

Estimación de Frecuencia en Redes Eléctricas Inteligentes en Presencia de Desbalance de Voltaje basado en Modelos Múltiples Interactivos

Héctor Poveda, PhD¹, Fernando Merchán, PhD¹ y Javier E. Sanchez-Galan, PhD^{2,3}

¹Facultad de Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Panamá

²Centro de Producción e Investigaciones Agroindustriales, Universidad Tecnológica de Panamá

³Instituto de Investigaciones Científicas y Servicios de Alta Tecnología (INDICASAT-AIP), Ciudad del Saber, Panama

Resumen—En este trabajo proponemos la estimación de frecuencia en sistemas de redes inteligentes en presencia de desbalances de voltaje. Para esta estimación proponemos la utilización de Modelos Múltiples Interactivos (IMM) utilizando dos filtros de Kalman extendidos (EKF) operando en paralelo. Los filtros (EKF) son utilizados para modelar dos modos de operación que hemos considerado para representar el sistema. Uno de los filtros de EKF permite caracterizar un modo de operación con variaciones mínimas o nulas de frecuencia. El segundo filtro EKF caracteriza un modo de operación en que se dan una cambios de frecuencia más significativos. Los resultados demuestran que el algoritmo permite detectar el cambio significativo de frecuencia y combinar las salidas de los filtros EKF de manera que tengamos un tiempo de respuesta adecuado a este cambio. En este trabajo comparamos los resultados del enfoque propuesto con trabajos previos utilizando un solo filtro EKF para demostrar sus ventajas en terminos de error de estimación y tiempo de respuesta en las cambios de frecuencia.

Keywords—Estimación de Frecuencia, Sistema de Redes Eléctricas Inteligentes, Modelos Multiples Interactivos, Filtro de Kalman Extendido

I. INTRODUCCIÓN

LA industria eléctrica está avanzando hacia la producción, transmisión y distribución más eficiente y sostenible de la energía. En este esfuerzo se han introducido nuevas tecnologías de sensado, control, estimación, monitoreo y comunicaciones en las redes eléctricas, surgiendo así las llamadas redes inteligentes. En el aspecto de sostenibilidad hemos visto en los últimos años el surgimiento de sistemas de generación distribuida basada en el uso de fuentes renovables.

Un aspecto importante en la implementación de los sistemas de generación distribuida es la sincronización de red. Esta requiere la medición de parámetros tales como amplitud, fases de voltajes y frecuencia. Sin una sincronización adecuada estos sistemas distribuidos no pueden ser controlados adecuadamente y su conexión puede causar inestabilidades. En particular, la estimación de frecuencia es de suma importancia en las futuras redes inteligentes donde generación y cargas tienen una estructura dinámica.

En las redes tradicionales, las unidades de medición de fase (PMU, por sus siglas en inglés) son utilizadas para la medición de parámetros de fase, corriente y voltaje en los sistemas trifásicos. Sin embargo, en el contexto de la

generación distribuida, la implementación de las mismas no es pertinente debido a su complejidad y su costo. En este contexto se ha planteado el diseño de miniPMU dotados de tecnología digital, que son dispositivos que incorporan algoritmos para la sincronización de la red y la estimación de la frecuencia [1].

En [2], se propone un algoritmo de sincronización y estimación de frecuencia basado en el uso de un filtro de Kalman extendido (EKF). Los autores proponen el uso de la transformada de Clarke para pasar del marco de referencia natural abc a un marco de sistema estacionario $\alpha\beta$. Posteriormente en [3], se propone substituir el uso del filtro de Kalman extendido del sistema anterior por un filtro de partículas, dado que el sistema se caracteriza por ser altamente no lineal.

En este trabajo proponemos utilizar un algoritmo basado en Modelos Múltiples Interactivos (IMM, por sus siglas en inglés) para la estimación de la frecuencia. Los IMM pueden ser visto como filtros de predicción híbridos en los que operan en paralelo varios modelos cada uno asociado a diferentes modos de operación del sistema [4]. La salida del sistema es una suma ponderada de los modelos individuales ponderados en función de la probabilidad de encontrarse en un modo de operación dado. Los IMM han sido utilizado ampliamente para seguimiento de variables y objetivos en aplicaciones de navegación y otros [5], [6], [7]. En el contexto de redes inteligente, su utilización ha sido propuesta para la predicción de los consumos de energía [8], [9]. Sin embargo, los IMM no han sido usados para los aspectos de estimación de frecuencia o sincronización de sistemas.

En la solución de presentamos hemos representado el sistema en términos de dos modos de operación. Un modo en que el valor de frecuencia permanece con variaciones infinitesimales o nulas y un segundo modo en el que se produce un cambio significativo de la frecuencia. De esta manera proponemos un filtro-IMM compuesto de dos filtros de Kalman cada uno correspondiente a uno de los modos de operación. De esta manera el sistema aprovecha la pertinencia de cada uno de los modelos para los modos de operación del sistema. Esto proporciona al mismo tiempo estabilidad y la velocidad de respuesta necesaria para la detección de los cambios de frecuencia que pueda sufrir la red.

De esta manera en el presente documento no solo se presenta una contribución en el estado de arte en el tema de estimación de frecuencia y sincronización de redes eléctricas inteligentes. También se aprovecha este contexto para presentar

los conceptos e ilustrar las bondades de los IMM que tienen aplicación en diversos campos de la tecnología y la ciencia, en un documento en español.

En el resto de este documento esta organizado de la siguiente manera. En la Sección II, se presenta el plantamiento del problema para el analisis del sistema y el enfoque propuesto. En la Sección III se describen los resultados obtenidos de las simulaciones del sistema utilizando el filtro-IMM. Finalmente, en la sección IV presentamos las conclusiones y perspectivas de este trabajo.

II. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En este trabajo nos enfocamos en la estimación de frecuencia de un sistema trifásico desbalanceado. A fin de simplificar el problema tomamos el enfoque propuesto por [2] de utilizar la Transformada de Clarke para pasar de un sistema de secuencia natural abc a un marco de sistema estacionario $\alpha\beta$. A partir de este punto como se especifica en [10], las señales desbalanceadas en el dominio $\alpha\beta$ pueden ser tratadas como dos señales sinusoidales con amplitudes y fases desconocidas y frecuencia variante en el tiempo. Por lo tanto, definimos cinco variables de estado, donde se incluyen las señales en fase y en cuadratura de cada senoide (x_1, x_2, x_3, x_4) y se incluye una última variable que es la frecuencia (x_5), como:

$$\begin{aligned} x_1(n) &= V_\alpha \cos(n\omega + \varphi_\alpha) \\ x_2(n) &= V_\alpha \sin(n\omega + \varphi_\alpha) \\ x_3(n) &= V_\beta \cos(n\omega + \varphi_\beta) \\ x_4(n) &= V_\beta \sin(n\omega + \varphi_\beta) \\ x_5(n) &= \omega \end{aligned} \quad (1)$$

Por lo tanto, las ecuaciones de estado que rigen este fenómeno estan dadas por:

$$\begin{aligned} x_1(n+1) &= x_1(n) \cos(x_5(n)) - x_2(n) \sin(x_5(n)) \\ x_2(n+1) &= x_1(n) \sin(x_5(n)) + x_2(n) \cos(x_5(n)) \\ x_3(n+1) &= x_3(n) \cos(x_5(n)) - x_4(n) \sin(x_5(n)) \\ x_4(n+1) &= x_3(n) \sin(x_5(n)) + x_4(n) \cos(x_5(n)) \\ x_5(n+1) &= (1 - \epsilon) x_5(n) + e_w(n) \end{aligned} \quad (2)$$

donde el parametro ϵ se introduce para modelar la característica variante en el tiempo de la frecuencia. En este caso $e_w(n)$ describe una variable aleatoria distribuida de manera gaussiana con valor promedio de 0 y varianza q .

En acorde con las definiciones de las variables de estado, las ecuaciones de observacion (definidas en [2]) se relacionan a las variables de estado de la siguiente manera:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{B}\mathbf{x}(n) + \mathbf{e}(n) \quad (3)$$

donde, $\mathbf{y}(n)$ es el vector de medidas, \mathbf{B} es una matriz que se define como:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

y $\mathbf{e}(n)$ es el ruido de observación, modelado como ruido blanco y gaussiano de promedio cero (AWGN) y con varianza $\mathbf{Q} = T\mathbf{W}T^T$, donde, $\mathbf{W} = \sigma_w \mathbf{I}$, y T tiene la forma:

$$T = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Similar a como se describe en [2].

II-A. Seguimiento de Variables de estado del sistema

1) *Filtro de Kalman Extendido*: El conjunto completo de ecuaciones de los dos EKF para estimar el estado $\mathbf{x}(n)$ basado en el vector de medición $\mathbf{y}(n)$ esta dado por las siguientes ecuaciones:

$$\hat{\mathbf{x}}(n|n-1) = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}(n-1|n-1)) \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(n|n) = \hat{\mathbf{x}}(n|n-1)$$

$$+ \mathbf{K}(n)(\mathbf{y}(n) - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}(n|n-1)) \quad (7)$$

$$\mathbf{K}(n) = \mathbf{P}(n|n-1)\mathbf{B}^T(\mathbf{Q} + \mathbf{B}\mathbf{P}(n|n-1)\mathbf{B}^T)^{-1} \quad (8)$$

$$\mathbf{P}(n+1|n) = \mathbf{F}(n)(\mathbf{P}(n|n)\mathbf{F}^T(n) + q\mathbf{A}) \quad (9)$$

$$\mathbf{P}(n|n) = \mathbf{P}(n|n-1) - \mathbf{K}(n)\mathbf{B}\mathbf{P}(n|n-1) \quad (10)$$

donde, $\mathbf{K}(n)$ es la ganancia de Kalman, $\mathbf{P}(n)$ es la matriz de covarianza del error de estimación. Además, \mathbf{A} es una matriz de la forma:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \phi & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \phi & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \phi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \phi & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

donde, ϕ es un valor infinitesimalmente pequeño.

Aplicando el filtro de Kalman al sistema antes descrito, obtenemos:

$$\mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}(n|n)) = \begin{bmatrix} \hat{x}_1(n|n) \cos(\hat{x}_5(n|n)) - \hat{x}_2(n|n) \sin(\hat{x}_5(n|n)) \\ \hat{x}_1(n|n) \cos(\hat{x}_5(n|n)) + \hat{x}_2(n|n) \sin(\hat{x}_5(n|n)) \\ \hat{x}_3(n|n) \cos(\hat{x}_5(n|n)) - \hat{x}_4(n|n) \sin(\hat{x}_5(n|n)) \\ \hat{x}_3(n|n) \cos(\hat{x}_5(n|n)) + \hat{x}_4(n|n) \sin(\hat{x}_5(n|n)) \\ (1 - \epsilon) \hat{x}_5(n|n) \end{bmatrix} \quad (12)$$

y

$$\mathbf{F}(n) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}(x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{\mathbf{x}}(n|n)} = [\mathbf{F}_1(n), \mathbf{F}_2(n)] \Big|_{x=\hat{\mathbf{x}}(n|n)} \quad (13)$$

donde,

$$\mathbf{F}_1(n) = \begin{bmatrix} \cos x_5 & -\sin x_5 & 0 & 0 \\ \sin x_5 & \cos x_5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos x_5 & -\sin x_5 \\ 0 & 0 & \sin x_5 & \cos x_5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\mathbf{F}_2(n) = \begin{bmatrix} -x_1 \sin x_5 - x_2 \cos x_5, x_1 \cos x_5 - x_2 \sin x_5, \\ -x_3 \sin x_5 - x_4 \cos x_5, x_3 \cos x_5 - x_4 \sin x_5, \\ (1 - \epsilon) \end{bmatrix}^T \quad (15)$$

II-B. Modelos Múltiples Interactivos

La característica principal del algoritmo de IMM es la capacidad de estimar el estado de un sistema dinámico con varios modos de comportamiento, en el que se pueden cambiar de uno a otro. Este algoritmo usa las probabilidades del modelo para ponderar la entrada y salida de un conjunto de modelos operando en paralelo en cada instante de tiempo. En nuestro caso estos modelos corresponden a dos filtros EKF, cada uno correspondientes a dos modos de operación: un modo de cambios infinitesimales de frecuencia y un modo de cambios significativos de frecuencia.

La estimación general es obtenida mediante la combinación de los estimados de los filtros que operan en paralelo basado en las probabilidades de encontrarse un cada uno de los modos de operación. Como veremos en las ecuaciones, cada ciclo del algoritmo consiste en cuatro etapas: interacción (mezcla), filtrado, cálculo de la probabilidad del modo y combinación.

II-C. Descripción del Filtro

En la Fig.1 se presente un esquema con cada uno de los pasos a seguir en la la ejecución algoritmo. En las siguientes subsecciones se detallan las operaciones asociadas a cada uno de estos pasos.

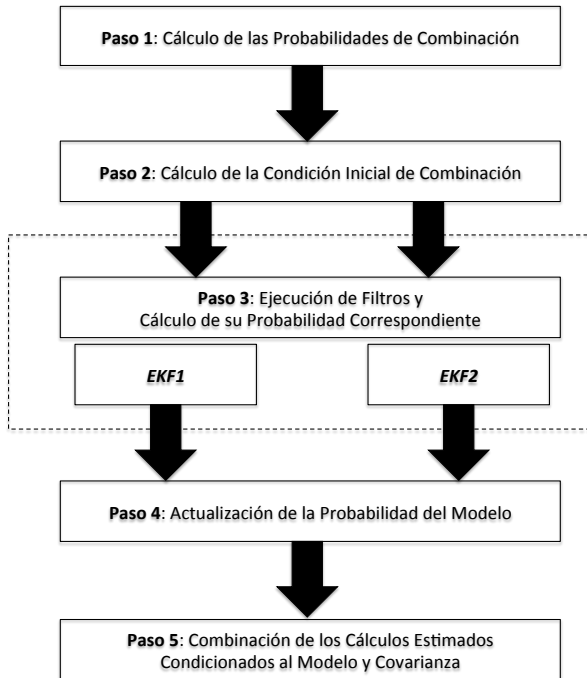


Figura 1. Pasos relacionados al algoritmo de IMM propuesto

1) *Cálculo de las Probabilidades de Combinación:* La probabilidad que el modo \mathbf{M}_i tome efecto en el tiempo $n-1$ dado que \mathbf{M}_j este en efecto en el tiempo n condicionado a Z^{n-1} es

$$\begin{aligned} \mu_{ij}(n-1|n-1) &= \mathcal{P}\{M_i(n-1)|M_j(n), Z^{n-1}\} \\ &= \frac{1}{\bar{c}_j} p_{ij} \mu_j(n-1) \end{aligned} \quad (16)$$

donde, $\bar{c}_j = \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_i(n-1)$ es la probabilidad del modo estimado y r es la cantidad de modos de operación.

2) *Cálculo de la Condición Inicial de Combinación:* Iniciando con estimados de los estados previos $\hat{\mathbf{x}}^i(n-1|n-1)$, y la correspondiente matriz de covarianza $\mathbf{P}^i(n-1|n-1)$ obtenida como salida de los $r=2$ diferentes filtros de Kalman (actuando en los 2 diferentes modos).

Las condiciones iniciales de mezcla para el filtro M_j en el tiempo n son:

$$\hat{\mathbf{x}}^{oj}(n-1|n-1) = \sum_{i=1}^r \hat{\mathbf{x}}^i(n-1|n-1) \cdot \mu_{ij}(n-1) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}^{oj}(n-1|n-1) &= \sum_{i=1}^r \mu_{ij}(n-1|n-1) \cdot \{ \mathbf{P}^i(n-1|n-1) + \\ &\quad [\hat{\mathbf{x}}^i(n-1|n-1) - \hat{\mathbf{x}}^{oj}(n-1|n-1)] \\ &\quad \cdot [\hat{\mathbf{x}}^i(n-1|n-1) - \hat{\mathbf{x}}^{oj}(n-1|n-1)]^T \} \end{aligned} \quad (18)$$

3) *Ejecución de los filtros de cada modo y cálculo de su probabilidad correspondiente:* En esta etapa los 2 filtros de Kalman extendidos operan un ciclo en paralelo según las ecuaciones presentadas en la sección II.B. Cada uno de estos filtros está asociado a uno de los modos de operación que identificamos en el sistema. El primer filtro, EKF 1, permite caracterizar un modo de operación con variaciones mínimas de frecuencia. El segundo filtro EKF 2, caracteriza el modo de operación en que se dan cambios de frecuencia más significativos.

Para la ejecución de los ciclos de estos filtros se utilizan los estimados de los estados previos $\hat{\mathbf{x}}^i(n-1|n-1)$, y las correspondientes matriz de covarianza $\mathbf{P}^i(n-1|n-1)$ como entradas.

La función de verosimilitud asociada al filtro j es la siguiente:

$$\Lambda_j(n) = \mathcal{N}[\mathbf{v}_j(n); 0; \mathbf{S}_j(n)] \quad (19)$$

$$= |2\pi \mathbf{S}_j(n)|^{-\frac{1}{2}} \times \exp \left[-\frac{1}{2} \mathbf{v}_j^T(n) \mathbf{S}_j^{-1}(n) \mathbf{v}_j(n) \right]$$

donde, $\mathbf{v}_j(n) = \mathbf{y}(n) - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}(n|n-1)$ es la innovación asociada al filtro j y \mathbf{v}_j .

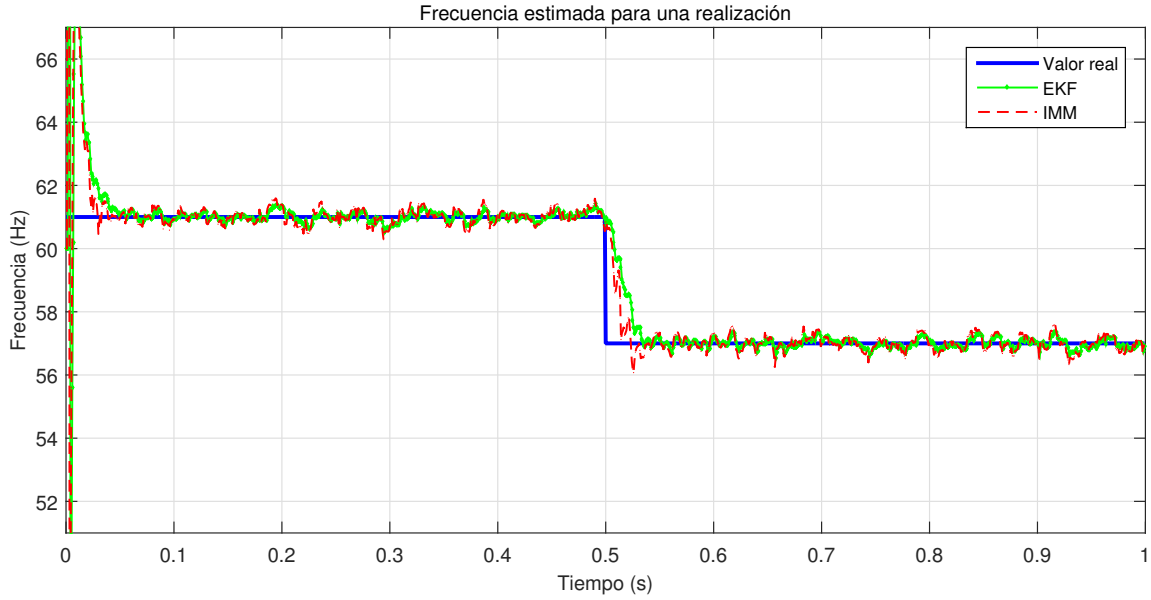


Figura 2. Resultados del algoritmo propuesto en un cambio de frecuencia de 61Hz a 57 Hz

4) *Actualización de la Probabilidad del Modelo:* La probabilidad del modelo se actualiza con las siguientes expresiones:

$$\mu_{ij}(n) = \frac{1}{c} \Lambda_j(n) \bar{c}_j \quad (20)$$

donde,

$$c = \sum_{j=1}^r \Lambda_j(n) \bar{c}_j$$

5) *Combinación de los Cálculos Estimados Condicionados al Modelo y Covarianza:* Podemos calcular la estimación $\hat{\mathbf{x}}(n|n)$ y la matriz de covarianza $\mathbf{P}(n|n)$ con las siguientes expresiones

$$\hat{\mathbf{x}}(n|n) = \sum_{i=1}^r \hat{\mathbf{x}}^i(n|n) \mu_i(n) \quad (21)$$

$$\mathbf{P}(n|n) = \sum_{i=1}^r \mu_i(n) \{ \mathbf{P}^i(n|n) + [\hat{\mathbf{x}}^i(n|n) - \hat{\mathbf{x}}(n|n)] [\hat{\mathbf{x}}^i(n|n) - \hat{\mathbf{x}}(n|n)]^T \} \quad (22)$$

Nótese que estas dos últimas variables no se utilizan para ciclos subsiguientes del algoritmo y solo se calculan como las salidas de cada ciclo.

III. RESULTADOS

Se realizaron pruebas del filtro-IMM propuesto y un filtro de Kalman EKF sobre formas de ondas simuladas a fin de evaluar y comparar sus rendimientos. El tiempo completo de

simulación es de 1s y la frecuencia de muestreo del sistema f_s se estableció a 1200Hz.

Para simular el desbalance de voltaje las amplitudes y fases iniciales de los voltajes de línea trifásicos se fijaron a 1.0, 1.2, 0.8 y 0, $\pi/3$ y $2\pi/3$, respectivamente. Además del desbalance de voltaje, un ruido aditivo blanco gaussiano de promedio cero y matriz de covarianza Q con $\sigma = 10^{-2}/\sqrt{2}$ es la desviación estándar del ruido, que es superpuesto a los voltaje de línea trifásicos. La frecuencia fundamental nominal es 60 Hz. Para comprobar el rendimiento del algoritmo propuesto para el manejo de cambios de frecuencia, un salto de frecuencia de 61 Hz a 57 Hz ocurre a los 0.5s.

El algoritmo está implementado con $\epsilon = 10^{-16}$, $\phi = 10^{-3}$ y $q_1 = 10^{-15}$ para el EKF 1 y $q_2 = 10^{-3}$ para el EKF 2. En la Fig. 2 se presenta la frecuencia estimada por el IMM para una realización. En color azul se describe el valor real propuesto de la señal de frecuencia, en color verde se muestra el resultado obtenido para estimador basado en un EKF, y en color rojo y punteado se describe el estimador IMM que proponemos presenta una respuesta más rápida al cambio de frecuencia.

En la Fig. 3 presentamos la raíz de error cuadrático medio (RMSE, por sus siglas en inglés) de la estimación de las variables de estado x_1 y x_2 para el filtro EKF y el filtro IMM en función de la varianza del filtro EKF 2, q_2 . Este valor de varianza se le asigna también filtro EKF que opera sólo. Estas variables de estado corresponden a los componentes en fase y cuadratura del voltaje V_α . Este tipo de resultados nos permiten visualizar cual de los sistemas permitiría realizar estimación de los voltaje de línea para la sincronización. En lo mostrado Fig. 3 podemos observar a partir de que valor valores de q_2 para el cual el error de estimación x_1 y x_2 obtenido mediante el IMM es inferior al obtenido con el EKF.

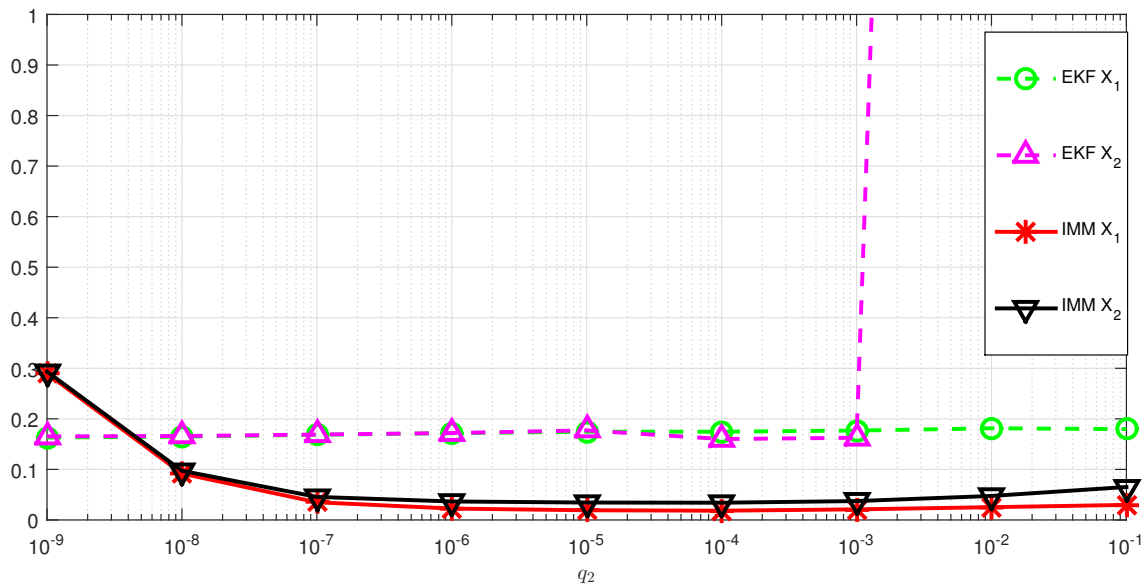


Figura 3. Resultados del algoritmo propuesto en un cambio de frecuencia de 61Hz a 57 Hz para diferentes valores de la varianza del filtro EKF2, q_2 .

IV. CONCLUSION Y PERSPECTIVAS

Este artículo propone un nuevo esquema de estimación de frecuencia para sistemas de red inteligente en presencia de desbalance de voltaje y variación de frecuencia. El esquema propuesto transforma la señal de tensión trifásica en el marco de referencia natural abc al marco de referencia fijo $\alpha\beta$. Se definen variables de estado, entre ellas una en particular, la frecuencia de la red y se estiman utilizando el modelo múltiple interactivo.

Nuestras simulaciones han demostrado que el seguimiento de las variables utilizando un esquema de IMM presenta una respuesta más rápida al cambio de frecuencia que los esquemas basados en EKFs por separado. Esto se debe atribuye al diseño del algoritmo IMM que tiene dos EKFs que trabajan en paralelo con dos parámetros de ajuste.

Entre las perspectivas de este trabajo tenemos realizar un estudio más detallado del rendimiento del enfoque propuesto, estudiando el efecto de diferentes parámetros en el mismo.

V. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo es parcialmente financiado por el Sistema Nacional de Investigación (SNI) de Panamá bajo el contrato No.124-2015.

REFERENCIAS

- [1] Y. Xia, S. Douglas, and D. Mandic, *Adaptive frequency estimation in smart grid applications: Exploiting noncircularity and widely linear adaptive estimators*, IEEE Signal Processing Magazine, vol. 29, no. 5, pp. 44-54, Sep. 2012.
- [2] Ming Sun and Zafer Sahinoglu, *Extended Kalman Filter Based Grid Synchronization in the Presence of Voltage Unbalance for Smart Grid* IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), 2011.
- [3] J. Zhu, Z. Shi, H.Liang, R. Lu and X. Shen, Particle filter based grid synchronization with voltage unbalance and frequency variation in smart grid, *2013 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing*, pp.1-6, 2013.
- [4] M. B. Mabrouk, G. Ferre, E. Grivel, and N. Deltimple, *Interacting multiple model based detector to compensate power amplifier distortions in cognitive radio* IEEE Transactions on Communications, vol. 63, no. 5, pp. 1580-1593, May 2015.
- [5] A. Munir and D. P. Atherton, *Maneuvering target tracking using an adaptive interacting multiple model algorithm* in Proceedings of 1994 American Control Conference - ACC '94. IEEE, 1994, pp. 1324–1328.
- [6] P. Xie, F. Kang, and S. Wang, *Research for underwater target tracking by using multi-sonar* in 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing. IEEE, Oct. 2010, pp. 4249–4253.
- [7] Seham Mouawad Aly, Raafat El Fouly and Hoda Baraka, *Extended Kalman Filtering and Interacting Multiple Model for Tracking Maneuvering Targets in Sensor Networks* 13th International Conference on Aerospace Sciences & Aviation Technology: Military Technical College, Kobry Elkobbah, Cairo, Egypt, May 26 – 28, 2009.
- [8] M. E. Farmer and M. Allison, *Power demand prediction in smart micro-grids using interacting multiple model kalman filtering* in Proceedings of the Workshop on Communications, Computation and Control for Resilient Smart Energy Systems, ser. RSES '16. New York, NY, USA: ACM, 2016.
- [9] G. Che and P.B. Luh, and L.D. Michel, Y. Bar-Shalom and P.B.Friedland, *Interacting multiple model approach for very short-term load forecasting and confidence interval estimation* in Intelligent Control and Automation (WCICA), 2010 8th World Congress on, volume, 2010.
- [10] M. Karimi-Ghartemani and M. Iravani, *A method for synchronization of power electronic converters in polluted and variable-frequency environments* IEEE Trans. Power Syst., vol. 19, pp. 1263–1270, Aug.