

UN NUEVO ALGORITMO DE ESTIMACIÓN DE ESTADOS PARA REDES DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA

A NOVEL ALGORITHM FOR STATE ESTIMATION OF DISTRIBUTION NETWORKS

Matias Antunez^{a,b}, Lautaro Valenzuela^{a,b}, Mariano A. Risso^{a,b} y Pablo A. Lotito^{a,b}

^a*Pladema, Facultad Ciencias Exactas, Universidad Nacional del Centro de la Prov. Bs. As., Argentina,*
<http://www.pladema.net>

^b*CONICET, Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, <http://www.conicet.gov.ar>*

Palabras clave: Redes de Distribución, Estimación de Estados, UKF, Pronóstico.

Resumen. En este trabajo se presenta un algoritmo de EE para redes de distribución basado en el Filtro de Kalman Unscented (UKF) que utiliza como variables de estado potencias activas y reactivas en cada nodo. Este nuevo paradigma permite cambiar los modelos pseudo dinámicos utilizados con tensiones nodales, por algoritmos de pronóstico de demanda utilizados para generar pseudo-medidas. La técnica propuesta fue probada en la red de distribución de la IEEE de 13 nodos, pudiéndose observar que los resultados presentan una mejora considerable con cada conjunto de medidas en cada paso de tiempo.

Keywords: Distribution Networks, State Estimation, UKF, Forecast.

Abstract. In this paper an SE algorithm for distribution networks based on the Kalman Unscented Filter (UKF) is presented, which uses as state variables active and reactive powers in each node. This new paradigm allows to change the pseudo-dynamic models used with nodal voltages, by demand forecast algorithms used to generate pseudo-measures. The proposed technique was tested in the distribution network of the IEEE of 13 nodes, being able to observe that the results present a considerable improvement with each set of measurements in each step of time.

1. INTRODUCCIÓN

El estado de un sistema se define mediante variables que proporcionan una representación completa de la condición interna en un momento dado [Simon (2006)]. La Estimación de Estados (EE) es una herramienta crítica en los Sistemas de Gestión Eléctrica. La misma implica la búsqueda del estado completo más probable de la red a través de la adquisición de los datos de medición disponibles, para así garantizar un rendimiento seguro, confiable y óptimo. Además, funciona como entrada de otros algoritmos. Los datos de medición incluyen tensiones, flujos de potencia, inyecciones de potencia o corriente [Chen et al. (2012)].

Existen muchos estudios realizados en este campo, principalmente en el área de transmisión de los sistemas de potencia. Las técnicas más utilizadas son basadas en algoritmos estáticos de WLS (*Weighted Least Square* - Mínimos Cuadrados Ponderados)[Gomez-Exposito y Abur (2004)] con soluciones obtenidas mediante la explotación de la alta redundancia de las mediciones disponibles.

Las redes de distribución de los sistemas de potencia, en cambio, cuentan con una serie de características que difieren de las redes de transmisión. Entre ellas:

- Topología radial y escasa presencia de mallas.
- Sistema trifásico desequilibrado de cargas.
- Existencia de cargas distribuidas separadas por cortas distancias.
- Alta relación entre resistencia y reactancia en los conductores.
- Presencia de generación distribuida (DG).
- Escasez de equipos de medición en los diferentes puntos de la red (baja redundancia).

Este escenario ocasiona que se cuente con muy poca información disponible en cuanto a mediciones. Las tensiones y las potencias sobre los alimentadores suelen ser los únicos valores que se obtienen en tiempo real. Pero se requiere de una supervisión y disponibilidad de datos más extensas para un funcionamiento eficaz del proceso de EE. No obstante, la instalación de equipos de medición en diferentes puntos de la red son muy costosos. Estos factores hacen que las técnicas de estimación para las redes de transmisión no puedan ser aplicadas directamente sobre el sistema de distribución y se tengan que buscar técnicas alternativas. [Pau et al. (2013)][Gámiz Juárez (2016)]

Varias técnicas han sido presentadas para la resolución de este tipo de problemas. Todas parten desde la definición del vector de medidas:

$$z = h(x) + e. \quad (1)$$

$$e \sim N(0, \sigma^2) \quad (2)$$

El vector z es hallado por la función no lineal de medidas h que es evaluada en el vector de estado x . El mismo contiene el conjunto mínimo de variables a partir de las cuales se puede determinar el estado completo de la red. La elección de variables de estado será discutida más adelante. Además, se agrega un vector e que representa el ruido introducido en las medidas, el cual está compuesto por una variable independiente gaussiana de media cero y varianza σ^2 (2). Las diferentes técnicas de EE buscarán el valor del vector de estado x que contenga el menor error posible en base a las medidas con las que se cuentan en un tiempo dado.

1.1. Presentación de posibles alternativas

En el trabajo presentado por [Primadianto y Lu \(2017\)](#) se realiza una descripción de las diferentes alternativas que atacan el problema planteado para el área de distribución. Se puede determinar que existen dos factores a seleccionar a la hora de la implementación de un algoritmo de EE en este tipo de redes: elección de un método y elección de variables de estado.

Se realiza una clasificación de los diferentes métodos propuestos:

1. Métodos estáticos basados en WLS

Buscan la minimización de una función objetivo $J(x)$ teniendo en cuenta los errores cuadráticos de las medidas obtenidas en un tiempo. La minimización está definida por la ecuación 3:

$$\min_x J(x) = [z - h(x)]^T * R_z^{-1} * [z - h(x)] \quad (3)$$

Donde $R_z = \text{diag}\{\sigma_{z1}^2, \sigma_{z2}^2, \dots, \sigma_{zm}^2\}$ es la matriz de covarianzas de los errores [[Singh et al., 2009](#)] calculada en base a los desvíos de los errores de cada medida.

Algunas técnicas de minimización utilizadas son: gradiente descendente [[Hasdorff \(1976\)](#)], Newton-Rapson [[Ben-Israel \(1966\)](#)], Quasi-Newton [[Broyden \(1967\)](#)]. Además, diferentes alternativas se proponen en cuanto a la elección de qué variables de estado utilizar [[Primadianto y Lu \(2017\)](#)].

2. Métodos basados en ajuste de curvas de carga

En este tipo de técnicas, los valores de las cargas se ajustan basándose en las curvas de perfil de consumos de los usuarios. Los datos de mediciones se especifican como restricciones de la solución del algoritmo. Los valores de corrientes e inyecciones de potencia se varían para que los resultados de los flujos de potencia se aproximen a los valores de mediciones obtenidos. La función objetivo buscada coincide con las técnicas de WLS. Este enfoque es presentado en ([[Simendic et al. \(2005\)](#)][[Katic et al. \(2013\)](#)]) utilizando flujos de carga, otra técnica basadas en la optimización como *particle swarm* [[Naka et al. \(2003\)](#)], entre otros.

3. Métodos de EE basados en la dinámica

Estos métodos rastrean el estado del sistema utilizando series de mediciones consecutivas y no correlacionadas variantes en el tiempo [[Debs y Larson \(1970\)](#)]. Se basan en el concepto de que los sistemas se comportan con una dinámica casi estacionaria, introduciendo pequeños cambios de acuerdo al comportamiento de las cargas en el tiempo. Así, las mediciones recién recibidas pueden procesarse junto con la estimación *a priori* disponible y usarse para pronosticar las variaciones de estado. El modelado de la dinámica del sistema es fundamental para el desarrollo de este tipo de métodos [[Valverde y Terzija \(2011\)](#)].

Matemáticamente, se establece que existe un modelo de la dinámica en el cual, el estado en un tiempo $t + 1$ es hallado en base al estado en el tiempo t , siguiendo una transición lineal en tiempo discreto. Esto se representa en la ecuación 4

$$x_{t+1} = F_t x_t + g_t + q_t \quad (4)$$

Donde x_t es el vector de estado en el tiempo t . La matriz F_t y el vector g_t describen el proceso de transición y q_t es un vector de ruido introducido en el proceso de predicción.

Siguiendo la ecuación 4 y el modelado principal del problema dado por la ecuación 1, se puede determinar que en este tipo de técnicas se introduce la variable del tiempo como parte de la problema de EE (ecuación 5).

$$z_t = h(x_t) + e_t. \quad (5)$$

En este sentido, se mejora la eficiencia de las técnicas estáticas, cuando se contempla el tiempo. Un algoritmo de WLS debería ser reinicializado y repetido en cada período de tiempos en el que se adquieren los valores de medición. [Debs y Larson (1970)]. Los algoritmos basados en la dinámica, en cambio, utilizan la información del estado en el tiempo pasado para predecir el actual y ser filtrado con las medidas que llegan. Además, otra ventaja de este tipo de métodos es la detección de anomalías en el sistema a través de la presencia de una variación inesperada de la dinámica de los componentes de estado del sistema, datos incorrectos y errores de configuración de red.

La técnica falla ante los cambios repentinos en los valores de las cargas, ya que el estado varía mucho de un tiempo a otro en estos casos. No obstante, estos eventos son poco frecuentes y cuando ocurren son causados por fenómenos predecibles (desconexión de consumidores, transmisión de programas de televisión de gran interés, interrupciones programadas).

Ejemplos de este tipo de técnicas pueden ser algoritmos de Extended Kalman Filter (EKF) y Unscented Kalman Filter (UKF)[Do Coutto Filho y de Souza (2009)][Kalman (1960)]. Cabe destacar que en el trabajo de Valverde y Terzija (2011) se demuestra que el algoritmo UKF mejora los resultados arrojados por el EKF.

4. Métodos de EE distribuidos

A diferencia de las redes de transmisión, las redes de distribución cuentan con varias subestaciones. Los métodos de EE distribuidos dividen la red de distribución en varias sub-áreas según los puntos geográficos, topológicos y de medición, y resuelven el problema como estimadores locales. Esto permite realizar los cálculos por separado de manera distribuida y paralela. Algunos trabajos han sido presentados sobre el criterio de división de sub-áreas y paralelización de procesamiento [Garcia y Grenard (2011)][Nusrat et al. (2011)].

Adicionalmente, la elección de qué utilizar como variables de estado es otro de los puntos a determinar para la realización del algoritmo. Diferentes alternativas se proponen en la literatura.

Varios trabajos han planteado el problema orientado a distribución con dos clases de variables de estado para seleccionar: tensiones nodales ([Baran y Kelley (1994)], [Li (1996)]) y corrientes de ramificación (*bus-branch current*). En el trabajo de Pau et al. (2013) se presenta una comparativa de resultados entre estas dos alternativas.

Desde otro punto de vista y teniendo en cuenta las técnicas basadas en ajuste de curvas de carga, se plantea la posibilidad de que las variables de estado sean las inyecciones de potencia en cada nodo. Investigaciones sostienen que esta visión favorece, además, a los algoritmos de EE basados en la dinámica, ya que a estas variables se les pueden aplicar algoritmos de pronóstico de demanda para la determinación del comportamiento de la dinámica y la generación de

pseudo-medidas ¹[Do Coutto Filho y de Souza (2009)]. No obstante, no se encontraron trabajos presentando implementaciones utilizando este tipo de variables.

Considerando las características de las redes de distribución, la mayoría de los EE implementados utilizan técnicas basadas en la dinámica. En este trabajo se presenta un EE utilizando el algoritmo de UKF pero utilizando los valores de inyección de potencia activa y reactiva como variables de estado. Esta decisión se tomó basándose en la premisa de que este tipo de variables son mejores a la hora de predecir un comportamiento de su dinámica. En la sección 2 se presentan los pasos del algoritmo. En las secciones 3 y 4 se muestran los casos de prueba y resultados obtenidos de los mismos. Por último, se plantean las conclusiones y los trabajos a futuro que ayudan a mejorar dicha implementación.

2. ALGORITMO

De acuerdo al análisis propuesto en la literatura presentado anteriormente y la situación estudiada, se determinó que los métodos de EE basados en la dinámica son los más adecuados para las redes de distribución. En base a esta premisa, se implementó un EE a través del algoritmo de UKF. Esta técnica es una variante del filtro de Kalman [Kalman (1960)] para sistemas cuya dinámica está descrita por funciones no lineales. Partiendo de las ecuaciones 4 y 5, el método elige un conjunto de puntos llamado *sigma points* al cual se le aplica una evolución según la matriz de covarianza de las variables. Luego, se le aplica la función h y de la estadística resultante, se estima la esperanza y covarianza de la variable $z_t = h(x_t)$.

Más precisamente el UKF consiste en los siguientes pasos:

- Cálculo de *sigmas point*:

$$X_t = \begin{bmatrix} x_t & x_t + \gamma\sqrt{P_k} & x_t - \gamma\sqrt{P_k} \end{bmatrix} \quad (6)$$

- Predicción:

$$X_{t+1} = F_t X_t + g_t \quad (7)$$

$$x_t^- = \underbrace{\sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} X_{t+1,i}}_{\text{cada columna } i} \quad (8)$$

$$P_t^- = \underbrace{\sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [X_{t+1,i} - x_t^-][X_{t+1,i} - x_t^-]^T}_{\text{cada columna } i} + Q \quad (9)$$

$$X_{t+1}^- = \begin{bmatrix} x_t^- & x_t^- + \gamma\sqrt{P_t^-} & x_t^- - \gamma\sqrt{P_t^-} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$Z_t = \underbrace{h(X_{t+1}^-)}_{\text{aplicado a cada columna de } X_{t+1}^-} \quad (11)$$

$$z_t^- = \underbrace{\sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} Z_{t,i}}_{\text{cada columna } i} \quad (12)$$

¹Datos generados a través de alguna técnica de pronóstico para utilizar como medidas.

■ Corrección:

$$P_{z_t^- z_t^-} = \sum_{\substack{i=0 \\ \text{cada columna } i}}^{2L} W_i^{(c)} [z_t - z_t^-] [z_t - z_t^-]^T + R \quad (13)$$

$$P_{x_t^- z_t^-} = \sum_{\substack{i=0 \\ \text{cada columna } i}}^{2L} W_i^{(c)} [X_{t,i}^- - x_t^-] [z_t - z_t^-]^T \quad (14)$$

$$K_t = P_{x_t^- z_t^-} P_{z_t^- z_t^-}^{-1} \quad (15)$$

$$x_{t+1} = x_t^- + K_t (z_k - z_k^-) \quad (16)$$

L define la cantidad de variables de estado en el sistema. W define pesos con los valores: $W_0^{(m)} = \lambda / (L + \lambda)$, $W_0^{(c)} = \lambda / (L + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta)$ y $W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = 1 / \{2(L + \lambda)\}$, donde $\lambda = \alpha^2(L + \kappa) - L$ y $\gamma = \sqrt{(L + \lambda)}$. α es el parámetro que determina la propagación de los *sigma point* alrededor de x_t (usualmente $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$) y β el parámetro que determina la incorporación de conocimiento de la distribución de x_t . κ es usualmente 0 para la estimación de estados y $3 - L$ para estimación de parámetros. Todos estos parámetros fueron obtenidos de [Van Der Merwe y Wan \(2001\)](#). Además, Q es la varianza asociada al error del sistema y define la confianza que el algoritmo le da al modelo de predicción, R es la varianza asociada a las medidas del sistema.

De acuerdo a la ecuación 7, se debe definir una manera de predecir el estado de los *sigma points* en el tiempo siguiente. En el contexto de sistemas de potencia, las matrices F_t y g_t son prácticamente imposibles de hallar ya que la dinámica asociada respeta evoluciones correspondientes a funciones no lineales. Por lo que se decidió suponer una evolución constante en el tiempo de los valores, respetando la premisa de que este tipo de sistemas se comportan con una dinámica casi estacionaria.

Por otro lado, y teniendo en cuenta la elección de la técnica tomada, cabe destacar que el vector de estado x_t contiene los valores de inyección de potencias activa (p) y reactiva (q) en cada barra del sistema.

3. EXPERIMENTOS

El algoritmo propuesto fue probado en simulaciones corridas sobre la red de distribución de la IEEE de 13 nodos (115kV - 4.16kV - 0.48kV) [[Kersting \(2001\)](#)]. Se utilizó la topología propuesta por OpenDSS [[OpenDSS \(2015\)](#)] de la misma.

Se simularon medidas obtenidas de diferentes tipos sobre distintos puntos de la red en 700 pasos de tiempo. La topología y los puntos de mediciones se ilustran en la Figura 1.

Para la obtención de los valores de medición, se realizaron perturbaciones en los resultados de diferentes corridas de flujos de potencia. Se tomaron como entrada de dichos flujos las medidas de consumos obtenidos desde una distribuidora local. Más precisamente, a las cargas de los nodos 675, 652, 634 y 645 se les asignaron los valores de consumos de 4 alimentadores correspondientes a los gráficos de la Figura 2. Las perturbaciones fueron aplicadas con una varianza igual a 0.01 teniendo en cuenta el valor por unidad de tipo de medida.

El método fue implementado utilizando MATLAB, asistido por la herramienta libre de OpenDSS a través de su interfaz COM para realizar los cálculos de flujo y obtención de medidas necesarias.

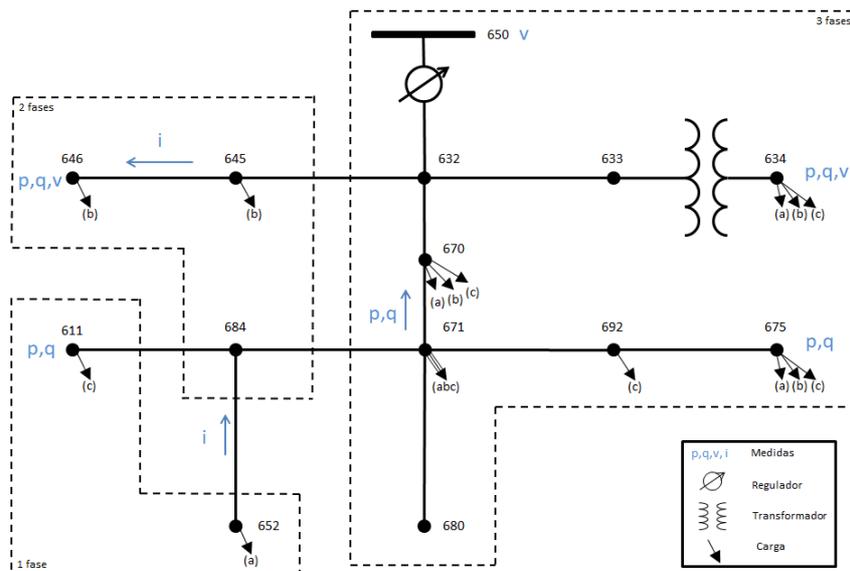


Figura 1: Red de distribución IEEE 13 nodos.

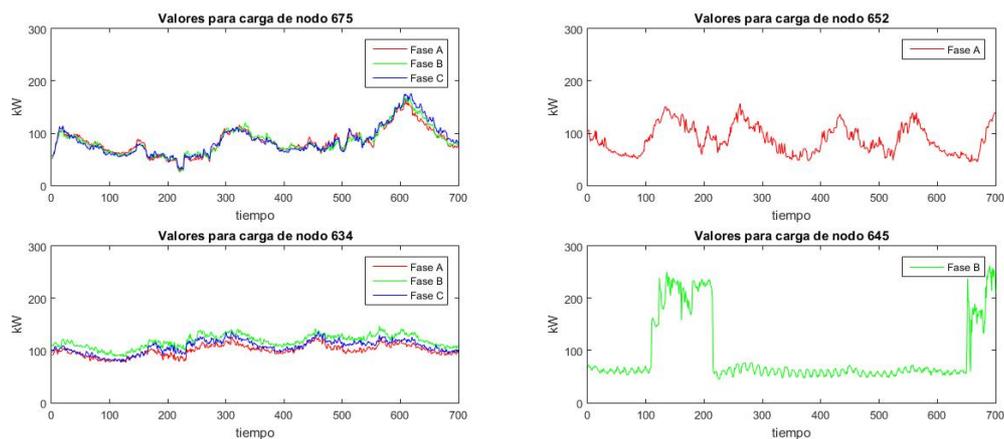


Figura 2: Valores de medidas de distribuidora local.

4. RESULTADOS

Para analizar el comportamiento del EE implementado, se compararon los valores reales de las simulaciones con los valores obtenidos desde el EE. Los voltajes en los nodos 675 y 634 a lo largo del tiempo son mostrados en la Figura 3. En cuanto a esto, se puede determinar que los valores de los puntos en los que existe medición, la estimación se ajusta mejor. Pero el comportamiento de la dinámica se respeta en la estimación y los errores arrojados son aceptables. Esto también se puede apreciar en los gráficos de la Figura 4, donde se muestran voltajes en los nodos 671 y 680, donde no existe medición.

Por otro lado, en los gráficos de la Figura 5 se muestran valores de potencia activa en los nodos 675 y 645 respectivamente. Se puede ver que, como el nodo 675 contiene medidas asociadas de inyección de potencia activa, los valores estimados se ajustan mejor a los reales. En el nodo 645, llegado al tiempo 120 aproximadamente, se produce un cambio repentino en el valor, por lo que el estimador empieza a tener un error grosero. Se ve que en los tiempos siguientes comienza a disminuir dicho error. Este evento, se consideraría como una anomalía para el

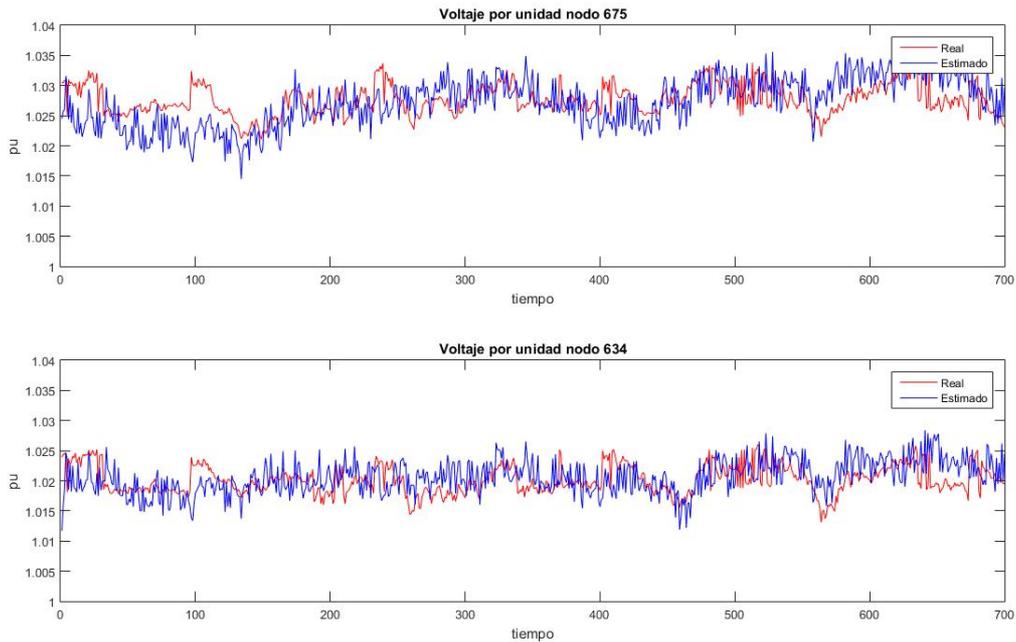


Figura 3: Valores reales y estimados de voltajes.

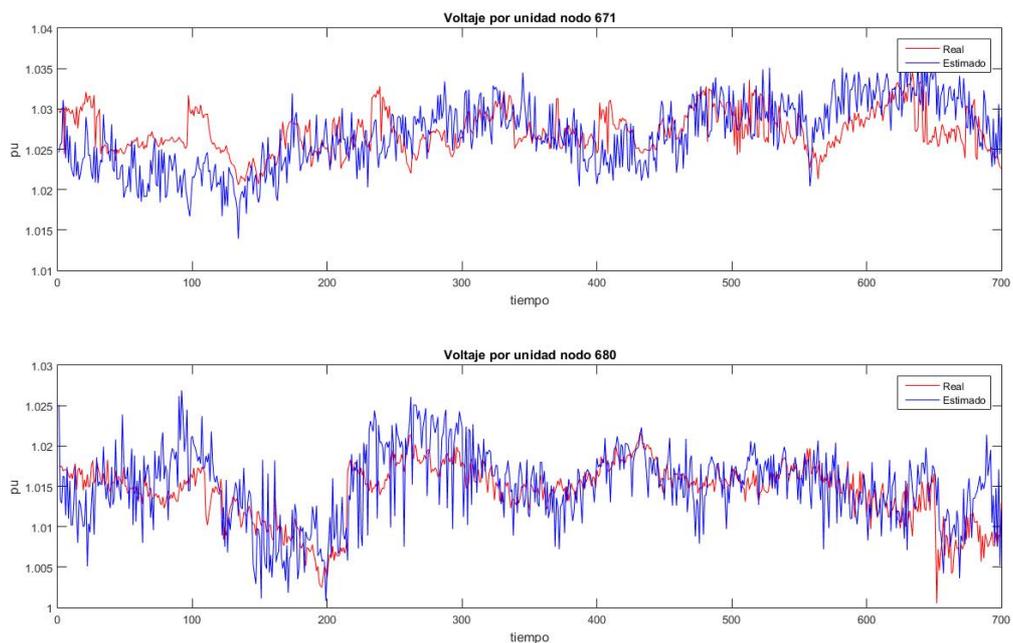


Figura 4: Valores reales y estimados de voltajes.

algoritmo. Sin embargo, la variación se produce ante el comienzo del funcionamiento de maquinarias en un día laboral y no es previsto en el método de pronóstico propuesto. El algoritmo no espera el cambio brusco y los valores estimados difieren mucho de los reales.

Se puede notar, además, que en el comienzo del algoritmo el error que se tiene de los valores estimados en relación a las medidas y a los valores reales es mayor, ya que no cuenta con

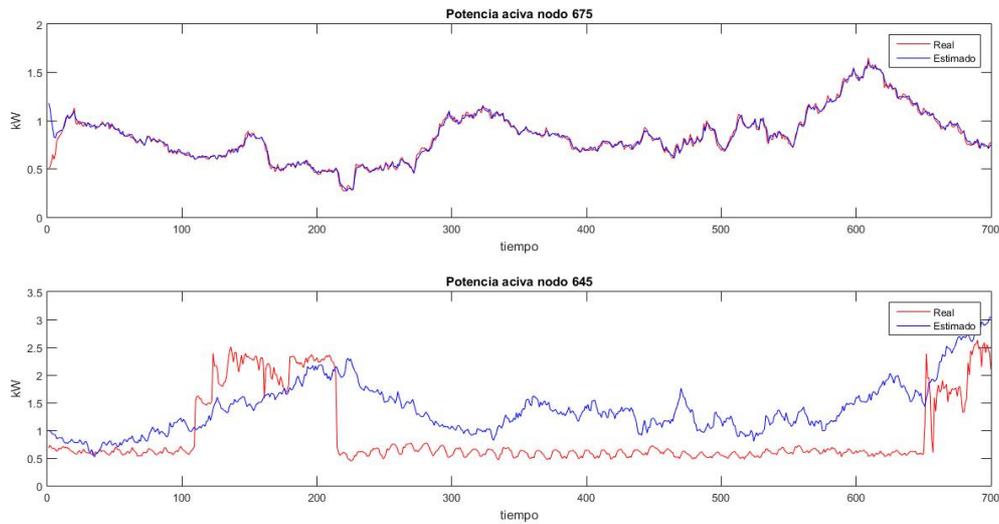


Figura 5: Valores reales y estimados de potencia activa.

datos históricos con los cuales predecir un valor al cual aplicarle el filtro. Esto es natural a los algoritmos basados en la dinámica. Para analizar esto, se define el siguiente índice de error:

$$error_t = \frac{(Reales_{z,t} - h(x_{estimado,t}))^2}{N} \quad (17)$$

Siendo $Reales_{z,t}$ los valores reales correspondiente a los puntos de medición y N la cantidad de medidas con las que se cuenta en cada tiempo. A partir de este índice, en el gráfico de la Figura 6 se muestra cómo el error baja luego del primer tiempo.

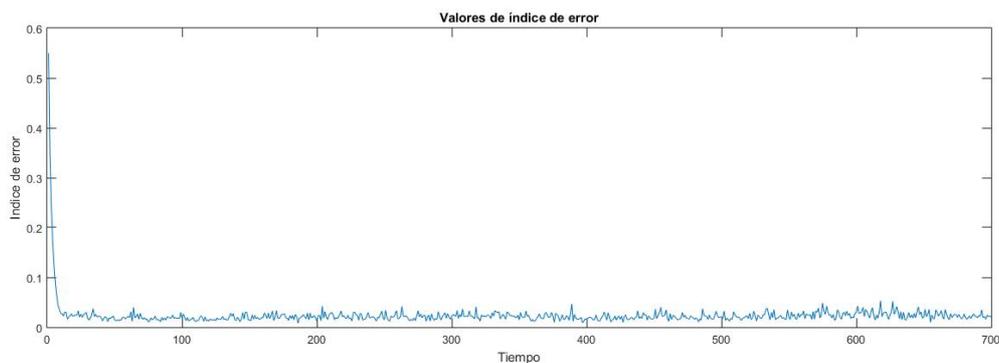


Figura 6: Evolución de errores de las medidas.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS A FUTURO

En este artículo se presentó un nuevo método para realizar EE en redes de distribución eléctrica. El mismo se realizó en base a las diferentes alternativas presentadas a la bibliografía, optando por un método basado en la dinámica y eligiendo las inyecciones de potencia activa y reactiva como variables de estado.

Las pruebas fueron realizadas sobre la topología de red de distribución de la IEEE de 13 nodos, simulando recepciones de medidas en diferentes puntos elegidos en base a valores de

curvas de consumos pertenecientes a una distribuidora local. Los resultados obtenidos fueron considerablemente aceptables. Se probó el algoritmo suponiendo una dinámica constante para predecir valores tiempos consecutivos. Se notó que la técnica falla ante cambios repentinos en los consumos. Esto se mejora si se cuenta con una técnica de dinámica en mediano plazo, ya que detectaría cambios en las curvas de consumos que correspondan a tareas cotidianas.

Finalmente, sería de gran interés mostrar el comportamiento del algoritmo utilizando otro tipo de métodos de pronóstico de demanda, en reemplazo de las matrices F_t y g_t de la ecuación 7. A través de técnicas más complejas como ARIMA o ANN se podrá determinar un mejor comportamiento de la dinámica de las cargas teniendo en cuenta históricos, tendencias, ciclos y variables exógenas que influyen en el consumo de los usuarios. De esta manera, se podrá dar más confianza al modelo, a comparación de utilización de una dinámica constante.

REFERENCIAS

- Baran M.E. y Kelley A.W. State estimation for real-time monitoring of distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, 9(3):1601–1609, 1994.
- Ben-Israel A. A newton-raphson method for the solution of systems of equations. *Journal of Mathematical analysis and applications*, 15(2):243–252, 1966.
- Broyden C.G. Quasi-newton methods and their application to function minimisation. *Mathematics of Computation*, 21(99):368–381, 1967.
- Chen J., Liao Y., Gou B., y Yocum K. Impacts of load levels and topology errors on wls state estimation convergence. En *North American Power Symposium (NAPS)*, 2012, páginas 1–6. IEEE, 2012.
- Debs A.S. y Larson R.E. A dynamic estimator for tracking the state of a power system. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, (7):1670–1678, 1970.
- Do Coutto Filho M.B. y de Souza J.C.S. Forecasting-aided state estimation—part i: Panorama. *IEEE Transactions on Power Systems*, 24(4):1667–1677, 2009.
- Gámiz Juárez M.d.l.Á. Estimadores de estado en redes de distribución: revisión del estado del arte. 2016.
- Garcia L.D.A. y Grenard S. Scalable distribution state estimation approach for distribution management systems. En *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Europe)*, 2011 2nd IEEE PES International Conference and Exhibition on, páginas 1–6. IEEE, 2011.
- Gomez-Exposito A. y Abur A. *Power system state estimation: theory and implementation*. CRC press, 2004.
- Hasdorff L. Gradient optimization and nonlinear control. 1976.
- Kalman R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of basic Engineering*, 82(1):35–45, 1960.
- Katic N., Fei L., Svenda G., y Yongji Z. Field testing of distribution state estimator. 2013.
- Kersting W.H. Radial distribution test feeders. En *Power Engineering Society Winter Meeting, 2001. IEEE*, volumen 2, páginas 908–912. IEEE, 2001.
- Li K. State estimation for power distribution system and measurement impacts. *IEEE Transactions on Power Systems*, 11(2):911–916, 1996.
- Naka S., Genji T., Yura T., y Fukuyama Y. A hybrid particle swarm optimization for distribution state estimation. *IEEE Transactions on Power systems*, 18(1):60–68, 2003.
- Nusrat N., Irving M., y Taylor G. Development of distributed state estimation methods to enable smart distribution management systems. En *Industrial Electronics (ISIE)*, 2011 IEEE International Symposium on, páginas 1691–1696. IEEE, 2011.
- OpenDSS E. Open distribution system simulator. *Sourceforge. net*, 2015.

- Pau M., Pegoraro P.A., y Sulis S. Wls distribution system state estimator based on voltages or branch-currents: Accuracy and performance comparison. En *Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2013 IEEE International*, páginas 493–498. IEEE, 2013.
- Primadianto A. y Lu C.N. A review on distribution system state estimation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(5):3875–3883, 2017.
- Simendic Z.J., Strezoski V.C., y Svenda G.S. In-field verification of the real-time distribution state estimation. En *Proc. 18th International Conference on Electricity Distribution*. IET, 2005.
- Simon D. *Optimal state estimation: Kalman, H infinity, and nonlinear approaches*. John Wiley & Sons, 2006.
- Singh R., Pal B., y Jabr R. Choice of estimator for distribution system state estimation. *IET generation, transmission & distribution*, 3(7):666–678, 2009.
- Valverde G. y Terzija V. Unscented kalman filter for power system dynamic state estimation. *IET generation, transmission & distribution*, 5(1):29–37, 2011.
- Van Der Merwe R. y Wan E.A. The square-root unscented kalman filter for state and parameter-estimation. En *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001. Proceedings.(ICASSP'01). 2001 IEEE International Conference on*, volumen 6, páginas 3461–3464. IEEE, 2001.