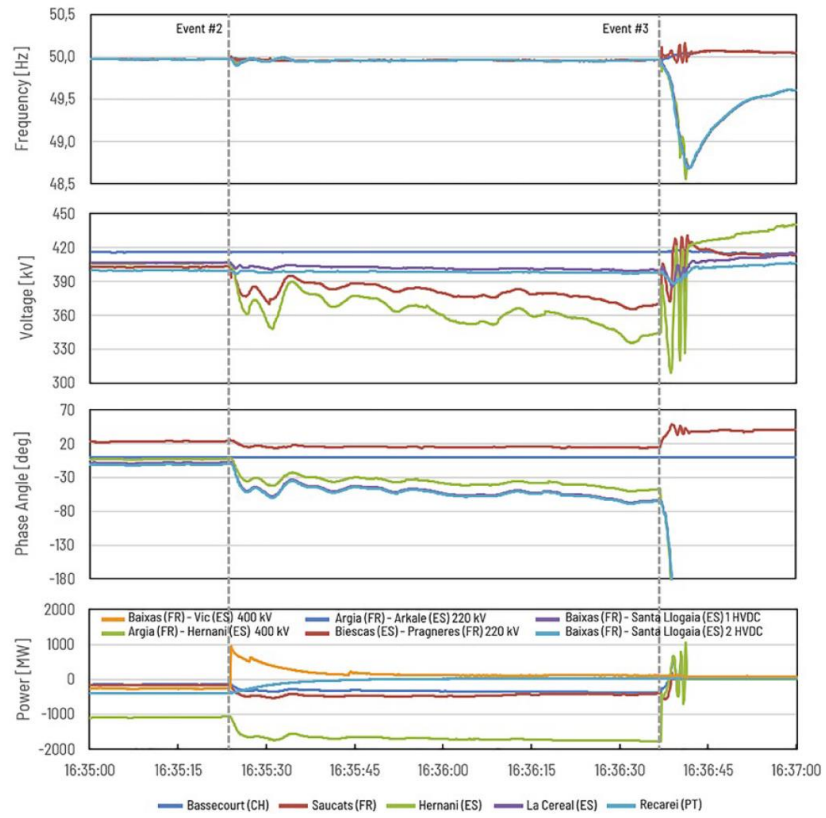


Figura 2-4. Ejemplo de estabilidad de ángulo[14].

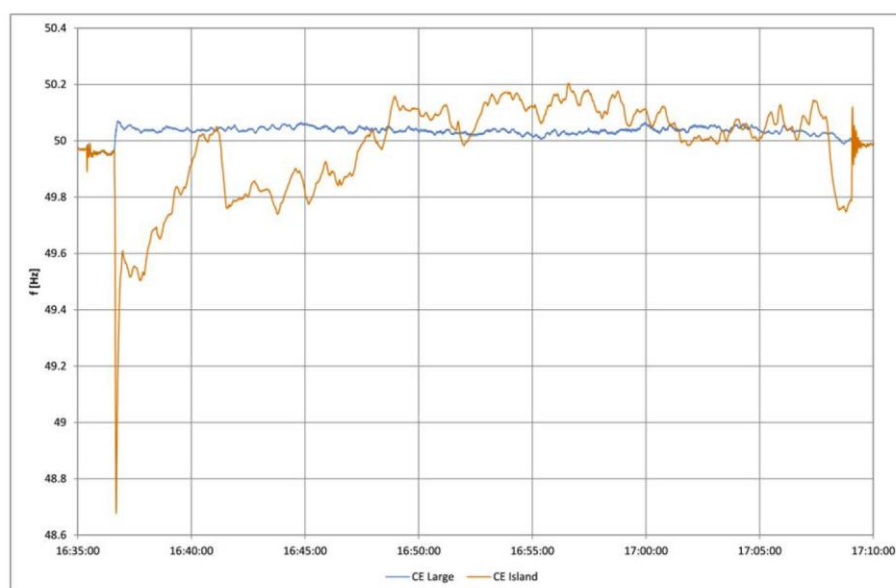


Figura 2-5. Ejemplo de estabilidad de frecuencia[14].

2.3 Simulación y análisis

El estudio de estabilidad se realiza por medio de simulación y análisis. La simulación consiste en obtener la evolución temporal de las variables del sistema eléctrico en caso de una perturbación. La estabilidad se valora por inspección de la evolución de las variables del sistema. El análisis consiste en determinar medidas cuantitativas (autovalores) de la estabilidad del sistema.

El comportamiento dinámico de los sistemas de energía eléctrica está descrito por un sistema de ecuaciones diferenciales no-lineales de la forma:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \quad (2.1)$$

donde \mathbf{g} es un vector de funciones no lineales, \mathbf{x} es el vector de variables de estado y \mathbf{u} es el vector de las variables de entrada.

La solución del sistema de ecuaciones diferenciales no lineales se obtiene por simulación en el dominio del tiempo. La simulación en el dominio del tiempo consiste en la integración numérica de las ecuaciones diferenciales que describen el comportamiento dinámico del sistema. Un algoritmo de integración numérica de las ecuaciones diferenciales obtiene en el caso más sencillo las variables de estado en el paso $k+1$ a partir de las variables de estado en el paso anterior k [1]:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{\Gamma}(\mathbf{x}_k)$$

siendo $\mathbf{\Gamma}$ una función que depende del método considerado.

El método de Euler predictor-corrector [1] obtiene \mathbf{x}_{k+1} en dos pasos

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \dot{\mathbf{x}}_k \Delta t = \mathbf{x}_k + \mathbf{g}(\mathbf{x}_k) \Delta t$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \left[\dot{\mathbf{x}}_k + \dot{\hat{\mathbf{x}}}_{k+1} \right] \frac{\Delta t}{2} = \mathbf{x}_k + \left[\mathbf{g}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{k+1}) \right] \frac{\Delta t}{2}$$

El método de Runge-Kutta [15] de orden 4-5 se obtiene \mathbf{x}_{k+1} según

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)$$

$$k_1 = \mathbf{g}(\mathbf{x}_k)$$

$$k_2 = \mathbf{g}\left(\mathbf{x}_k + \frac{k_1}{2}\right)$$

$$k_3 = \mathbf{g}\left(\mathbf{x}_k + \frac{k_2}{2}\right)$$

$$k_4 = \mathbf{g}(\mathbf{x}_k + k_3)$$

Si el sistema de ecuaciones diferenciales no lineales (2.1) se linealizan alrededor del punto de trabajo $\mathbf{x} = \mathbf{x}_0, \mathbf{u} = \mathbf{u}_0$, resulta

$$\Delta \dot{\mathbf{x}} = \left. \frac{\partial \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_0, \mathbf{u}=\mathbf{u}_0} \Delta \mathbf{x} + \left. \frac{\partial \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u})}{\partial \mathbf{u}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_0, \mathbf{u}=\mathbf{u}_0} \Delta \mathbf{u} \quad (2.2)$$

$$= \mathbf{A} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{B} \Delta \mathbf{u}$$

La solución del sistema de ecuaciones diferenciales lineales se produce la variación de una de las variables de entrada $\Delta \mathbf{u}$ tiene dos componentes: la solución homogénea y la solución particular de la completa.

La solución homogénea es la solución que corresponde a entrada nula y condiciones iniciales no nulas. La solución particular de la completa es la solución que corresponde a condiciones iniciales nulas y entrada no nula.

La solución del sistema de ecuaciones diferenciales (2.2) cuando se puede expresar en términos de la exponencial de la matriz de estado \mathbf{A} de acuerdo con la expresión

$$\Delta \mathbf{x}(t) = \Delta \mathbf{x}_h(t) + \Delta \mathbf{x}_p(t) = e^{\mathbf{A}(t-t_0)} \Delta \mathbf{x}(t_0) + \int_{t_0}^t e^{\mathbf{A}(\tau-t_0)} \mathbf{b} \Delta \mathbf{u}(\tau) d\tau \quad (2.3)$$

Si la exponencial de la matriz de estado $e^{\mathbf{A}t}$ se expresa en términos de las matrices de autovalores Λ y de los autovectores derechos \mathbf{V} e izquierdos \mathbf{W} de la matriz de estados \mathbf{A}

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_N \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

$$\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{v}_N] \quad (2.5)$$

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{w}_N^T \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

donde

$$\mathbf{A}\mathbf{v}_i = \mathbf{v}_i\lambda_i \quad (2.7)$$

$$\mathbf{w}_i^T \mathbf{A} = \lambda_i \mathbf{w}_i^T \quad (2.8)$$

$$\mathbf{w}_i^T \mathbf{v}_i = 1 \quad (2.9)$$

o

$$\mathbf{A}\mathbf{V} = \mathbf{V}\mathbf{\Lambda}$$

$$\mathbf{W}\mathbf{A} = \mathbf{\Lambda}\mathbf{W} \quad (2.10)$$

$$\mathbf{W}\mathbf{V} = \mathbf{I}$$

la solución del sistema de ecuaciones (2.2) resulta

$$\Delta\mathbf{x}(t) = \mathbf{V}e^{\mathbf{A}(t-t_0)}\mathbf{W}\Delta\mathbf{x}(t_0) + \int_{t_0}^t \mathbf{V}e^{\mathbf{A}(t-\tau)}\mathbf{W}\mathbf{b}\Delta\mathbf{u}(\tau)d\tau \quad (2.11)$$

Por otra parte, la solución homogénea (2.11) del sistema de ecuaciones diferenciales lineales (2.2) se puede expresar en términos de los autovalores y de los autovectores derechos e izquierdos de la matriz de estados \mathbf{A} como [16] :

$$\Delta\mathbf{x}(t)_h = \mathbf{V}e^{\mathbf{A}(t-t_0)}\mathbf{W}\Delta\mathbf{x}(t_0) = \sum_{i=1}^N \mathbf{v}_i e^{\lambda_i(t-t_0)} [\mathbf{w}_i^T \Delta\mathbf{x}(t_0)] \quad (2.12)$$

El estudio de la ecuación (2.12) permite obtener las siguientes conclusiones La respuesta del sistema se expresa como una combinación de la respuesta del sistema para N modos [16].

- Los autovalores de la matriz de estado \mathbf{A} determinan la estabilidad del sistema. Un autovalor real negativo (positivo) indica un comportamiento exponencial decreciente (creciente) mientras que un autovalor complejo con parte real negativa (positiva) indica un comportamiento oscilatorio decreciente (creciente), tal y como se muestra en la Figura 2-6.

- Los componentes del autovector derecho \mathbf{v}_i indican la actividad relativa de cada variable en el modo i -ésimo.
- Las componentes de autovector izquierdo \mathbf{w}_i pesa las condiciones iniciales en el modo i -ésimo.

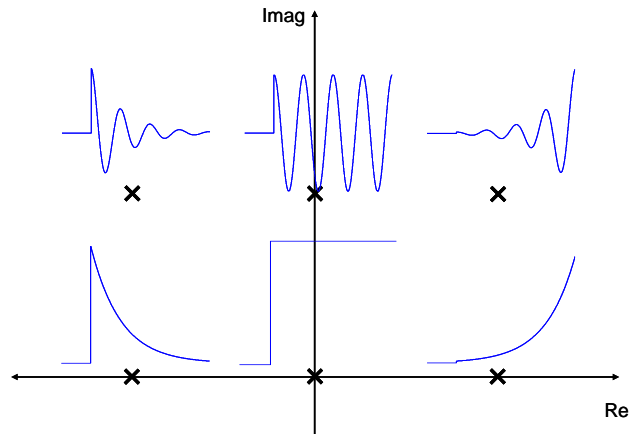


Figura 2-6: Relación entre la localización de los autovalores de la matriz de estados y la respuesta temporal ante un impulso [17].

3. Reguladores de tensión de generadores síncronos

La estabilidad de los sistemas de energía eléctrica depende fundamentalmente de la estabilidad de los generadores síncronos. Los generadores síncronos tienen dos sistemas de regulación primaria: regulación de tensión y regulación de velocidad. En este trabajo fin de grado prestaremos atención a los reguladores de tensión.

Los reguladores de tensión están integrados en los sistemas de excitación. Los sistemas de excitación cumplen varias funciones:

- Suministrar corriente continua al devanado de campo del generador síncrono.
- Regulación de tensión.
- Otras funciones de control y protección.

La Figura 3-1 muestra un diagrama funcional de un sistema de excitación [18] Dicha figura permite identificar los elementos de un sistema de excitación.

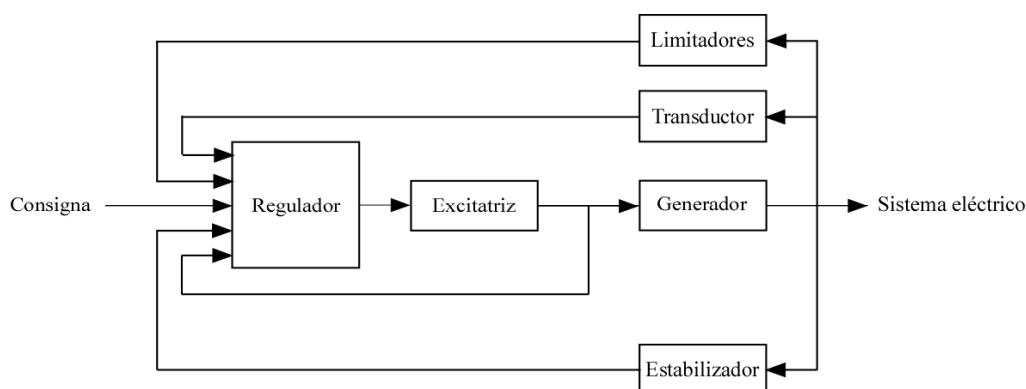


Figura 3-1: Componentes de un sistema de excitación de una máquina síncrona [18].

Los componentes de los sistemas de excitación son:

- *Excitatriz*. La excitatriz es el dispositivo de potencia que suministra corriente continua al devanado de campo del generador.
- *Regulador* de tensión. El regulador de tensión procesa las señales proporcionadas por el transductor y la compensación de carga, el estabilizador del sistema de potencia y los limitadores y genera la señal de mando a la excitatriz. El regulador incluye la compensación requerida para que la respuesta dinámica del lazo de regulación de tensión sea la deseada.
- *Transductor* y compensación de carga. El transductor proporciona una tensión continua, de nivel apropiado, proporcional a la tensión en bornes del generador. La compensación de carga estima la tensión en un punto remoto cuya regulación de tensión se desea utilizando la medida de la corriente suministrada por el generador.
- *Estabilizador* del sistema de potencia. El estabilizador del sistema de potencia varía la consigna del regulador de tensión con el propósito de amortiguar las oscilaciones del rotor del generador.
- *Limitadores* de máxima y mínima corriente de excitación. El limitador de mínima corriente de excitación previene la inestabilidad de pequeña

perturbación y el excesivo calentamiento de cabezas de bobina del devanado del estator. El limitador de máxima corriente de excitación impide el calentamiento excesivo del devanado del estator.

- *Limitador de V/Hz.* El limitador de V/Hz limita el flujo (el flujo es proporcional al cociente entre la tensión y la frecuencia) en el generador ya sea por tensión elevada o por baja frecuencia (velocidad).

Los sistemas de excitación se clasifican atendiendo al dispositivo utilizado como excitatriz en tres grandes categorías[18].

- Corriente continua: la excitatriz es un generador de corriente continua (en desuso).
- Corriente alterna: la excitatriz es un generador de corriente alterna.
- Estático: la excitatriz es un puente de tiristores.

Los sistemas de excitación han ido evolucionando con el desarrollo tecnológico [18]. Primero se desarrollaron los sistemas en corriente continua, luego los sistemas en corriente alterna y finalmente los sistemas estáticos. Los sistemas en corriente continua están siendo sustituidos en la mayoría de los casos debido a las dificultades que entraña su mantenimiento. La mayoría de los nuevos equipos son sistemas estáticos debido a sus menores costes de mantenimiento (no tienen elementos rotativos) y a sus superiores prestaciones dinámicas.

La Figura3-2 muestra el diagrama funcional de un sistema de excitación en corriente alterna. El devanado de excitación del generador síncrono es alimentado por una excitatriz de corriente alterna a través de un puente de diodos. Un generador síncrono de imanes permanentes alimenta un puente de tiristores que alimenta el devanado de excitación de la excitatriz de corriente alterna. La excitatriz de corriente alterna es un generador síncrono. El rotor del generador síncrono invertido: el devanado de excitación o inductor está en el estator y el devanado del inducido está en el rotor. El rotor del generador síncrono de imanes permanentes, el devanado del inducido de la excitatriz de corriente alterna y el puente de diodos están acoplados al eje del generador síncrono principal. La variación de la excitación de la excitatriz de corriente alterna se traduce en una variación de la excitación del generador síncrono principal. Este sistema se denomina sin escobillas o “brushless” en la terminología en lengua inglesa.

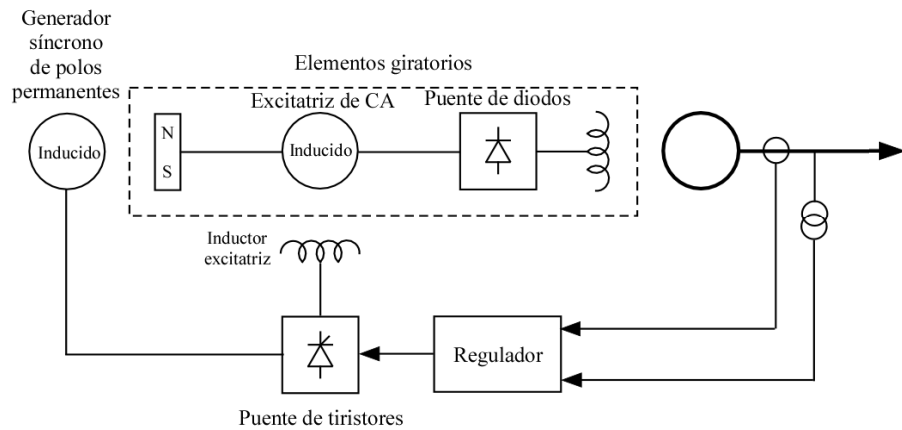


Figura 3-2: Diagrama funcional de un sistema de excitación en corriente alterna de una máquina síncrona [18].

La Figura 3-3 muestra el diagrama funcional de un sistema de excitación estático: Un transformador conectado en bornes del generador denominado de excitación alimenta un rectificador controlado que a su vez suministra la corriente continua al devanado de campo del generador. El regulador controla el rectificador controlado a partir de las medidas de la tensión en bornes del generador y de la corriente suministrada por éste.

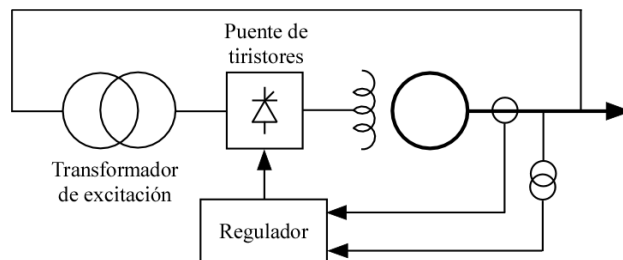


Figura 3-3: Diagrama funcional de un sistema de excitación estático de una máquina síncrona [18].

La Figura 3-4 presenta el modelo de la compensación de carga y del transductor. La compensación de carga estima la tensión del punto cuya tensión se desea regular. Si se desea regular la tensión en el lado de alta tensión del transformador elevador R_C y X_C serían negativas y su valor sería la resistencia y reactancia del citado transformador. El transductor se representa por medio un sistema de primer orden de constante de tiempo T_R [18].

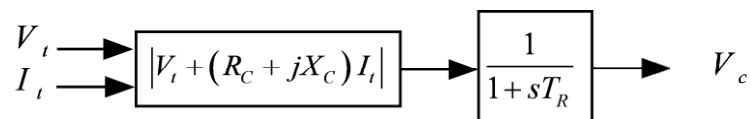


Figura 3-4: Modelo del transductor y de la compensación de carga [18].

El modelo de un sistema de excitación estático está detallado en la Figura 3-5. Este modelo incluye la representación del regulador de tensión y de la excitatriz (puente de tiristores). El puente de tiristores se representa por medio de un sistema de primer orden de constante de tiempo T_A . La ganancia del regulador y del puente de tiristores se combinan en un único valor K_A . La compensación del lazo de regulación de

tensión se realiza por medio del retraso de fase de función de transferencia $(1+sT_C)/(1+sT_B)$.

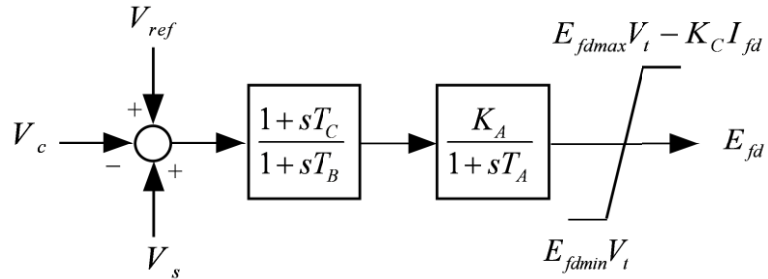


Figura 3-5: Modelo de un sistema de excitación estático [18].

La Figura 3-6 muestra el modelo de un sistema de excitación estático con regulador PI.

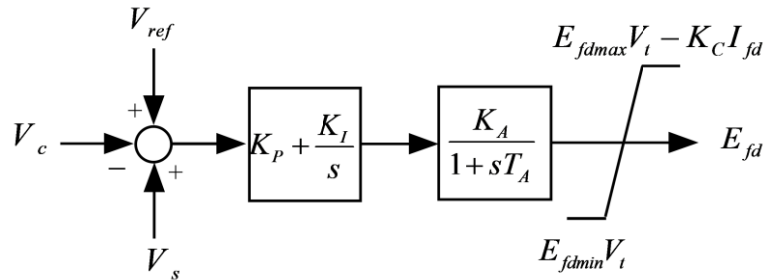


Figura 3-6: Modelo de excitación estático con regulador PI [18].

La Figura 3-7 muestra el modelo de un sistema de excitación en corriente alterna. El puente de tiristores está representado por el sistema de primer orden de ganancia K_A y constante de tiempo T_A . La excitatriz está representada por el integrador de constante de tiempo T_E y la realimentación $K_E + S_E$. La función F_E representa la caída de tensión en el puente de diodos giratorios. La compensación puede ser en serie a través de la red de retraso de fase de función de transferencia $(1+sT_C)/(1+sT_B)$ o en realimentación a través de PD de función de transferencia de función de transferencia $sK_F/(1+sT_F)$.

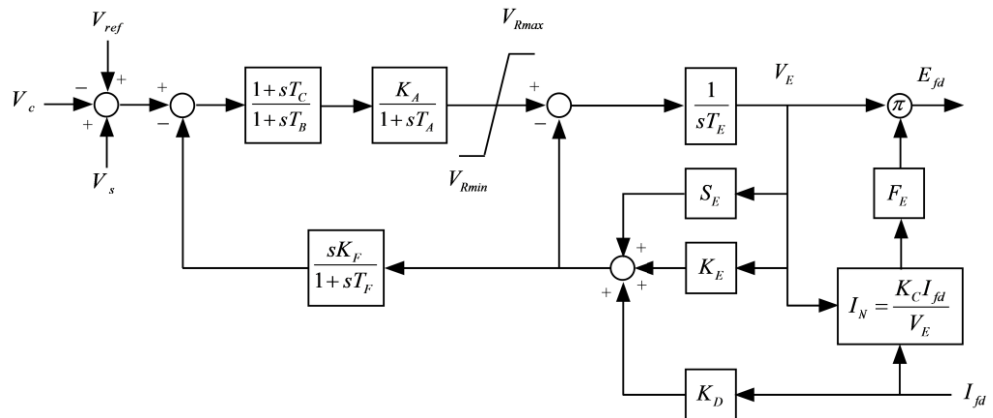


Figura 3-7: Modelo de excitación en corriente alterna [18].

El estabilizador del sistema de potencia es un control suplementario del sistema de excitación cuya misión específica es la mejora de la estabilidad del generador gracias a su capacidad de amortiguar las oscilaciones del rotor.

El estabilizador del sistema de potencia contribuye al amortiguamiento de las oscilaciones del rotor de un generador síncrono creando un par de frenado en fase con la variación de velocidad del rotor variando la tensión de consigna del regulador de tensión. Variando la consigna del regulador de tensión se varía la tensión de excitación y la potencia eléctrica. Ello requiere compensar el retraso entre la consigna del regulador de tensión (donde actúa el estabilizador) y la potencia deceleradora que amortigua la oscilación natural del generador.

La Figura 3-8 muestra el modelo de un estabilizador del sistema de potencia con una entrada. Los componentes fundamentales del estabilizador son una compensación en adelanto o retraso con dos etapas $(1+sT_{S1})/(1+sT_{S2}) \cdot (1+sT_{S3})/(1+sT_{S4})$, la ganancia K_S y un filtro paso alto o washout $sT_{S5}/(1+sT_{S5})$. El estabilizador puede utilizar como variables de entrada la velocidad del rotor del generador, la frecuencia de la tensión en bornes o la potencia eléctrica suministrada por el generador o una combinación de las anteriores.

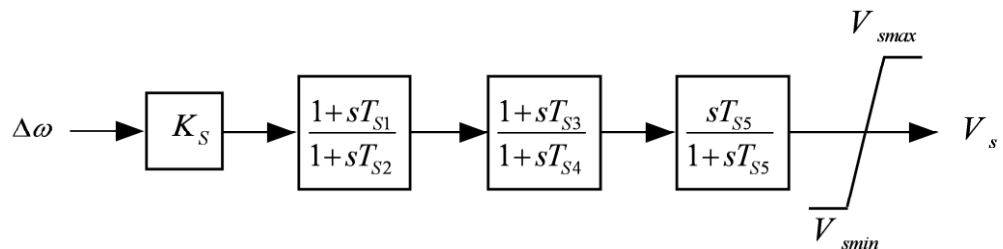


Figura 3-8: Modelo del estabilizador del sistema de potencia [18].

4. El método del Filtro de Kalman de estimación de parámetros

El Filtro de Kalman (Kalman Filter, KF, en la literatura técnica en inglés) es un algoritmo recursivo desarrollado en 1960 por Rudolf E. Kalman [19] para estimar los estados no observables de sistemas dinámicos lineales. Los sistemas dinámicos lineales están descritos por sistemas de ecuaciones diferenciales lineales. Con posterioridad se extendió (Extended Kalman Filter, EKF, en la literatura técnica en inglés) a sistemas dinámicos no lineales (descritos por sistemas de ecuaciones diferenciales no lineales).

El Filtro de Kalman tuvo un éxito fulgurante gracias a su aplicación en el programa Apollo [20]. El problema de control de la nave espacial Apollo es un problema descrito con gran precisión por un sistema de ecuaciones diferenciales. Además, coincidió con el desarrollo y aplicación de ordenadores al control de sistemas. La aplicación del Filtro de Kalman al problema de control requiere de un ordenador. De hecho el Filtro de Kalman fue implantado en el ordenador de navegación de la nave espacial Apollo.

El Filtro de Kalman también se ha implantado en los ordenadores de control y navegación de los misiles de crucero, del transbordador espacial e incluso en problemas de econometría [20].

Es de destacar la importancia de la representación del ruido del proceso y de la medida como ruido Gaussiano. También es de destacar la conexión del Filtro de Kalman con el método de mínimos cuadrados.

No entraremos aquí en la deducción y justificación de las expresiones del Filtro de Kalman. La síntesis de los algoritmos está tomada de [6].

4.1 El Filtro de Kalman (KF)

Considérese un sistema dinámico lineal en tiempo discreto descrito en el instante k por las ecuaciones

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \quad (4.1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (4.2)$$

donde $\mathbf{x}(t)$ es el vector de estados, $\mathbf{u}(t)$ es el vector de entradas, $\mathbf{w}(t)$ es el vector de ruido en el proceso y $\mathbf{v}(t)$ es el vector de ruido en las medidas.

El Filtro de Kalman estima los estados $\hat{\mathbf{x}}_k$ en el instante k a partir de las estimaciones de los estados en el instante $k-1$, $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$, y de las variables observadas en el instante k , \mathbf{z}_k .

El Filtro de Kalman tiene dos etapas.

- La etapa de predicción
- La etapa de corrección

En la etapa de predicción se predice el estado $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ y la matriz de covarianzas $\mathbf{P}_{k|k-1}$ (que es una medida de la precisión de la estimación de los estados) de acuerdo con las expresiones

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k \quad (4.3)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \quad (4.4)$$

siendo \mathbf{Q} la matriz de covarianzas del ruido del proceso.

En la etapa de corrección se determina el error de predicción $\tilde{\mathbf{y}}_k$ y la matriz de ganancias de Kalman \mathbf{K}_k de acuerdo con las expresiones

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (4.5)$$

$$\mathbf{K}_k = (\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k)^T (\mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (4.6)$$

siendo \mathbf{R} la matriz de covarianzas del ruido de las medidas.

Una vez calculado el error de predicción y la ganancia de Kalman, se calcula la actualización de la estimación y de la matriz de covarianzas:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k\tilde{\mathbf{y}}_k \quad (4.7)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}_k)\mathbf{P}_{k|k-1} \quad (4.8)$$

La Figura 4-1 muestra el algoritmo del Filtro de Kalman.

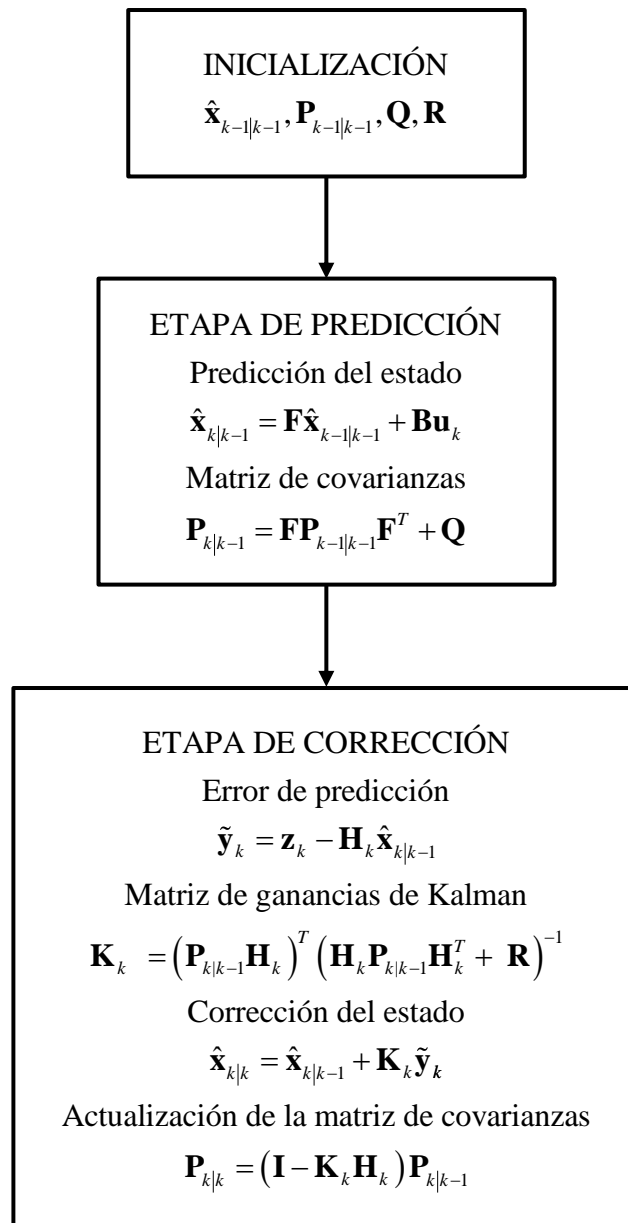


Figura 4-1. Algoritmo del Filtro de Kalman.

4.2 El Extended Kalman Filter (EKF)

Con posterioridad se extendió (Extended Kalman Filter, EKF, en la literatura técnica en inglés) a sistemas dinámicos no lineales. Un amplio número de problemas de estimación involucran sistemas dinámicos no lineales (descritos por sistemas de ecuaciones diferenciales no lineales) [21].

Las ecuaciones (4.1)-(4.2) en caso de un sistema dinámico no lineal resultan ser

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \quad (4.9)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \quad (4.10)$$

donde \mathbf{f} y \mathbf{h} son vectores de funciones no lineales

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_1(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ f_n(\mathbf{x}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(x_1, \dots, x_n) \\ \vdots \\ f_n(x_1, \dots, x_n) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} h_1(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \vdots \\ h_m(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1(x_1, \dots, x_n, \mathbf{u}) \\ \vdots \\ h_m(x_1, \dots, x_n, \mathbf{u}) \end{bmatrix}$$

\mathbf{w}_k es el ruido gaussiano del proceso y \mathbf{v}_k es el ruido gaussiano de observación.

El Extended Kalman filter (al igual que Filtro de Kalman) tiene dos etapas

- La etapa de predicción
- La etapa de corrección

En la etapa de predicción se predice el estado $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ y la matriz de covarianzas $\mathbf{P}_{k|k-1}$ (que es una medida de la precisión de la estimación de los estados) de acuerdo con las expresiones

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (4.11)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \quad (4.12)$$

siendo

$$\mathbf{F} = \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

y \mathbf{Q} la matriz de covarianzas del ruido gaussiano del proceso.

En la etapa de corrección se determina el error de predicción $\tilde{\mathbf{y}}_k$ y la matriz de ganancias de Kalman \mathbf{K}_k de acuerdo con las expresiones

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (4.13)$$

$$\mathbf{K}_k = (\mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k)^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (4.14)$$

siendo

$$\mathbf{H} = \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial h_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial h_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial h_m}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

y \mathbf{R} matriz de covarianzas del ruido de las medidas.

Una vez calculado el error de predicción y la ganancia de Kalman, se calcula la actualización de la estimación y de la matriz de covarianzas:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{y}}_k \quad (4.15)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (4.16)$$

4.3 Aplicación del Extended Kalman Filter a la estimación de parámetros

El Filtro de Kalman puede aplicarse no sólo para la estimación de los estados sino para la estimación de un conjunto de parámetros del modelo $\boldsymbol{\psi}$.

Para ello se plantea un vector de estados ampliado

$$\mathbf{x}_a = \begin{bmatrix} \mathbf{x}^T & \boldsymbol{\psi}^T \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

Considérese que se tiene un modelo dinámico no lineal en tiempo continuo descrito por las ecuaciones

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \quad (4.18)$$

entonces

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{g}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \Delta t \\ \boldsymbol{\psi}_{k-1} \end{bmatrix} \quad (4.19)$$

La matriz de covarianza del ruido del proceso tendrá la forma

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_x & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_\psi \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

La matriz de covarianza de la estimación en el primer paso tendrá la forma

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_x & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{P}_\psi \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

Por último, como consecuencia directa de haber ampliado el vector de estados, las matrices jacobianas de las funciones \mathbf{F} y \mathbf{H} también quedan ampliadas de la siguiente forma

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} & \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \boldsymbol{\psi}} \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} & \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \boldsymbol{\psi}} \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

El Extended Kalman Filter en general no es un estimador óptimo ya que si la estimación inicial del estado es incorrecta, o si el proceso se modela incorrectamente, el filtro puede divergir rápidamente debido a su linealización.

4.4 El Unscented Kalman Filter (UKF)

El Unscented Kalman Filter [7] propone un método alternativo de cálculo de la matriz de covarianzas tanto en la etapa de predicción como en la etapa de corrección.

Este método nos permite estimar los estados no observables de sistemas no lineales sin la necesidad de una aproximación lineal de las funciones en torno a un punto a través de sus matrices jacobianas.

En la etapa de predicción, en un instante k , una nube de vector $2N+1$ (siendo N el número de estados), los llamados σ -points son obtenidos a partir de la estimación previa del vector estado $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ (dimensión N), y de la matriz de covarianza de la estimación del error del estado \mathbf{P}_{k-1} según

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k-1}^0 = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \mathbf{x}_{k-1}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \left[\sqrt{(N+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}} \right]_i, i=1, \dots, N \\ \mathbf{x}_{k-1}^{i+N} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} - \left[\sqrt{(N+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}} \right]_{i+N}, i=1, \dots, N \end{cases} \quad (4.24)$$

Siendo $\left[\sqrt{(N+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}} \right]_i$ la columna i^{th} de la correspondiente matriz y λ un factor numérico que se calcula a través de $\lambda = \alpha^2(N+\kappa) - N$, donde α y κ son dos parámetros característicos del filtro que deben ser ajustados.

Estos σ -points son evaluados en la ecuación (4.9), dando como resultado los $2N+1$ vectores, \mathbf{X}_k^{i-} , desde los cuales se obtiene una estimación a priori de las estimaciones $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ y \mathbf{P}_k^-

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_{mi} \mathbf{X}_k^{i-} \quad (4.25)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_{ci} (\mathbf{X}_k^{i-} - \hat{\mathbf{x}}_k^-) (\mathbf{X}_k^{i-} - \hat{\mathbf{x}}_k^-)^T + \mathbf{Q} \quad (4.26)$$

donde los vectores \mathbf{W}_m y \mathbf{W}_c se calculan según

$$\begin{cases} \mathbf{W}_{m0} = \frac{\lambda}{N + \lambda} \\ \mathbf{W}_{c0} = \frac{\lambda}{N + \lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta \\ \mathbf{W}_{mi} = \mathbf{W}_{ci} = \frac{1}{2(N + \lambda)} \quad i = 1, \dots, 2N \end{cases} \quad (4.27)$$

siendo β es otro parámetro que hay que ajustar.

En la etapa de corrección, basándonos en las estimaciones a priori, se calcula una nueva nube de vectores

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k^{0-} = \hat{\mathbf{x}}_k^- \\ \mathbf{x}_k^{i-} = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \left[\sqrt{(N + \lambda) \mathbf{P}_k^-} \right]_i \quad i = 1, \dots, N \\ \mathbf{x}_k^{(i+N)-} = \hat{\mathbf{x}}_k^- - \left[\sqrt{(N + \lambda) \mathbf{P}_k^-} \right]_{i+N} \quad i = 1, \dots, N \end{cases} \quad (4.28)$$

y evaluándolos en la función de medidas h , da lugar a

$$\gamma_k^{i-} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k^{i-}, \mathbf{u}_k) \quad i = 0, \dots, 2N \quad (4.29)$$

Esos valores posteriormente se ponderan usando el vector \mathbf{W}_m definido en (4.27)

$$\hat{\mathbf{h}}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_{mi} \gamma_k^{i-}$$

Posteriormente se calculan la matriz de covarianza del error de las medidas, \mathbf{P}_{zk}^- , y la matriz diagonal de covarianza de los estados y las medidas, \mathbf{P}_{xzk}^- utilizando el vector \mathbf{W}_c definido en (4.27) de acuerdo con

$$\mathbf{P}_{zk}^- = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_{ci} (\boldsymbol{\gamma}^{i-} - \hat{\mathbf{h}}_k^-) (\boldsymbol{\gamma}^{i-} - \hat{\mathbf{h}}_k^-)^T + \mathbf{R} \quad (4.30)$$

$$\mathbf{P}_{xzk}^- = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_{ci} (\mathbf{x}_k^{i-} - \hat{\mathbf{x}}_k^-) (\boldsymbol{\gamma}_k^{i-} - \hat{\mathbf{h}}_k^-)^T \quad (4.31)$$

Y finalmente, se calculan la ganancia de Kalman y las estimaciones a posteriori de los estados y de su matriz de covarianza de acuerdo con

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xzk}^- (\mathbf{P}_{zk}^-)^{-1} \quad (4.32)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{x}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{h}_k - \mathbf{h}_k^-)^T \quad (4.33)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^- - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zk}^- (\mathbf{K}_k)^T \quad (4.34)$$

5. Resultados de aplicación del método del Filtro de Kalman a la estimación de parámetros de reguladores de tensión

Este capítulo contiene los resultados de la aplicación del Filtro del Kalman a la estimación de parámetros de reguladores de tensión.

5.1 Caso de estudio

Se considera como caso de estudio la estimación de los parámetros de un regulador de tensión PI a partir del ensayo de respuesta a un escalón en la consigna del regulador de tensión con el generador en vacío. El generador en vacío se presenta por un sistema de primer orden cuya constante de tiempo es la contante de tiempo de eje directo en vacío T'_{d0} . La entrada al modelo del generador es la tensión de excitación E_{fd} y la salida la tensión en bornes V_t . El regulador de tensión tiene un regulador PI de función de transferencia $K_p + K_I/s$ y un filtro de medida de la tensión en bornes se representa por un sistema de primer orden de constante de tiempo T_R . Las entradas del modelo del regulador son la tensión de consigna V_{ref} y la tensión en bornes. El modelo del sistema está representado en la Figura 5-1.

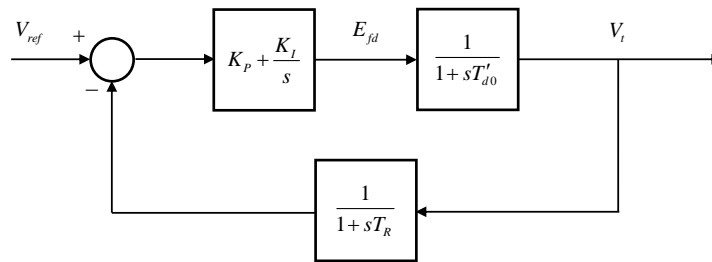


Figura 5-1. Modelo de un regulador de tensión PI con el generador síncrono en vacío.

La aplicación del Filtro de Kalman requiere la representación del sistema en espacio de estado. La Figura 5-2 muestra la representación en espacio de estado del modelo lineal de la Figura 5-1. Las ecuaciones de la representación en espacio de estado del modelo de la Figura 5-2 son

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_I (u - x_3) \\ \frac{1}{T'_{d0}} (x_1 + K_P (u - x_3) - x_2) \\ \frac{1}{T_R} (x_2 - x_3) \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

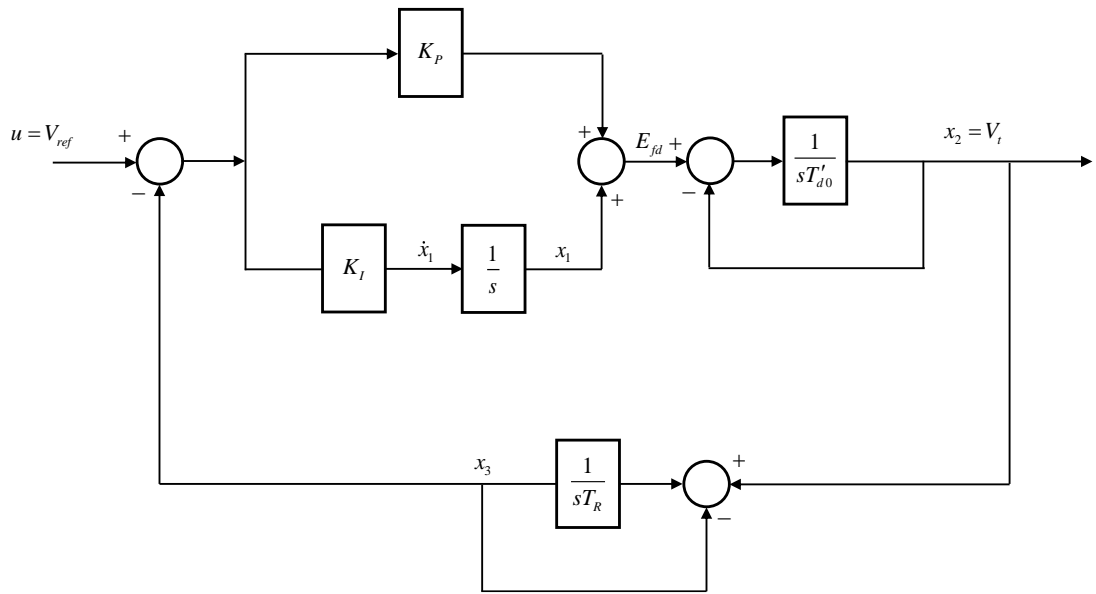


Figura 5-2. Representación en espacio de estado del modelo de un regulador de tensión PI con el generador síncrono en vacío.

De cara a la aplicación tanto de los métodos EKF y UKF se detallan a continuación los vectores de funciones \mathbf{f} y \mathbf{h} .

Cuando considera la estimación de K_p , el vector de funciones \mathbf{f} es

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 + K_I (u - x_3) \Delta t \\ x_2 + \frac{1}{T'_{d0}} (x_1 + K_p (u - x_3) - x_2) \Delta t \\ x_2 + \frac{1}{T_R} (x_2 - x_3) \Delta t \\ K_p \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

Cuando considera la estimación de K_I , el vector de funciones \mathbf{f} es

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 + K_I (u - x_3) \Delta t \\ x_2 + \frac{1}{T'_{d0}} (x_1 + K_p (u - x_3) - x_2) \Delta t \\ x_2 + \frac{1}{T_R} (x_2 - x_3) \Delta t \\ K_I \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

Cuando considera la estimación de K_p y K_I , el vector de funciones \mathbf{f} es

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \\ f_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 + K_I (u - x_3) \Delta t \\ x_2 + \frac{1}{T'_{d0}} (x_1 + K_P (u - x_3) - x_2) \Delta t \\ x_2 + \frac{1}{T_R} (x_2 - x_3) \Delta t \\ K_P \\ K_I \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

Se van a contemplar dos alternativas de medida. La primera consiste en observar los tres estados. La segunda consiste en observar la tensión de excitación y la tensión en bornes.

Si se observan los tres estados el vector de funciones \mathbf{h} será

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

Por el contrario, si se observa la tensión de excitación y la tensión en bornes el vector de funciones \mathbf{h} será

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

Se consideran los siguientes valores de los parámetros del modelo real

$$K_P = 103 pu$$

$$K_I = 51.5 s^{-1}$$

$$T_R = 0.02 s$$

$$T'_{d0} = 8.65 s$$

La Figura 5-3 muestra la evolución de los estados ante un escalón unitario en la consigna del regulador de tensión. La Figura 5-4 muestra la evolución de la tensión de excitación y la tensión en bornes.

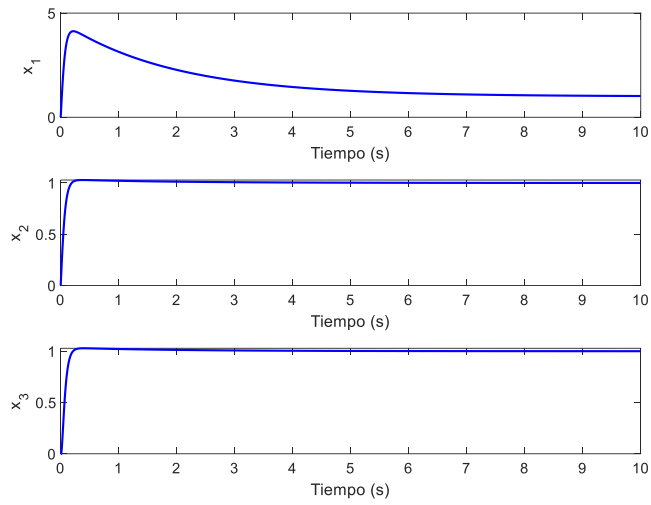


Figura 5-3. Respuesta a un escalón en consigna. Estados.

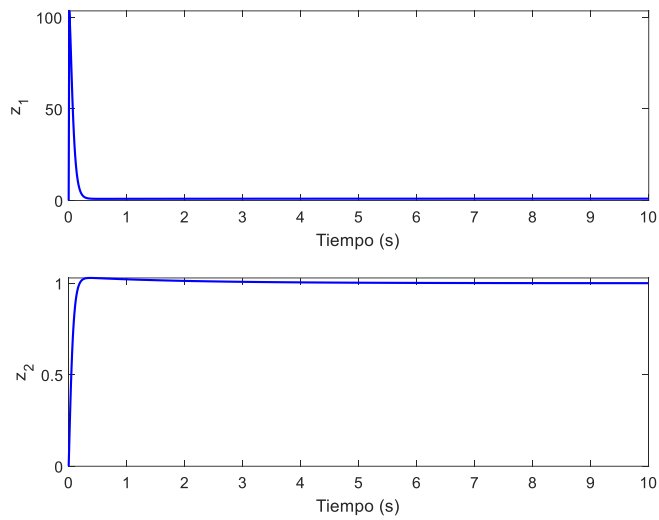


Figura 5-4. Respuesta a un escalón en consigna. Salidas.

5.2 Aplicación del EKF

5.2.1 Estimación de K_p midiendo los tres estados

En caso de la estimación de K_p , la matriz \mathbf{F} resulta ser

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \frac{\partial f_1}{\partial K_p} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \frac{\partial f_2}{\partial K_p} \\ \frac{\partial f_3}{\partial x_1} & \frac{\partial f_3}{\partial x_2} & \frac{\partial f_3}{\partial x_3} & \frac{\partial f_3}{\partial K_p} \\ \frac{\partial f_4}{\partial x_1} & \frac{\partial f_4}{\partial x_2} & \frac{\partial f_4}{\partial x_3} & \frac{\partial f_4}{\partial K_p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -K_I \Delta t & 0 \\ \frac{1}{T'_{d0}} \Delta t & 1 - \frac{1}{T'_{d0}} \Delta t & \frac{-1}{T'_{d0}} K_p \Delta t & \frac{1}{T'_{d0}} (u - x_3) \Delta t \\ 0 & \frac{1}{T_R} \Delta t & 1 - \frac{1}{T_R} \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

La matriz \mathbf{H} en caso de que se observen los tres estados resulta ser

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1}{\partial x_2} & \frac{\partial h_1}{\partial x_3} & \frac{\partial h_1}{\partial K_p} \\ \frac{\partial h_2}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2}{\partial x_2} & \frac{\partial h_2}{\partial x_3} & \frac{\partial h_2}{\partial K_p} \\ \frac{\partial h_3}{\partial x_1} & \frac{\partial h_3}{\partial x_2} & \frac{\partial h_3}{\partial x_3} & \frac{\partial h_3}{\partial K_p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

Las matrices de covarianzas del ruido del proceso y de las medidas consideradas son

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0.05^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0.05^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.05^2 \end{bmatrix} \quad (5.10)$$

La matriz de covarianzas de la estimación inicial considerada es

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 100 \end{bmatrix} \quad (5.11)$$

Se considera que el valor inicial de K_p es 90. La Figura 5-5 muestra la evolución de la estimación de K_p midiendo los tres estados y la compara con el valor real. La estimación converge a un valor ($K_p = 103.0792$) que es muy próximo al valor real ($K_p = 103$).

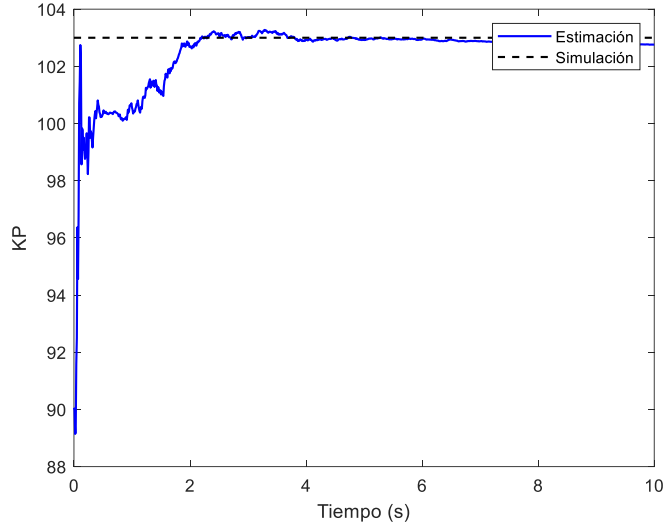


Figura 5-5. EKF. Evolución de la estimación de K_p midiendo los tres estados.

5.2.2 Estimación de K_I midiendo los tres estados

En caso de la estimación de K_I , la matriz \mathbf{F} resulta ser

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \frac{\partial f_1}{\partial K_I} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \frac{\partial f_2}{\partial K_I} \\ \frac{\partial f_3}{\partial x_1} & \frac{\partial f_3}{\partial x_2} & \frac{\partial f_3}{\partial x_3} & \frac{\partial f_3}{\partial K_I} \\ \frac{\partial f_4}{\partial x_1} & \frac{\partial f_4}{\partial x_2} & \frac{\partial f_4}{\partial x_3} & \frac{\partial f_4}{\partial K_I} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -K_I \Delta t & (u - x_3) \Delta t \\ \frac{1}{T'_{d0}} \Delta t & 1 - \frac{1}{T'_{d0}} \Delta t & \frac{-1}{T'_{d0}} K_p \Delta t & 0 \\ 0 & \frac{1}{T_R} \Delta t & 1 - \frac{1}{T_R} \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.12)$$

La matriz \mathbf{H} en caso de que se observen los tres estados es la ya detallada en la ecuación (5.8).

Se considera que el valor inicial de K_I es 40. La Figura 5-6 muestra la evolución de la estimación midiendo los tres estados y la compara con el valor real. Se aprecia que la estimación converge a un valor ($K_I = 51.5227$) que es muy próximo al valor real ($K_I = 51.5$).

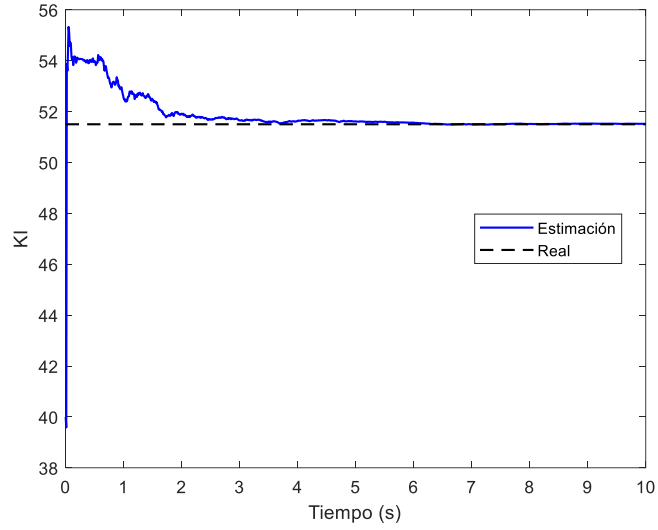


Figura 5-6. EKF. Evolución de la estimación de K_I midiendo los tres estados.

5.2.3 Estimación de K_p y K_I midiendo los tres estados

En caso de la estimación de K_p y K_I , la matriz \mathbf{F} resulta ser

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \frac{\partial f_1}{\partial K_p} & \frac{\partial f_1}{\partial K_I} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \frac{\partial f_2}{\partial K_p} & \frac{\partial f_2}{\partial K_I} \\ \frac{\partial f_3}{\partial x_1} & \frac{\partial f_3}{\partial x_2} & \frac{\partial f_3}{\partial x_3} & \frac{\partial f_3}{\partial K_p} & \frac{\partial f_3}{\partial K_I} \\ \frac{\partial f_4}{\partial x_1} & \frac{\partial f_4}{\partial x_2} & \frac{\partial f_4}{\partial x_3} & \frac{\partial f_4}{\partial K_p} & \frac{\partial f_4}{\partial K_I} \\ \frac{\partial f_5}{\partial x_1} & \frac{\partial f_5}{\partial x_2} & \frac{\partial f_5}{\partial x_3} & \frac{\partial f_5}{\partial K_p} & \frac{\partial f_5}{\partial K_I} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -K_I \Delta t & 0 & (u - x_3) \Delta t \\ \frac{1}{T'_{d0}} \Delta t & 1 - \frac{1}{T'_{d0}} \Delta t & \frac{-1}{T'_{d0}} K_p \Delta t & \frac{1}{T'_{d0}} (u - x_3) \Delta t & 0 \\ 0 & \frac{1}{T_R} \Delta t & 1 - \frac{1}{T_R} \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.13)$$

Las matrices de covarianzas de los estados y de las medidas consideradas son

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.14)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0.05^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0.05^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.05^2 \end{bmatrix} \quad (5.15)$$

La matriz de covarianzas de la estimación inicial considerada es

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 100 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 100 \end{bmatrix} \quad (5.16)$$

Se considera que el valor inicial de K_I es 40 y el valor inicial de K_P es 90. La Figura 5-7 muestra la evolución de la estimación midiendo los tres estados y la compara con el valor real. La estimación converge a valores ($K_I = 51.9196$ y $K_P = 104.0057$) próximos a los valores reales ($K_I = 51.5$ y $K_P = 103$).

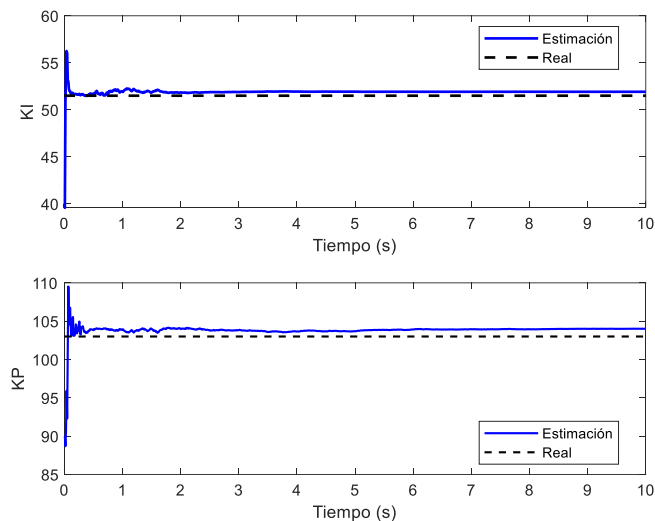


Figura 5-7. EKF. Evolución de la estimación de K_P y K_I midiendo los tres estados.

5.2.4 Estimación de K_P midiendo dos variables de salida

En caso de la estimación de K_P , midiendo dos variables, la matriz \mathbf{F} resulta ser igual que la escrita en la ecuación (5.7).

La matriz \mathbf{H} en caso de que se observen dos variables (la tensión de excitación y la tensión en bornes) resulta ser

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1}{\partial x_2} & \frac{\partial h_1}{\partial x_3} & \frac{\partial h_1}{\partial K_p} \\ \frac{\partial h_2}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2}{\partial x_2} & \frac{\partial h_2}{\partial x_3} & \frac{\partial h_2}{\partial K_p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.17)$$

Se considera que el valor inicial de K_p es 90. La Figura 5-8 muestra la evolución de la estimación de K_p midiendo dos estados y la compara con el valor real. Se aprecia que la estimación no converge al valor real.

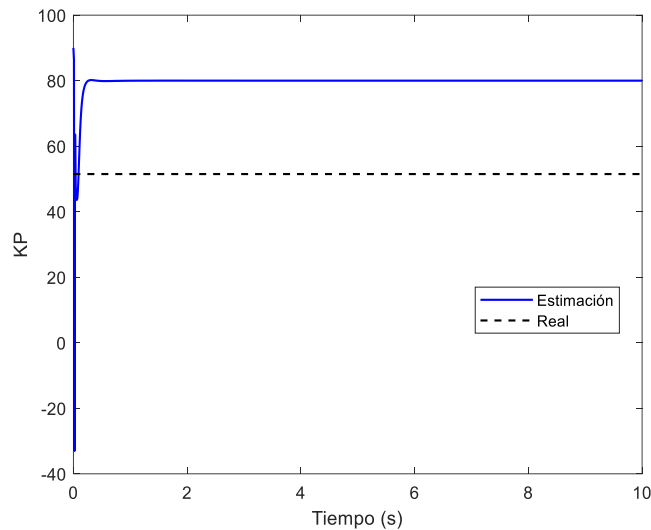


Figura 5-8. EKF. Evolución de la estimación de K_p midiendo dos variables de salida.

5.2.5 Estimación de K_I midiendo dos variables de salida

Se considera ahora la estimación de K_I midiendo dos estados. La matriz \mathbf{F} resulta ser igual que la escrita en la ecuación (5.12)

La matriz \mathbf{H} en caso de que se observen dos estados resulta ser

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1}{\partial x_2} & \frac{\partial h_1}{\partial x_3} & \frac{\partial h_1}{\partial K_I} \\ \frac{\partial h_2}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2}{\partial x_2} & \frac{\partial h_2}{\partial x_3} & \frac{\partial h_2}{\partial K_I} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.18)$$

Se considera que el valor inicial de K_I es 40. La Figura 5-9 muestra la evolución de la estimación de K_I midiendo dos estados y la compara con el valor real. Se aprecia que la estimación no converge al valor real.

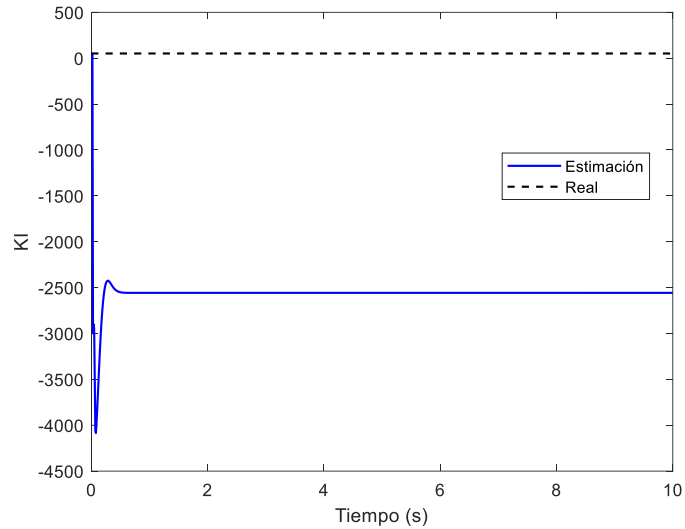


Figura 5-9. EKF. Evolución de la estimación de K_I midiendo dos variables de salida.

5.3 Aplicación del UKF

5.3.1 Estimación de K_p midiendo los tres estados

Se considera la estimación de K_p midiendo los tres estados. El vector de funciones \mathbf{f} ampliado es el de la ecuación (5.2).

Las matrices de covarianzas de los estados y de las medidas consideradas son

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 10^{-6} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-6} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-6} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10^{-3} \end{bmatrix} \quad (5.19)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0.001^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0.001^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.001^2 \end{bmatrix} \quad (5.20)$$

La matriz de covarianzas de la estimación inicial considerada es

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 100 \end{bmatrix} \quad (5.21)$$

Se considera que el valor inicial de K_p es 90. La Figura 5-10 muestra la evolución de la estimación de K_p midiendo los tres estados. Se aprecia que la estimación apenas varía respecto al valor inicial.

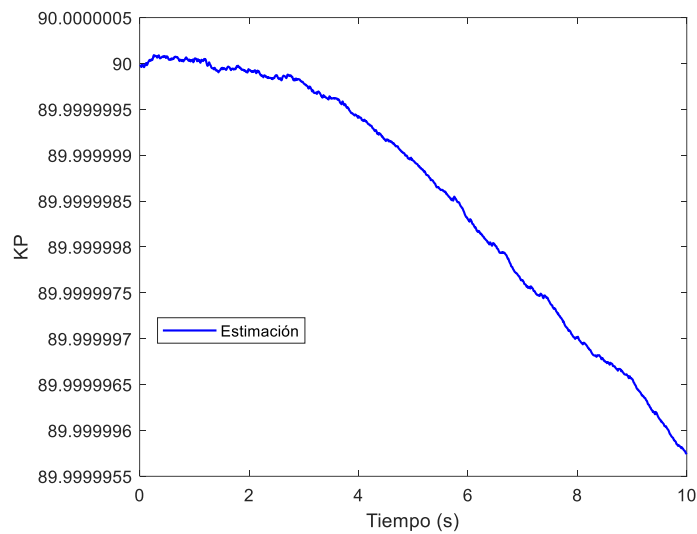


Figura 5-10. UKF. Evolución de la estimación de K_p midiendo los tres estados.

Aun aumentando el tiempo de simulación, la evolución de la estimación del parámetro es insignificante.

5.3.2 Estimación de K_f midiendo los tres estados

Se considera la estimación de K_f midiendo los tres estados. El vector de funciones \mathbf{f} ampliado es como el indicado en la ecuación (5.3).

La Figura 5-11 muestra la evolución de la estimación de K_f midiendo los tres estados. Se aprecia que la estimación apenas varía respecto al valor inicial.

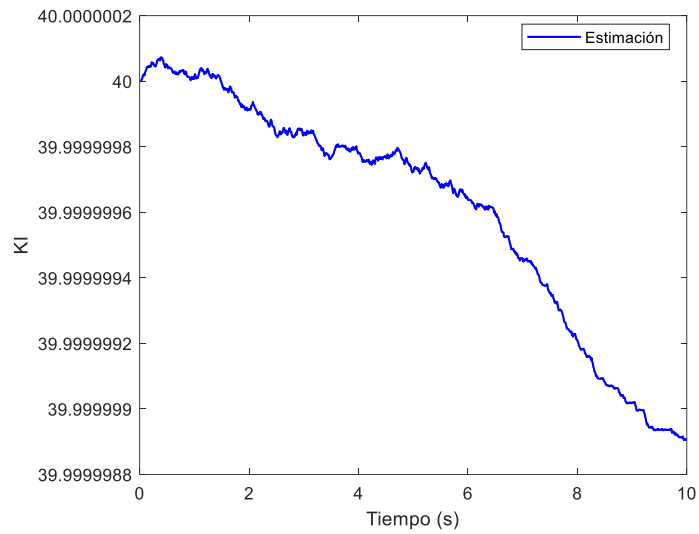


Figura 5-11. UKF. Evolución de la estimación de K_I midiendo los tres estados.

Midiendo los tres estados para las estimaciones, los resultados obtenidos ya no son los esperados. Ya no merece la pena obtener las estimaciones midiendo simplemente dos estados.

Los resultados obtenidos con este método se deben a la dificultad de su correcto funcionamiento debido a que el Unscented Kalman Filter está diseñado para la implementación de sistemas no lineales y en este trabajo se implementa un sistema no lineal.

De igual modo, también resulta tedioso encontrar unos valores apropiados para los parámetros λ , β y κ de tal modo que su funcionamiento sea óptimo.

6. Conclusiones

Este trabajo fin de grado ha estudiado la aplicación del Filtro de Kalman a la estimación de parámetros de los reguladores de tensión de un generador síncrono. En particular, ha analizado las prestaciones de Extended Kalman Filter (EKF) y del Unscented Kalman Filter (UKF) para la estimación de los parámetros de un regulador de tensión de un generador síncrono cuando se realiza un ensayo de respuesta ante un escalón en la consigna del regulador de tensión con el generador en vacío.

El trabajo ha desarrollado un programa Matlab para la estimación de parámetros del regulador de tensión PI de un generador síncrono por medio del algoritmo EKF.

El trabajo también ha adaptado un programa Matlab para la estimación de parámetros del regulador PI de un generador síncrono por medio del algoritmo UKF.

Las conclusiones que se han alcanzado tras la prueba de los algoritmos EKF y UKF son:

- El algoritmo EKF permite estimar cualquiera de los dos parámetros del regulador PI (K_p o K_I) suponiendo el otro conocido si se miden los tres estados del lazo de regulación de tensión de un generador síncrono con el generador en vacío.
- El algoritmo EKF permite estimar dos parámetros del regulador PI (K_p y K_I) si se miden los tres estados del lazo de regulación de tensión de un generador síncrono con el generador en vacío.
- La selección de las matrices de covarianzas es difícil.
- El algoritmo EKF no permite estimar ninguno de los dos parámetros del regulador PI (K_p o K_I) suponiendo el otro conocido si se miden dos variables (la tensión de excitación y la tensión en bornes) del lazo de regulación de tensión de un generador síncrono con el generador en vacío.
- El algoritmo UKF no permite estimar ninguno de los dos parámetros del regulador PI (K_p o K_I) suponiendo el otro conocido incluso si se miden los tres estados del lazo de regulación de tensión de un generador síncrono con el generador en vacío.

La conclusión general de este trabajo fin de grado es que el Filtro de Kalman tiene dificultades para la estimación de parámetros de reguladores de tensión de generadores síncronos.

7. Referencias

- [1] L. Rouco Rodríguez, C. Cañizares, “Estabilidad de ángulo y de tensión”, en A. Gómez Expósito (Coordinador), “Análisis y Operación de Sistemas de Energía Eléctrica”, Mc Graw Hill, 2002.
- [2] J. P. Norton, “An Introduction to Identification”, Academic Press, 1986.
- [3] J.L. Zamora, L. Rouco, A. Zazo, F.L. Pagola, R. Criado, M. Gutiérrez, J. Soto, R. Suárez, “Estimación de Parámetros de Sistemas de Excitación. Estudios de Estabilidad”. Actas de las Terceras Jornadas Hispano- Lusas de Ingeniería Eléctrica, Barcelona (España), Julio 1993, páginas 1255-1266.
- [4] A. Zazo, J.L. Zamora, L. Rouco, F.L. Pagola, “Identification of Excitation Systems from Time Response Tests”. International Conference Control'94 , 21 - 24 Marzo 1994, University of Warwick, Coventry (Reino Unido). IEE Conference Publication No. 389, pp. 839-844.
- [5] R. Criado, M. Gutiérrez, J. Soto, R. Suárez, F.L. Pagola, L. Rouco, J.L. Zamora, A. Zazo, “Identification of Excitation System Models for Power System Stability Studies”. CIGRÉ Session 1994, París (Francia), 28 Agosto - 3 Septiembre, 1994, artículo número 38-304.
- [6] M. A. Martínez Cagigal, “Application of Kalman filter – based estimation techniques to electric power systems”, Tesis doctoral, Programa de Doctorado en Sistemas de Energía Eléctrica, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Sevilla, 2020.
- [7] 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, Vol. 168, 2019, pp. 210-217, November, 2018.
- [8] M.A. González-Cagigal, J.A. Rosendo-Macías, A. Gómez-Expósito, “Parameter Estimation of Wind Turbines with PMSM using Cubature Kalman Filters,” IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 35, 2020, pp. 1796-1804, May 2020.
- [9] Y. Cao, “Learning Unscented Kalman Filter”, <https://es.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/18217-learning-the-unscented-kalman-filter>
- [10] L. Rouco Rodríguez, “Curso sobre estabilizadores del sistema de potencia. Lección 1: Estabilidad del sistema eléctrico”. Engie, marzo 2022.
- [11] L. Rouco Rodríguez, F. Perán Montero, “Validación del modelo dinámico de la C.H. San Esteban II”, Informe preparado por el IIT para Iberdrola, 4 junio 2014.
- [12] P. Kundur, J. Paserba, V. Ajjarapu, G. Andersson, A. Bose, C. Canizares, N. Hatziargyriou, D. Hill, A. Stankovic, C. Taylor, T. Van Cutsem, V. Vittal, “Definition and classification of power system stability”, IEEE/CIGRE joint task force on stability terms and definitions”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 19, No. 3, 2004, pp. 1387 – 1401.
- [13] N. Hatziargyriou, J. Milanovic, C. Rahmann, V. Ajjarapu, C. Canizares, I. Erlich, D. Hill, I. Hiskens, I. Kamwa, B. Pal, P. Pourbeik, J. Sanchez-Gasca, A. Stankovic, T. Van Cutsem, V. Vittal, C. Vournas, “Definition and Classification of Power System Stability – Revisited & Extended”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 36, No. 4, July 2021, pp. 3271-3281.

- [14] ENTSO-E, Separation of the Continental Europe Synchronous Area on 24 July 2021, disponible en <https://www.entsoe.eu/news/2021/11/12/factual-report-on-the-separation-of-the-continental-europe-synchronous-area-on-24-july-2021/>
- [15] P. Kundur, “Power System Stability and Control”, Mac Graw Hill, 1994.
- [16] L. Rouco, F.L. Pagola, G.C. Verghese, I.J. Pérez-Arriaga, “Selective modal analysis” in Power system coherency and model reduction, J. H. Chow editor, Springer, 2013
- [17] G. F. Franklin, J.D. Powell, A. Emami-Naemi, “Feedback Control of Dynamic Systems”, Second Edition, Addison Wesley, 1986.
- [18] IEEE, “IEEE Recommended Practice for Excitation System Models for Power System Stability Studies, IEEE Std 421.5-2005, 2005.
- [19] R. E. Kalman, “A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems”, ASME J. Basic Eng. Mar 1960, 82(1): 35-45.
- [20] M. S. Grewal, A. P. Andrews, “Applications of Kalman Filtering in Aerospace 1960 to the Present”, IEEE Control Systems Magazine, Vol. 30, No. 3, June 2010, pp. 69 – 78.
- [21] Extended Kalman Filter
https://en.wikipedia.org/wiki/Extended_Kalman_filter