

Estimación de Parámetros de Generadores Sincrónicos usando Mediciones Fasoriales y el Filtro de Kalman Unscented^{*}

Juan Niño,^{*} Hernando Díaz,^{**} Andrés Olarte^{***}

^{*} Universidad Nacional de Colombia, Carrera 45 No. 26-85, Bogotá, Colombia (e-mail: jcninopa@unal.edu.co).

^{**} Universidad Nacional de Colombia, Carrera 45 No. 26-85, Bogotá, Colombia (e-mail: hdiazmo@unal.edu.co)

^{***} Universidad Nacional de Colombia, Carrera 45 No. 26-85, Bogotá, Colombia (e-mail: faolarted@unal.edu.co)

Resumen: En el presente artículo se propone un algoritmo para la estimación de todos los parámetros de un generador sincrónico conectado a un bus infinito, usando una variante del filtro de Kalman llamada Unscented. El generador está acoplado a un sistema de regulación de tensión y a un sistema de regulación de velocidad. A diferencia de otros métodos, la estimación se hace a través de un amplio grupo de mediciones fasoriales obtenidas por una unidad de medición fasorial (PMU), que incluye a los fasores de tensión y de corriente y las potencias activa y reactiva entregadas por el generador. Se obtuvo un algoritmo de rápida convergencia, con el que se logran errores de estimación despreciables al ser evaluado bajo distintas condiciones de ruido y utilizando diferentes condiciones iniciales.

Keywords: filtro de Kalman, mediciones fasoriales, generador sincrónico, excitador, gobernador.

1. INTRODUCCIÓN

La calidad de los modelos utilizados en las simulaciones dinámicas de los sistemas de potencia, es un aspecto fundamental cuando se trata de realizar tareas de planeación u operación, o análisis tales como la expansión de la red o la estabilidad dinámica del sistema (Huang et al. (2009)). Estos modelos tienen parámetros que deben ser calibrados en intervalos de tiempo regulares debido principalmente a cambios en las condiciones operativas de los generadores sincrónicos conectados a las redes. Esta estimación de parámetros usualmente se realiza mediante pruebas fuera de línea con el generador desconectado de la red. En estas pruebas se introducen perturbaciones como señales tipo paso o las llamadas señales pseudo aleatorias binarias (Chow et al. (1999) y Botero and Ramirez (2008)). Sin embargo este tipo de pruebas representan pérdidas económicas y deterioro de la máquina sincrónica, por lo que es preferible utilizar datos de eventos registrados en campo.

También se han utilizado métodos de calibración de parámetros que incluyen la introducción de una perturbación al generador mientras éste está en funcionamiento (Shande et al. (1991), Hernandez et al. (2006)). Una vez se han adquirido las señales a partir de las pruebas en el generador, el proceso de estimación de parámetros requiere alguna técnica de optimización. Algunas de estas técnicas son: mínimos cuadrados (Le and Wilson (1988), Liu et al. (1993)), sensibilidad de trayectoria (Sanchez et al.

(1988), Hiskens and Koeman. (1998)) y algoritmos evolutivos (Hernandez et al. (2006), Yu and Zhang (2010)). De igual manera el filtro de Kalman y sus variaciones se han utilizado para la estimación de parámetros de generadores (Zhou et al. (2012), Ghahremani and Kamwa (2011)). La tecnología de las Unidades de Medición Fasorial (PMU por sus siglas en inglés) permite obtener entre otros, los fasores de tensión y de corriente en los distintos nodos de manera simultánea a través de la sincronización de estos equipos utilizando sistemas de posicionamiento global (GPS por sus siglas en inglés). De esta manera, las PMU pueden capturar las dinámicas del sistema de potencia de una forma más precisa lo cual puede ser una ventaja en el proceso de estimación de los parámetros. Y aunque existen varias metodologías de estimación que usan mediciones fasoriales (Xue et al. (2010), Bi et al. (2009)) estas no utilizan todas las señales que se pueden obtener de las PMU; tal es el caso del fasor de corriente, el cual no ha sido usado en la estimación de parámetros de generadores sincrónicos.

En general las metodologías de estimación planteadas requieren conocer de antemano los valores de algunos parámetros del generador, y requieren mediciones de magnitudes tales como la tensión de campo E_{fd} y el torque mecánico T_m . Este documento propone un algoritmo general para la estimación simultánea de todos los parámetros de un generador sincrónico, usando el filtro de Kalman Unscented (UKF por sus siglas en inglés) y mediciones fasoriales obtenidas a través de una PMU instalada en los terminales del generador. Para este propósito se usaron las siguientes mediciones disponibles en la PMU: fasores

^{*} Este trabajo fue financiado por el Programa Nacional de Investigación en Energía y Minería de Colciencias, Colombia.

de tensión y de corriente, y las potencias activa y reactiva entregadas por la máquina sincrónica a la red.

2. FILTRO DE KALMAN UNSCENTED

El filtro de Kalman se utiliza en la estimación de estados para sistemas lineales y no lineales. Específicamente para el caso de sistemas no lineales puede aplicarse el filtro de Kalman extendido o el filtro de Kalman denominado *Unscented* o UKF por sus siglas en inglés. Este último, a diferencia del filtro de Kalman extendido no requiere la linealización del sistema no lineal, lo que significa que no es necesario el cálculo de matrices Jacobianas o Hessianas (Hartikainen et al. (2011)). En lugar de hacer una aproximación lineal del sistema, el UKF escoge de manera determinística un conjunto de puntos representativos los cuales contienen toda la información de la media y la covarianza del vector de estados, y que después son evaluados en la función no lineal (van der Merwe (2004)). A pesar de que el UKF se concibió como un estimador de estados, es posible utilizarlo como un algoritmo de estimación de parámetros. El modelo no lineal se puede expresar como (1) y (2) :

$$\mathbf{z}_{k+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k+1} \\ \boldsymbol{\theta}_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta}_k, u_k) \\ \boldsymbol{\theta}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{q}_k \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta}_k, u_k) + \mathbf{r}_k \quad (2)$$

Donde $\boldsymbol{\theta}_k$ y \mathbf{x}_k son respectivamente, el vector de parámetros y el vector de estados estimados en la iteración k . La variable u_k representa las entradas al sistema, mientras que \mathbf{F} y \mathbf{H} representan en ese orden, el modelo no lineal del sistema, y la función de medición. Los vectores \mathbf{q}_k y \mathbf{r}_k corresponden al ruido del proceso y al ruido agregado a las mediciones. Las componentes de estos vectores son variables Gaussianas con covarianza \mathbf{Q}_k para el ruido del proceso y \mathbf{R}_k para el ruido en las mediciones. El algoritmo del UKF se puede desglosar en cuatro pasos:

1. Estimación de los valores iniciales. Se estiman los valores iniciales de \mathbf{x} y $\boldsymbol{\theta}$ que constituyen el vector de estados y parámetros. También es necesaria la estimación de su correspondiente matriz de covarianzas \mathbf{P}_k .
2. Predicción de los estados y parámetros. La predicción de los estados y parámetros se hace a través del uso de la información obtenida en la iteración previa. Esto involucra a su vez los siguientes pasos:

Cálculo de puntos sigma. Siendo n la dimensión del vector de estados y parámetros \mathbf{z} , los puntos sigma son un grupo de $2n+1$ vectores $\boldsymbol{\chi}$ que capturan exactamente los momentos importantes de la distribución original del vector \mathbf{z} :

$$\boldsymbol{\chi}^{(0)} = [(\widehat{\mathbf{x}}_{k-1})^T (\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1})^T]^T = [(\widehat{\mathbf{z}}_{k-1})^T]^T \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\chi}^{(i)} = \boldsymbol{\chi}^{(0)} + \sqrt{(n+\lambda)}(\widehat{\mathbf{S}}_{k-1})_i, i = 1, \dots, n \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\chi}^{(i+n)} = \boldsymbol{\chi}^{(0)} - \sqrt{(n+\lambda)}(\widehat{\mathbf{S}}_{k-1})_i, i = 1, \dots, n \quad (5)$$

En estas ecuaciones, $\widehat{\mathbf{x}}_{k-1}$ y $\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}$ son las medias estimadas de \mathbf{x}_{k-1} y $\boldsymbol{\theta}_{k-1}$ respectivamente, en la iteración $k-1$. λ es un parámetro de escalamiento definido como:

$$\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n \quad (6)$$

Donde α y κ son constantes positivas que se usan como parámetros de calibración del UKF, mientras que $(\widehat{\mathbf{S}}_{k-1})_i$ denota la i -ésima columna de la matriz $\widehat{\mathbf{S}}_{k-1}$ la cual se define como:

$$\widehat{\mathbf{S}}_{k-1} = \begin{bmatrix} \sqrt{\mathbf{P}} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \sqrt{\mathbf{Q}} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \sqrt{\mathbf{R}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Una vez calculados los puntos sigma, se determinan las siguientes variables de ponderación:

$$W_m^{(0)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} \quad (8)$$

$$W_c^{(0)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (9)$$

$$W_m^{(i)} = \frac{1}{2(n + \lambda)}, i = 1, \dots, 2n \quad (10)$$

$$W_c^{(i)} = \frac{1}{2(n + \lambda)}, i = 1, \dots, 2n \quad (11)$$

En (9) la variable positiva β también es usada como un parámetro de calibración.

Predicción del valor medio. La predicción del valor medio de las variables de estado ($\widehat{\mathbf{x}}_k^-$) y de los parámetros ($\widehat{\boldsymbol{\theta}}_k^-$) se calcula mediante:

$$\widehat{\mathbf{z}}^- = \begin{bmatrix} \widehat{\mathbf{x}}_k^- \\ \widehat{\boldsymbol{\theta}}_k^- \end{bmatrix} = \sum_{i=0}^{2n} W_m^{(i)} \begin{bmatrix} \widehat{\mathbf{x}}^{(i)} \\ \widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(i)} \end{bmatrix} \quad (12)$$

Donde $\widehat{\mathbf{x}}^{(i)}$ y $\widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(i)}$ se calculan propagando cada punto sigma a través del modelo no lineal (1):

$$\widehat{\mathbf{z}}^{(i)} = \begin{bmatrix} \widehat{\mathbf{x}}^{(i)} \\ \widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(i)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}(\boldsymbol{\chi}_x^{(i)}, \boldsymbol{\chi}_\theta^{(i)}, u_k) \\ \boldsymbol{\chi}_\theta^{(i)} + \boldsymbol{\chi}_q^{(i)} \end{bmatrix}, i = 0, \dots, 2n \quad (13)$$

En (13), $\boldsymbol{\chi}_x^{(i)}$, $\boldsymbol{\chi}_\theta^{(i)}$ y $\boldsymbol{\chi}_q^{(i)}$ son los componentes del i -ésimo punto sigma, los cuales corresponden en ese orden a las variables de estado, los parámetros y el ruido del proceso.

Cálculo de la matriz de covarianzas del vector z. La matriz de covarianzas $\mathbf{P}_{z_k}^-$ se calcula a partir del producto externo ponderado de los puntos transformados:

$$\mathbf{P}_{z_k}^- = \sum_{i=0}^{2n} W_c^{(i)} (\widehat{\mathbf{z}}^{(i)} - \widehat{\mathbf{z}}_k^-)(\widehat{\mathbf{z}}^{(i)} - \widehat{\mathbf{z}}_k^-)^T \quad (14)$$

Esta matriz se usa para generar nuevos puntos sigma tal como se especificó en (3), (4) y (5). No obstante, la generación de tales puntos se puede omitir y de esa manera reutilizar los puntos sigma previamente calculados.

Predicción de valores medios para las mediciones. En este paso se calcula el valor medio predicho de las variables de medición ($\widehat{\mathbf{y}}_k^-$), mediante la siguiente expresión:

$$\widehat{\mathbf{y}}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \widehat{\mathbf{y}}^{(i)} \quad (15)$$

Donde $\widehat{\mathbf{y}}^{(i)}$ se calcula con (2) como:

$$\widehat{\mathbf{y}}^{(i)} = \mathbf{H}(\widehat{\mathbf{x}}^{(i)}, \widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(i)}, u_k) + \boldsymbol{\chi}_r^{(i)}, i = 0, \dots, 2n \quad (16)$$

En esta ecuación, $\chi_r^{(i)}$ representa la componente del i -ésimo punto sigma, la cual corresponde al ruido de las mediciones.

Cálculo de matriz de covarianzas para las mediciones.

La covarianza de $\hat{\mathbf{y}}_k^-$ es calculada como:

$$\mathbf{P}_{\mathbf{y}_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_c^{(i)} (\hat{\mathbf{y}}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_k^-) (\hat{\mathbf{y}}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_k^-)^T \quad (17)$$

- Actualización de las predicciones. Se actualizan los valores medios (medias) de las variables de estado y de los parámetros en la iteración k , usando los valores medios predichos, y las mediciones en la iteración actual k :

$$\hat{\mathbf{z}}_k = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_k \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_k^- \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}_k^- \end{bmatrix} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k^-) \quad (18)$$

Donde \mathbf{K}_k es la ganancia del filtro que a su vez se calcula a través de:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{z}_k \mathbf{y}_k} (\mathbf{P}_{\mathbf{y}_k})^{-1} \quad (19)$$

Aquí, $\mathbf{P}_{\mathbf{z}_k \mathbf{y}_k}$ es la matriz de covarianza cruzada de las variables de estado, parámetros y las mediciones, y se calcula mediante la expresión:

$$\mathbf{P}_{\mathbf{z}_k \mathbf{y}_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_c^{(i)} (\hat{\mathbf{z}}^{(i)} - \hat{\mathbf{z}}_k^-) (\hat{\mathbf{y}}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_k^-)^T \quad (20)$$

- Terminación del UKF. El proceso explicado en las secciones 2.1 a 2.4 se realiza de forma iterativa hasta que la diferencia de los valores estimados para los estados y parámetros, es lo suficientemente pequeña entre la iteración actual k y la anterior $k - 1$.

3. ALGORITMO GENERAL DE ESTIMACIÓN

El algoritmo propuesto requiere de la adquisición por parte de la PMU de un conjunto de mediciones que tienen que incluyan la respuesta del sistema real a alguna perturbación como es el caso de fallas trifásicas sólidas a tierra. Para este trabajo se utilizó una ventana de tiempo de ocho segundos en la que el sistema inicia en estado estable y se introduce una perturbación después de un segundo de iniciada la simulación. El algoritmo puede resumirse en el siguiente código:

- Construcción del modelo no lineal $\mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta}_k, u_k)$
- Construcción del modelo de mediciones $\mathbf{y}_k = \mathbf{H}(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta}_k, u_k)$
- Selección de α , β y κ
- Estimación de \mathbf{P}_0 , \mathbf{Q}_0 y \mathbf{R}_0
- Inclusión del fasor de tensión como una entrada del modelo no lineal
- $m = 1$
- Repetir**
- $\boldsymbol{\theta}_0 = \hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ selección de los parámetros iniciales
- $\mathbf{x}_0 = f(\hat{\boldsymbol{\theta}}_k)$ estimación de los estados iniciales, como una función de los parámetros estimados en la iteración anterior
- Ejecución del UKF

para $k = 1$ to p

- Transformación del vector $\mathbf{z}_{k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} \\ \boldsymbol{\theta}_{k-1} \end{bmatrix}$ en puntos sigma

- Estimación del valor medio (media) y la matriz de covarianzas de \mathbf{z}_{k-1}

- Estimación del valor medio $\hat{\mathbf{z}}_k = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_k \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}_k \end{bmatrix}$ utilizando

la ganancia \mathbf{K}_k y el vector de mediciones \mathbf{y}_k

- $k = k + 1$

fin

- $m = m + 1$

hasta $\max_i |\hat{\mathbf{x}}_i^m - \hat{\mathbf{x}}_i^{m-1}| < \epsilon$ & $\max_i |\hat{\boldsymbol{\theta}}_i^m - \hat{\boldsymbol{\theta}}_i^{m-1}| < \epsilon$
 La variable p indica el número de pasos discretos escogido para la implementación del algoritmo. La variable m indica el número de estimaciones realizadas hasta el momento.

4. IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO DE ESTIMACIÓN

En esta sección se aplica el algoritmo general propuesto, a un sistema en particular que consiste en un generador acoplado a un sistema de regulación de tensión (también llamado sistema de excitación), y a un sistema de regulación de velocidad o gobernador. El algoritmo es usado para la estimación de todos los parámetros electromecánicos del generador sincrónico en forma simultánea, asumiendo que los valores de los parámetros de los sistemas de regulación son conocidos. Se asume que es posible obtener mediciones fasoriales a través de una PMU instalada en los terminales del generador objetivo. Las mediciones de la respuesta del generador a una perturbación, deben incluir los fasores de tensión y de corriente, así como las potencias activa y reactivas entregadas por el generador al sistema.

Se utiliza un modelo de generador sincrónico de cuarto orden para la estimación de los parámetros. La metodología se puede extender a otros tipos de generadores

4.1 Construcción del modelo no lineal $\mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta}_k, u_k)$

En la Fig. 1 se puede observar un generador sincrónico conectado a través de una reactancia a un bus infinito. El generador está acoplado a un sistemas de regulación de tensión, y a un sistema de regulación de velocidad, y tiene conectado en sus terminales una unidad de medición fasorial o PMU. Esta a su vez proporciona datos de los fasores de tensión V_t y de corriente I_t , y las mediciones de potencia activa P_e y reactiva Q_e . El modelo en diagrama de bloques del sistema de excitación o regulador de tensión utilizado se puede observar en la Fig. 2. La tensión de excitación es E_{fd} y está expresada en p.u., K_A es la ganancia del regulador en p.u./p.u., T_R es la constante de tiempo del transductor en segundos. V_{ref} es el valor de ajuste o *setpoint* del controlador en p.u. V_{t0} es la tensión inicial en los terminales del generador, en p.u. La Fig. 3 muestra el diagrama de bloques del regulador de velocidad utilizado, que incluye una turbina de vapor tipo A (denominada en inglés, *non-reheat*) (Sauer and Pai (1998)).

P_{ref} es el valor de ajuste del controlador en p.u. P_{sv} es el porcentaje de apertura en p.u., de la válvula de ingreso de vapor a la turbina. T_m es el torque mecánico en p.u. entregado por la turbina a la máquina sincrónica. T_{ch} es la constante de tiempo de la turbina en segundos, y R_D es la constante de regulación del gobernador en p.u. El

modelo en ecuaciones diferenciales del sistema completo bajo estudio, que incluye las ecuaciones dinámicas del generador sincrónico (Ghahremani and Kamwa (2011)), del regulador de tensión y del regulador de velocidad se muestra a continuación:

$$\dot{\delta} = \Delta\omega \quad (21)$$

$$J\Delta\dot{\omega} = T_m - T_e - D\Delta\omega \quad (22)$$

$$T'_{d0}\dot{E}'_q = E_{fd} - E'_q - I_d(X_d - X'_d) \quad (23)$$

$$T'_{q0}\dot{E}'_d = -E'_d + I_q(X_q - X'_q) \quad (24)$$

$$T_R\dot{E}_{fd} = K_A(V_{ref} - V_t) - E_{fd} \quad (25)$$

$$T_{sv}\dot{P}_{sv} = -P_{sv} + P_{ref} - \frac{1}{R_D}\Delta\omega \quad (26)$$

$$T_{ch}\dot{T}_m = -T_m + P_{sv} \quad (27)$$

Aquí, $\Delta\omega$ es la desviación de la velocidad del rotor con respecto a la velocidad sincrónica ω_s , y se expresa en p.u. δ es el ángulo del rotor en radianes. T_m es el torque mecánico en p.u. T_e es el torque eléctrico en p.u. E'_q y E'_d son las componentes de la tensión transitoria E' , expresados en p.u. I_q e I_d son las componentes de la corriente de salida del generador, en p.u. La forma como estas corrientes dependen de las tensiones y las reactancias transitorias del generador se muestra en (28) y (29).

$$I_d = \frac{(E'_q - E_q)}{X'_d} \quad (28)$$

$$I_q = \frac{(-E'_d + E_d)}{X'_q} \quad (29)$$

A su vez, las componentes de V_t en el sistema d-q se hallan mediante:

$$E_d = V_r \text{sen}(\delta) - V_i \text{cos}(\delta) \quad (30)$$

$$E_q = V_r \text{cos}(\delta) + V_i \text{sen}(\delta) \quad (31)$$

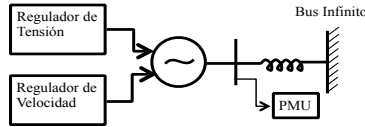


Figura 1. Generador sincrónico acoplado a un regulador de tensión y a un regulador de velocidad, conectado a un bus infinito a través de una reactancia. La PMU toma mediciones de los fasores de tensión y corriente, y de potencia activa y reactiva.

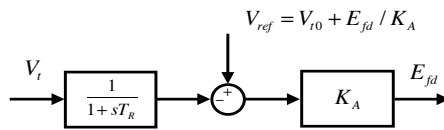


Figura 2. Diagrama de bloques del sistema de regulación de tensión utilizado.

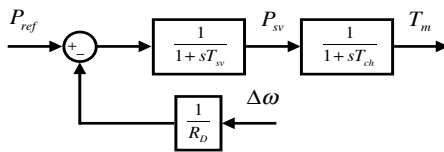


Figura 3. Diagrama de bloques del sistema de regulación de velocidad o gobernador utilizado.

El modelo no lineal del generador se puede modificar dependiendo si se trata de un generador de rotor cilíndrico o de polos salientes, agregando uno o varios circuitos a los ejes d y q. Debido a que se utilizan los mismo parámetros independientemente del modelo, el algoritmo de estimación se puede usar indiferente del tipo de rotor considerado.

4.2 Construcción del modelo de mediciones

Se construyó un modelo $\mathbf{y}_k = \mathbf{H}(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta}_k, u_k)$ para las mediciones que será utilizado por el UKF para comparar las salidas reales tomadas por la PMU, con las generadas por el modelo. En el modelo mostrado a continuación se observa que se utilizan todas las mediciones que la PMU puede entregar:

$$y_1 = I_r = I_d \text{sen}(\delta) + I_q \text{cos}(\delta) \quad (32)$$

$$y_2 = I_i = -I_d \text{cos}(\delta) + I_q \text{sen}(\delta) \quad (33)$$

$$y_3 = P_e = E_q I_q + E_d I_d \quad (34)$$

$$y_4 = Q_e = E_q I_d + E_d I_q \quad (35)$$

En estas ecuaciones I_r y I_i corresponden a las componentes real e imaginaria respectivamente, de la corriente de salida de la máquina sincrónica.

4.3 Selección de α , β y κ

Se requiere asignar un valor positivo a estas tres constantes, las cuales no variarán durante la ejecución del algoritmo. Es posible que para la estimación de sistemas complejos haya que diseñar un proceso de calibración de estas tres constantes de manera adaptativa, pues se ha observado que de la adecuada escogencia de dichos valores depende en gran medida la convergencia del UKF. Los valores usados en este trabajo fueron: $\alpha=0.0001$, $\beta = 2$, $\kappa = 0$, los cuales se escogieron de acuerdo a valores típicos propuestos en Huang et al. (2010) y van der Merwe (2004).

4.4 Estimación de \mathbf{P}_0 , \mathbf{Q}_0 y \mathbf{R}_0

Las matrices \mathbf{P}_0 , \mathbf{Q}_0 y \mathbf{R}_0 representan las covarianzas del vector de estados y parámetros, del ruido del proceso y del ruido de las mediciones respectivamente. Ya que en este trabajo el ruido del proceso no es tenido en cuenta, la matriz \mathbf{Q}_0 fue establecida como $\mathbf{Q}_0 = \text{diagonal}(2 \times 10^{-8})$, una matriz diagonal cuyos elementos de la diagonal principal tienen un valor de 2×10^{-8} . La matriz \mathbf{R}_0 se definió como $\mathbf{R}_0 = \text{diag}(v)$ donde v indica el nivel de ruido de las señales medidas por la PMU. Tanto en la creación de las señales con ruido de la PMU, como en la introducción de las condiciones iniciales del algoritmo de estimación se utilizaron tres niveles de ruido: $v_1 = 2 \times 10^{-7}$, $v_2 = 2 \times 10^{-6}$ y $v_3 = 2 \times 10^{-5}$. El valor de \mathbf{P}_0 utilizado en todas las simulaciones fue $\mathbf{P}_0 = 1 \times 10^{-3}$.

4.5 Inclusión del fasor de tensión como una entrada del modelo no lineal

La magnitud y ángulo del fasor de la tensión en terminales del generador, se requieren como entradas para generar las distintas variables y estados que conforman el modelo no lineal. Así es como, a partir de este fasor y con los valores de P_e y Q_e iniciales, se puede hallar el ángulo inicial del rotor δ_0 , el cual se necesita para el cálculo inicial de (30) y (31).

Tabla 1. Parámetros a estimar del generador

Parámetro	Descripción	Valor real	Unidad
J	Constante de inercia	20	p.u.
T'_{q0}	Constante de tiempo transitoria de circuito abierto	0.6	s
T'_{d0}	Constante de tiempo transitoria de circuito abierto	3.7	s
x_q	Reactancia del eje de cuadratura	2	p.u.
x_d	Reactancia del eje directo	1.56	p.u.
x'_q	Reactancia transitoria del eje de cuadratura	0.4	p.u.
x'_d	Reactancia transitoria del eje directo	0.296	p.u.

4.6 Selección de los parámetros iniciales

En la Tabla 1 se muestran los siete parámetros que se estimaron de forma simultánea. Uno de los parámetros electromecánicos del generador sincrónico, el coeficiente de fricción D no se estimó debido a que típicamente su valor es considerado despreciable. En este trabajo se estableció un valor de $D = 5 \times 10^{-5}$. Como se mencionó anteriormente, durante el proceso de estimación se asume que se conoce el valor real de los parámetros de los sistemas de regulación de tensión y de regulación de velocidad, y por lo tanto no requieren ser estimados.

5. RESULTADOS

El algoritmo requiere de la generación de datos mediante la simulación del sistema en estudio (ver Fig. 1). Estos datos se obtuvieron al aplicar un incremento repentino de carga al generador desde 0.32 p.u. hasta 1.4 p.u. Debido a que este trabajo está enfocado hacia la futura aplicación del algoritmo con datos de un generador sincrónico real, se usó este tipo de perturbación ya que en la práctica es de más probable ocurrencia que una falla trifásica. Como ya se mencionó, estos datos de simulación son contaminados por un nivel de ruido determinado por la matriz $\mathbf{R}_0 = diagonal(v)$. En la Tabla 2 se registran los errores porcentuales obtenidos en el proceso de estimación con diferentes niveles de ruido:

- Caso 1: $v_1 = 2 \times 10^{-7}$
- Caso 2: $v_1 = 2 \times 10^{-6}$
- Caso 3: $v_1 = 2 \times 10^{-5}$.

Estos resultados corresponden a un error inicial de los parámetros de $\pm 20\%$. De igual manera en la Tabla 3 se muestran los errores porcentuales obtenidos en el proceso de estimación con los tres casos de nivel de ruido. Los resultados corresponden a un error inicial de los parámetros de $\pm 30\%$. De estos resultados se puede notar que el máximo error en la estimación es de 0.68%, lo cual es un indicativo fuerte de la eficiencia del algoritmo propuesto. Igualmente se puede observar que no existe relación directa entre el error inicial introducido a los parámetros y el error final en el valor estimado. Debido a que el ruido es una variable estocástica y ya que todos los valores de los parámetros están variando al mismo tiempo en

cada iteración k , si se inicia el algoritmo con un error grande en los parámetros, se pueden obtener iguales o mejores resultados que los obtenidos con valores iniciales más cercanos a los reales. También se puede deducir que no existe una relación directa entre el nivel de ruido y el error final en el valor estimado. En las gráficas de la Fig. 4 y la Fig. 5, se muestra el número de estimaciones sucesivas que requiere el algoritmo para llegar al valor estimado del parámetro T'_{q0} dependiendo del nivel de ruido utilizado. El parámetro es inicializado con un error de -30% . En la Fig. 4 se aprecia que con un ruido de $v_1 = 2 \times 10^{-7}$, en la segunda estimación la media estimada todavía se encuentra muy por debajo del valor real que es 0.6, y que en la tercera estimación llega al valor final que es muy próximo al valor real con un error de 0.46%. A su vez, en la Fig. 5 se observa que con un nivel de ruido mayor ($v_1 = 2 \times 10^{-6}$), el algoritmo en la segunda estimación es capaz de acercarse aún más al valor real para finalmente en la cuarta estimación acercarse a éste con un error de estimación de 0.11%.

6. CONCLUSIONES

Se diseñó un algoritmo para la estimación de los parámetros electromecánicos de un generador sincrónico usando mediciones fasoriales obtenidas de una PMU conectada en sus terminales. Se determinó un modelo de mediciones que permite al algoritmo comparar las respuestas de la PMU con las respuestas del modelo; dentro de este modelo se incluyó una gama de mediciones más amplia incluyendo al fasor de corriente, el cual no ha sido usado en la literatura para la estimación de parámetros. Se comprobó la eficacia del algoritmo planteado como estimador, cuando se incluyen diferentes niveles de ruido, y cuando el algoritmo se

Tabla 2. Registro del porcentaje de error obtenido al final del proceso de estimación, con diferentes niveles de ruido en las mediciones. Se inician los parámetros con un error de $\pm 20\%$.

Parámetro	Error en la estimación		
	Caso 1	Caso 2	Caso 3
J	0.01 %	0.01 %	0.01 %
T'_{q0}	0.33 %	0.11 %	0.18 %
T'_{d0}	0.39 %	0.02 %	0.02 %
x_q	0.05 %	0.02 %	0.02 %
x_d	0 %	0 %	0 %
x'_q	0.02 %	0.02 %	0.03 %
x'_d	0.47 %	0.03 %	0.02 %

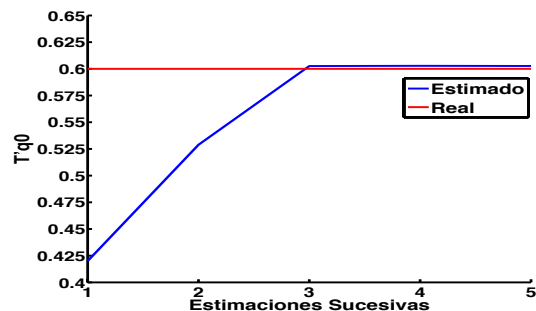


Figura 4. Resultado de la estimación del parámetro T'_{q0} . El error inicial del parámetro es de -30% , con un nivel de ruido $v_1 = 2 \times 10^{-7}$.

Tabla 3. Registro del porcentaje de error obtenido al final del proceso de estimación, con diferentes niveles de ruido en las mediciones. Se inician los parámetros con un error de $\pm 30\%$.

Parámetro	Error en la estimación		
	Caso 1	Caso 2	Caso 3
J	0.02 %	0 %	0 %
T'_{q0}	0.46 %	0.11 %	0.03 %
T'_{d0}	0.57 %	0.02 %	0.02 %
x_q	0.08 %	0.02 %	0 %
x_d	0 %	0 %	0 %
x'_q	0.04 %	0.02 %	0.01 %
x'_d	0.68 %	0.03 %	0.02 %

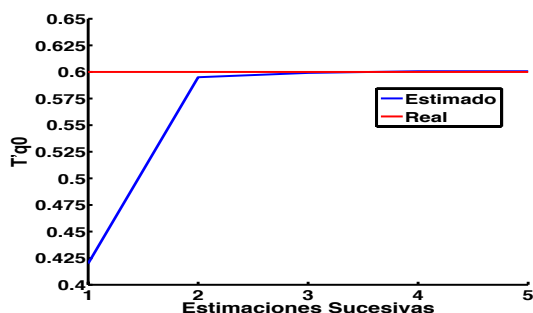


Figura 5. Resultado de la estimación del parámetro T'_{q0} . El error inicial del parámetro es de -30% , con un nivel de ruido $v_1 = 2 \times 10^{-6}$.

inicializa con diferentes errores iniciales en los valores de los parámetros a estimar. Los errores finales en el proceso de estimación son en todos los casos iguales o inferiores al 0.68% , y el tiempo de cómputo requerido para lograr estos resultados es de unos pocos minutos. Esta metodología puede considerarse un punto de inicio sólido para la estimación de parámetros en sistemas de mayor complejidad, para los que se disponga de datos obtenidos a partir de PMUs reales instaladas en los terminales de las unidades de generación.

REFERENCIAS

- Bi, T., Xue, A., Xu, G., Guo, X., Ge, F., and Z.Wang (2009). On-line parameter identification for excitation system based on pmu data. In *Critical Infrastructures, 2009. CRIS 2009. Fourth International Conference on*, 1–4. doi:10.1109/CRIS.2009.5071494.
- Botero, H. and Ramirez, J. (2008). Identificación de sistemas de excitación: análisis detallado de metodología y resultados. *Dyna*, 75(156), 65–77.
- Chow, J., Glinkowski, M., Murphy, R., Cease, T.W., and Kosaka, N. (1999). Generator and exciter parameter estimation of fort patrick henry hydro unit 1. *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, 14(4), 923–929. doi: 10.1109/60.815009.
- Ghahremani, E. and Kamwa, I. (2011). Online state estimation of a synchronous generator using unscented kalman filter from phasor measurements units. *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, 26(4), 1099–1108. doi:10.1109/TEC.2011.2168225.
- Hartikainen, J., Solin, A., and Särkkä, S. (2011). *Optimal Filtering with Kalman Filters and Smoothers, a manual for the Matlab toolbox EKF/UKF. (Version 1.3)*. URL <http://becs.aalto.fi/en/research/bayes/ekfukf/>.
- Hernandez, J., Botero, H., Ospina, J., and Perez, J. (2006). Excitation system parameters estimation using evolutionary algorithms. In *IEEE/PES Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America, 2006. TDC '06.*, 1–6.
- Hiskens, I.A. and Koeman, A. (1998). Parameter estimation from power system disturbance measurements. In *Energy Management and Power Delivery, 1998. Proceedings of EMPD '98. 1998 International Conference on*, volume 2, 667–672 vol.2. doi: 10.1109/EMPD.1998.702768.
- Huang, M., Li, W., and Yan, W. (2010). Estimating parameters of synchronous generators using square-root unscented kalman filter. *Electric Power Systems Research*, 80, 1137–1144.
- Huang, Z., Du, P., Kosterev, D., and Yang, B. (2009). Application of extended kalman filter techniques for dynamic model parameter calibration. In *IEEE Power Energy Society General Meeting, 2009. PES '09.*, 1–8. doi:10.1109/PES.2009.5275423.
- Le, L. and Wilson, W. (1988). Synchronous machine parameter identification: a time domain approach. *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, 3(2), 241–248. doi: 10.1109/60.4725.
- Liu, C.S., Hsu, Y.Y., Jeng, L.H., Lin, C.J., Huang, C.T., Liu, A., and Li, T.H. (1993). Identification of exciter constants using a coherence function based weighted least squares approach. *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, 8(3), 460–467. doi:10.1109/60.257060.
- Milano, F. (2007). *PSAT, Power System Analysis Toolbox*. Università degli Studi di Genova, Italy, 2.0.0 beta edition.
- Sanchez, G.J., Bridenbaugh, C.J., Bowler, C., and Edmonds, J. (1988). Trajectory sensitivity based identification of synchronous generator and excitation system parameters. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 3(4), 1814–1822. doi:10.1109/59.193000.
- Sauer, P.W. and Pai, M. (1998). *Power System Dynamics and Stability*. Prentice-Hall, New Jersey.
- Shande, S., Shouzhen, Z., and Bo, H. (1991). Identification of parameters of synchronous machine and excitation systems by on-line test. In *IEEE International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, Hong Kong*, 716–719.
- van der Merwe, R. (2004). *Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models*. Ph.D. thesis, OGI School of Science & Engineering, Health & Science University, Oregon.
- Xue, A., Cao, Z., Bi, T., Yang, D., Duan, G., and Wu, J. (2010). On-line excitation systems' parameters identification based on input-output system and hybrid algorithm with pmu. In *IPEC, 2010 Conference Proceedings*, 544–548. doi:10.1109/IPEC.2010.5697055.
- Yu, P. and Zhang, J. (2010). Two evolutionary algorithms based parameter identification of excitation system. In *Intelligent Systems (GCIS), 2010 Second WRI Global Congress on*, volume 1, 349–352. doi: 10.1109/GCIS.2010.224.
- Zhou, N., Huang, Z., Li, Y., and Welch, G. (2012). Local sequential ensemble kalman filter for simultaneously tracking states and parameters. In *North American Power Symposium (NAPS), 2012*, 1–6. doi: 10.1109/NAPS.2012.6336322.