

# Revisión del Estado del Arte del Estimador de Estado Generalizado y Evaluación de sus Principales Algoritmos para Aplicarlos a un Sistema de Potencia Real

G.Rivera<sup>1</sup> J.A. Játiva<sup>2</sup> S. Grijalva<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Operador Nacional de Electricidad, CENACE

E-mail: grivera@cenace.org.ec

<sup>2</sup>Escuela Politécnica Nacional, EPN

E-mail: jesus.jativa@epn.edu.ec

<sup>3</sup> Georgia Institute of Technology, United States of America

E-mail: sgrijalva@ece.gatech.edu

## Resumen

Uno de los fundamentos en los que se basa el algoritmo de estimación de estado convencional (State Estimator SE por sus siglas en inglés), es asumir que la información de topología de la red está libre de errores, lo cual frecuentemente no se cumple, causando serias distorsiones en sus resultados. Varios algoritmos que intentan solucionar este inconveniente, al incluir a la topología dentro del proceso de estimación de estado han sido propuestos. Estos algoritmos han sido agrupados en lo que se denomina Estimación de Estado Generalizada (Generalized State Estimation GSE por sus siglas en inglés). En este trabajo técnico, se realiza una revisión del estado del arte del GSE y se determina el algoritmo de GSE más idóneo para su aplicación a un sistema de potencia real, mediante la evaluación de los algoritmos de GSE propuestos en la literatura.

**Palabras clave**— Estimación de Estado, Estimación de Estado Generalizada, Coestimación No Lineal de Estado y Topología, Sistemas de Gestión de Energía, Sistemas Eléctricos de Potencia.

## Abstract

One of the main foundations of conventional estimation algorithm (SE) is to assume that the network topology information is error free, which often is not true, causing serious distortions in the results. Numerous algorithms that try to solve this problem by including the network topology within the state estimation process have been proposed. These algorithms have been grouped into what is called Generalized State Estimation (GSE). In this paper, a review of the state of the art of GSE is done and the most suitable GSE algorithm is determined to implement a real power system by evaluating GSE algorithms proposed in the literature.

**Index terms**— State Estimation, Generalized State Estimator, State and Topology Coestimation, Energy Management System, Power Systems.

Recibido: 12-10-2015, Aprobado tras revisión: 24-12-2015

Forma sugerida de citación: Rivera, G.; Játiva, J. y Grijalva, S. (2016). "Revisión del Estado del Arte del Estimador de Estado Generalizado y Evaluación de sus Principales Algoritmos para Aplicarlos a un Sistema de Potencia Real". Revista Técnica "energía". No 12, Pp. 294-303.

ISSN 1390-5074.

## 1. INTRODUCCIÓN

La estimación de estado es el procedimiento mediante el cual, a partir de mediciones provenientes del Sistema SCADA, se obtiene el estado más probable del sistema de potencia (voltajes en magnitud y ángulo de todas las barras del sistema). Sin embargo, los algoritmos convencionales de estimación de estado asumen que la información topológica está libre de errores, lo cual no siempre es verdad. En este sentido, en determinadas circunstancias, los errores topológicos pueden causar grandes errores en los resultados de la estimación de estado e incluso su divergencia. Es así que las metodologías de estimación de estado generalizada GSE permiten superar los problemas causados por los errores de topología. En esta metodología se necesita realizar la modelación del sistema eléctrico a nivel barra seccionada-interruptor (modelo detallado), es decir, incluir explícitamente dentro del modelo a los equipos de maniobra (interruptores) [1].

En este documento, en base a una profunda revisión del estado del arte de los algoritmos de estimación de estado generalizada propuestos en la literatura, se realiza una comparación científica entre siete de estos algoritmos con el propósito de seleccionar aquel que brinda las mejores características de desempeño computacional y efectividad de cálculo. Una de las principales contribuciones de este documento es, precisamente, una metodología de selección de algoritmos de estimación de estado generalizada dividida en dos Fases. La Fase 1 se enfoca en seleccionar tres algoritmos dependiendo del cumplimiento de seis criterios cualitativos, a saber: i) características destacadas, ii) complejidad matemática, iii) complejidad de programación, iv) madurez científica, v) tiempo de procesamiento, vi) aplicabilidad en sistemas reales. La Fase 2, por el contrario, permite escoger al “mejor” algoritmo de los tres seleccionados en la Fase 1, a través de la cuantificación de tres criterios de desempeño técnico: i) tiempo de procesamiento; ii) índices de desempeño; y, iii) capacidad de convergencia.

Luego de la aplicación de la Fase 1 de la metodología propuesta de selección de algoritmos, tres métodos diferentes de estimación de estado generalizada fueron escogidos: i) Identificación de errores de topología utilizando pruebas de colinealidad e información a priori; ii) Identificación unificada de errores de mediciones y topología utilizando pruebas de colinealidad; y, iii) Coestimación de estado y topología en sistemas

eléctricos de potencia. Estas tres metodologías fueron programadas en Matlab y aplicando la metodología de Fase 2 se determinó que el mejor algoritmo es el de Coestimación de Estado y Topología en Sistemas de Potencia CNET.

## 2. MODELO DETALLADO DEL SISTEMA DE POTENCIA

La incorporación de interruptores en el proceso de estimación de estado plantea problemas de singularidad en su formulación convencional. Esto sucede debido a que los dos posibles estados del interruptor: cerrado o abierto generan la inclusión de una impedancia nula, o de una impedancia infinita respectivamente [1].

En [2] y [3] se elimina la utilización de impedancias de los interruptores en el modelo matemático de la red, evitando de esta manera, los problemas discutidos anteriormente. Este modelo requiere algunos cambios en la formulación convencional de la estimación de estado, requiriéndose incluir los flujos de potencia activa y reactiva a través de los interruptores como nuevas variables de estado.

### 2.1. Restricciones Operacionales

Las restricciones utilizadas para representar a interruptores abiertos o cerrados se las conocen como restricciones operacionales [4]. Así, para representar a un interruptor cerrado que es conectado mediante los nodos  $k$  y  $m$ , se utilizan las siguientes restricciones:

$$\theta_k - \theta_m = 0 \quad (1)$$

$$V_k - V_m = 0 \quad (2)$$

Por otro lado, para representar al mismo interruptor cuando está abierto, se utilizan las siguientes restricciones:

$$t_{km} = 0 \quad (3)$$

$$u_{km} = 0 \quad (4)$$

Las restricciones operacionales para interruptores abiertos o cerrados, en este documento serán referenciados como:

$$h_o(x) = 0 \quad (5)$$

### 2.2. Restricciones Estructurales

Además de las restricciones operacionales, otras restricciones pueden surgir de la configuración física de la red. En particular, se pueden

mencionar a las barras o nodos de pasada, cuyas inyecciones de potencia activa y reactiva son nulas (inyecciones cero), las mismas son denominadas como restricciones estructurales, cuya presencia es mucho más frecuente cuando se realiza la modelación detallada del sistema [4].

Las restricciones estructurales asociadas a la barra o nodo pueden establecerse como:

$$p_k = 0 \quad (6)$$

$$q_k = 0 \quad (7)$$

Donde  $p_k$  y  $q_k$  representan la inyección de potencia activa y reactiva en la barra o nodo.

Adicionalmente, la definición de una barra de referencia puede incluirse como una restricción del tipo  $\theta_k = \theta_{ref}$ . Se incluye esta restricción para facilitar el manejo de ángulos de referencia cuando se forman islas en la red, esto es muy común cuando se realiza el modelo detallado del sistema de potencia.

Las restricciones estructurales son referenciadas como:

$$h_s(x) = 0 \quad (8)$$

### 2.3. Formulación de GSE

Si se considera un sistema de potencia cuyo número total de nodos (se incluyen a nodos y barras) es igual a  $n$  y que el número total de interruptores representados en el modelo es igual a  $m$ . La dimensión del vector de variables de estado será [4]:

$$n = 2n_b + 2n_i \quad (9)$$

Es necesario anotar, que no se resta la variable de estado relacionada con el ángulo de referencia, puesto que está incluida como una restricción estructural.

Tomando en cuenta lo anterior, el problema de optimización de estimación de estado generalizada con restricciones operacionales y estructurales, puede presentarse de la siguiente manera [4]:

$$\text{minimizar } J(x) = \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} r_m \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \text{Sujeto a: } & r_m - z_m \\ & + h_m(\hat{x}) = 0 \\ & h_s(\hat{x}) = 0 \\ & h_o(\hat{x}) = 0 \end{aligned}$$

Siendo:

$r_m$ : Vector de residuales de mediciones  $n_m \times 1$

$R_m$ : Matriz de covarianza de errores de medición  $n_m \times n_m$

$\hat{x}$ : Vector de variables de estado estimadas  $n \times 1$

### 3. METODOLOGÍA PARA LA SELECCIÓN DE ALGORITMOS DE GSE

La metodología para seleccionar el algoritmo de GSE a ser implementado en un sistema de potencia real, se divide en dos fases que son explicadas a continuación.

#### 3.1. Metodología de Fase 1

Aplicando la Metodología de Fase 1, se seleccionaron tres algoritmos de GSE. La cuantificación cualitativa de estos criterios está basada en la revisión bibliográfica de los algoritmos de GSE disponibles en la literatura.

Para seleccionar los algoritmos de GSE de la fase 1, se plantearon los siguientes criterios que están enfocados a evaluar los resultados presentados por los autores de los artículos técnicos de GSE:

- C1. Características destacadas del algoritmo presentadas en la bibliografía.
- C2. Complejidad matemática del algoritmo propuesto.
- C3. Complejidad de programación del algoritmo.
- C4. Madurez del algoritmo, cuantificado mediante el número de artículos de investigación publicados.
- C5. Tiempos de procesamiento del algoritmo para sistemas mayores a 50 barras.
- C6. Factibilidad de aplicación del algoritmo a sistemas de potencia reales, es decir, que el algoritmo haya sido aplicado a sistemas no lineales con mediciones reales.

En esta primera fase, se escogieron siete algoritmos de GSE. Estos algoritmos se presentan ordenados de manera cronológica y serán evaluados con la metodología de selección de fase 1:

- A1. Modelo Reducido de Subestaciones en Estimadores de Estado Generalizados [5]

- A2. Identificación de Errores de Topología Utilizando Métodos Ortogonales [6]
- A3. Identificación de Errores de Topología Utilizando Pruebas de Hipótesis de Bayes [7]
- A4. Identificación de Errores de Topología Utilizando Pruebas de Colinealidad e Información A Priori [8]
- A5. Identificación Unificada de Errores de Mediciones y Topología Utilizando Pruebas de Colinealidad [9]
- A6. Coestimación de Estado y Topología en Sistemas de Potencia [10]
- A7. Estimación de Estado Jerárquica Utilizando Modelos Detallados [11]

De manera general, el algoritmo que presente el mejor cumplimiento en un determinado criterio será valorado con 100 puntos y el resto con una ponderación basada en el algoritmo de más alta calificación. Se procederá de la misma manera para el resto de criterios, pudiendo un algoritmo determinado tener una puntuación máxima de 600 puntos correspondiente a una calificación perfecta de los seis criterios evaluados.

Nótese además, que para el caso de los criterios C2 y C3, el algoritmo que presente una menor complejidad tendrá la más alta puntuación y el resto, ponderado de la misma forma ya mencionada.

En la Tabla 1, se presenta el nivel de cumplimiento de los algoritmos de GSE evaluados.

Tabla1: Nivel de Cumplimiento de Algoritmos de GSE

	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
C1	100	80	80	90	90	90	90
C2	90	90	80	100	90	80	70
C3	60	70	80	100	90	80	70
C4	70	80	80	90	100	80	70
C5	70	70	80	100	90	80	80
C6	60	60	80	80	80	100	80
TOTAL	450	450	480	560	540	510	460

De acuerdo al nivel de cumplimiento de los algoritmos de GSE frente a los criterios de selección planteados, los algoritmos escogidos para su implementación en un sistema de prueba de cinco barras son:

- 1. Identificación de Errores de Topología Utilizando Pruebas de Colinealidad e

- Información A Priori [8]. (Nivel de Cumplimiento: 560 puntos)
- 2. Identificación Unificada de Errores de Mediciones y Topología Utilizando Pruebas de Colinealidad [9]. (Nivel de Cumplimiento: 540 puntos)
- 3. Coestimación de Estado y Topología en Sistemas de Potencia [10]. (Nivel de Cumplimiento: 510 puntos)

### 3.2. Metodología de Fase 2

El objetivo de esta sección, es seleccionar un algoritmo de GSE que pueda ser implementado en un sistema de potencia real. Para cumplir con lo anterior, se desarrolló un programa en MATLAB para cada uno de los algoritmos de GSE presentados anteriormente. La programación de los algoritmos de GSE se realizó en MATLAB y para su depuración se utilizó el entorno de “debugging”.

Se escogió MATLAB porque posee un lenguaje de programación de alto nivel y una elevada capacidad de manejo de vectores y matrices. Para la comparación de los resultados se utilizó un flujo de potencia para un sistema de prueba de cinco barras utilizando el programa PowerWorld Simulator versión 18.

Para la elección del algoritmo de GSE se utiliza una metodología denominada Metodología de Selección de Fase 2, que permite evaluar el comportamiento de los tres algoritmos de GSE, ante escenarios de prueba preparados para el efecto, que serán aplicados a un sistema de potencia de cinco barras, cuya topología y distribución de mediciones se presenta en la Fig. 1.

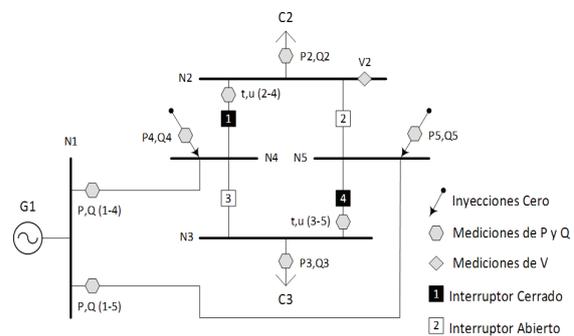


Figura1: Modelo Detallado del Sistema de Prueba

En todos los casos para mantener la observabilidad del sistema se dispone de una distribución adecuada del sistema completo de mediciones, es decir, se tienen 17 mediciones disponibles.

Se prepararon seis escenarios que son aplicados a los tres algoritmos de GSE utilizando el sistema de prueba de cinco barras.

El escenario E1 corresponde al escenario inicial tomado como base, en donde todos los equipos del sistema de prueba están en servicio y los estados de todos los interruptores son correctos. En los escenarios restantes se introdujeron errores de topología, es decir, estados erróneos de los interruptores para simular la inclusión/exclusión de líneas de transmisión y cargas; y seccionamiento/fusión de barras.

Los escenarios E5 y E6 fueron creados con el objetivo de probar la capacidad de convergencia de los algoritmos de GSE al someterlos a condiciones extremas, es decir, escenarios poco probables en la realidad, pero que permiten medir la fortaleza del algoritmo en esas condiciones. En el escenario E5 se asumen que todos los equipos del sistema están fuera de servicio y en el escenario E6 que todos los interruptores tiene una indicación errónea de sus estados.

Para seleccionar los algoritmos de GSE de la fase 2, se plantearon tres criterios de desempeño técnico:

- C1.** Tiempo de Procesamiento de CPU.
- C2.** Índice de Desempeño de los Algoritmos de GSE.
- C3.** Capacidad de Convergencia.

**Tabla 2: Nivel de Cumplimiento de Algoritmos de GSE**

	t CPU (s)	ID (%)	# Iter.	C1 (Pts.)	C2 (Pts.)	C3 (Pts.)
A1-E1	2,0707	0,5980	4	99	99	100
A2-E1	2,0448	0,5941	4	100	100	100
A3-E1	2,1483	0,5980	11	95	99	36
A1-E2	1,9919	0,5980	18	100	100	100
A2-E2	2,4944	1,4578	67	80	41	27
A3-E2	2,2345	0,5980	20	89	100	90
A1-E3	2,1854	0,5980	18	100	100	100
A2-E3	2,2259	1,4634	79	98	41	23
A3-E3	2,2621	0,5980	19	97	100	95
A1-E4	2,2160	0,5980	19	100	100	100
A2-E4	3,4200	12,950	89	65	5	21

A3-E4	2,2577	0,5980	19	98	100	100
A1-E5	3,2500	7,9580	104	70	8	20
A2-E5	4,1500	25,960	200	55	2	11
A3-E5	2,2628	0,5980	21	100	100	100
A1-E6	4,9800	102,99	200	45	1	9
A2-E6	4,6500	123,68	200	48	0	9
A3-E6	2,2497	0,5980	17	100	100	100

En la Tabla 2, se presenta el nivel de cumplimiento de los algoritmos de GSE con respecto a los criterios de evaluación para los 6 escenarios, tanto en sus unidades originales como en sus valores ponderados utilizando una base de 100 (notados como C1, C2 y C3).

El procedimiento para la ponderación de los criterios de evaluación, empieza tomando como referencia el algoritmo de GSE que presente las mejores características en cada criterio, al mismo, se le asigna un valor de 100 puntos, el resto de algoritmos son ponderados con una simple regla de tres en base al algoritmo tomado como referencia.

**Tabla 3: Resultados de Evaluación de Algoritmos GSE**

	A1	A2	A3
E1	298	300	231
E2	300	148	279
E3	300	162	291
E4	300	91	298
E5	97	67	300
E6	54	57	300
TOTAL	1350	825	1700

En la Tabla 3 se presentan los resultados totalizados de los criterios evaluados para los seis escenarios de prueba. De acuerdo estos resultados, el algoritmo de GSE que alcanzó el mayor puntaje (1700 puntos) en el nivel de cumplimiento es:

Coestimación de Estado y Topología en Sistemas de Potencia.

#### 4. COESTIMACIÓN DE ESTADO Y TOPOLOGÍA EN SEP

Este método fue propuesto inicialmente en [12], aplicado a un modelo lineal del sistema de potencia (también conocido como Modelo DC) en [13] y aplicado a un sistema de potencia real (modelo no lineal) en [10]. Cuando el método de coestimación

es aplicado a un modelo no lineal toma el nombre de Coestimación No Lineal de Estado y Topología CNET.

El propósito fundamental de la coestimación de estado y topología, como su nombre lo indica, es realizar la estimación de mediciones y topología de red simultáneamente, mediante la inclusión de los residuales de mediciones analógicas y las restricciones operacionales relacionadas con los estados de los interruptores en una misma función objetivo. El resultado de la combinación de los dos criterios anteriores se convierte en un problema de optimización multiobjetivo, con las siguientes funciones:

- Función Objetivo para aplicar el criterio de Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS por sus siglas en inglés) sobre los residuales para determinar el estado más probable del sistema de potencia.
- Función Objetivo para aplicar el criterio del Mínimo Valor Absoluto Ponderado (WLAV por sus siglas en inglés) sobre las restricciones operacionales para estimar la topología del sistema de potencia.

En base a lo anterior, la función multiobjetivo está dada por:

$$J(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{x}}) = J_{WLS}(\mathbf{r}) + J_{WLAV}(\hat{\mathbf{x}}) \quad (11)$$

Aplicando la ecuación anterior a un sistema de potencia no lineal, la misma puede ser reescrita como sigue:

$$J(\mathbf{r}, \hat{\mathbf{x}}) = \frac{1}{2} \mathbf{r}_m^T \mathbf{R}_m^{-1} \mathbf{r}_m + \mathbf{w}_o^T |\mathbf{h}_o(\hat{\mathbf{x}})| \quad (12)$$

Donde:

$\mathbf{r}_m = \mathbf{z}_m - \mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}})$  es el vector de residuales de la estimación

$\mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}})$  es el vector de funciones no lineales de mediciones

$\mathbf{R}_m$  es la matriz diagonal de covarianzas de los errores de medición

$\mathbf{h}_o(\hat{\mathbf{x}})$  es el vector de funciones no lineales de restricciones operacionales

$\mathbf{w}_o$  es el vector de ponderaciones para balancear la influencia de los términos de WLS y WLAV en la función objetivo.

#### 4.1. Formulación Matemática de CNET

Para encontrar una solución óptima al problema de coestimación, es necesario convertir este problema multiobjetivo en un problema mono-objetivo, mediante la distribución de ponderaciones y/o prioridades para cada función objetivo, de tal manera que cada una contribuya equitativamente al criterio de optimización global.

En el caso de la ecuación (12), el primer término es ponderado de manera usual como se lo hace en WLS mediante la matriz de covarianzas de los errores de medición  $\mathbf{R}_m^{-1}$ . El segundo término corresponde al proceso de identificación de anomalías en la topología de red y es ponderado mediante  $\mathbf{w}_o$  para establecer un balance entre las contribuciones de ambos términos de la función multiobjetivo [13], mediante la ecuación:

$$\mathbf{w}_{o_i} = \frac{\mathbf{k}_w}{\bar{\mathbf{R}}_{m,ii}} \quad (13)$$

Siendo  $\mathbf{k}_w$  un factor de calibración real positivo, cuyos mejores resultados se obtienen al aplicar a un rango de ( $0 < \mathbf{k}_w < 0.02$ ). En [14] se sugieren valores de  $\mathbf{k}_w = 0,013$ . En las simulaciones realizadas se utilizaron valores muy cercanos al valor sugerido con buenos resultados.  $\bar{\mathbf{R}}_{m,ii}$  es el valor medio de las varianzas de las mediciones.

La función objetivo WLAV (segunda parte de ecuación (12)) sigue los mismos principios de [15] que en este caso, consiste en sustituir las restricciones operacionales  $\mathbf{h}_o(\hat{\mathbf{x}})$ , por  $\boldsymbol{\eta} - \boldsymbol{\rho}$ , en donde  $\boldsymbol{\eta}$  y  $-\boldsymbol{\rho}$  corresponden a las partes positiva y negativa de  $\mathbf{h}_o(\hat{\mathbf{x}})$ .

Puesto que  $\boldsymbol{\eta}, \boldsymbol{\rho} \geq \mathbf{0}$ , constituyen un problema con restricciones de desigualdad y que adicionalmente, se pretende utilizar el Método Primal Dual de Puntos Interiores MPDPI para la solución del problema de optimización, se incluye una función de barrera logarítmica que sirve para garantizar que los términos  $\boldsymbol{\eta}$  y  $\boldsymbol{\rho}$  sean positivos, levantando la restricción de desigualdad originalmente propuesta. Finalmente, también se incluyen directamente en la función multiobjetivo las informaciones a priori, con lo cual, el problema de optimización puede ser planteado como:

$$\min J(x) = \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} r_m + w_o^T (\eta + \rho) + \frac{1}{2} (\hat{x} - \bar{x})^T P^{-1} (\hat{x} - \bar{x}) - \mu \sum_i^{n_o} (\ln \eta_i + \ln \rho_i) \quad (14)$$

$$r_m - z_m + h_m(\hat{x}) = 0$$

Sujeto a:  $h_s(\hat{x}) = 0$

$$h_o(\hat{x}) = \eta - \rho$$

Como fue mencionado anteriormente, la solución del problema de optimización de (14) es obtenida a través del método MPDPI y mediante la aplicación de las condiciones de optimalidad de Karush-Kuhn-Tucker.

Para obtener la parte dual del problema de programación lineal, es necesario encontrar la función de Lagrange de la siguiente manera:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} r_m + w_o^T (\eta + \rho) + \frac{1}{2} (\hat{x} - \bar{x})^T P^{-1} (\hat{x} - \bar{x}) - \mu \sum_i^{n_o} (\ln \eta_i + \ln \rho_i) - \lambda_m^T (r_m - z_m + h_m(\hat{x})) - \lambda_s^T (h_s(\hat{x})) - \lambda_o^T (h_o(\hat{x}) - \eta + \rho) \quad (15)$$

Donde:

$\lambda_m, \lambda_s, \lambda_o$  son los vectores de los multiplicadores de Lagrange para mediciones, restricciones estructurales y restricciones operacionales, respectivamente.

La Factibilidad Dual de MPDPI es conseguida al derivar la función de Lagrange con respecto a las variables primales:  $r_m, \hat{x}, \eta, \rho$

La Factibilidad Primal de MPDPI es conseguida al derivar la función de Lagrange con respecto a las variables duales:  $\lambda_m, \lambda_s, \lambda_o$

Si se aplica el método de Newton al conjunto de ecuaciones obtenidas en la factibilidad dual y primal, se obtiene:

$$\nabla^2 \mathcal{L}|_k \Delta y = -\nabla \mathcal{L}|_k \quad (16)$$

Donde son respectivamente, el Gradiente y el Hessiano de la función de Lagrange, que son conocidas también como el Gradiente y el Hessiano de CNET.

Siendo el vector definido como:

$$\Delta y \triangleq \begin{bmatrix} \Delta \hat{x} \\ \Delta \eta \\ \Delta \rho \\ \Delta \lambda \end{bmatrix}_{(n+3n_o+m+n_s) \times 1}$$

Siendo:

$n$  es el número de variables de estado de GSE

$m$  es el número de mediciones

$n_s$  es el número de restricciones estructurales

$n_o$  es el número de restricciones operacionales

La ecuación matricial resultante de (16) es:

$$\begin{bmatrix} -P^{-1} & 0 & 0 & H_m^T & H_s^T & H_o^T \\ 0 & D_{\sigma_\eta}^k & 0 & 0 & 0 & D_\eta^k \\ 0 & 0 & D_{\sigma_\rho}^k & 0 & 0 & -D_\rho^k \\ H_m & 0 & 0 & R_m & 0 & 0 \\ H_s & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ H_o & -I & I & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \eta \\ \Delta \rho \\ \Delta \lambda_m \\ \Delta \lambda_s \\ \Delta \lambda_o \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$= \begin{bmatrix} P^{-1} p^k - H^T \lambda^k \\ \mu e - D_\eta^k \sigma_\eta^k \\ \mu e - D_\rho^k \sigma_\rho^k \\ z_m - h_m - R_m \lambda_m^k \\ -h_s \\ -h_o + \eta^k - \rho^k \end{bmatrix}$$

Siendo:

$\mu$  el parámetro de barrera logarítmica de valor positivo.

$e$  un vector unitario de dimensión  $n_o$

Y se obtienen las siguientes definiciones:

$$\begin{aligned} p &\triangleq (\hat{x} - \bar{x}) \\ \sigma_\eta &\triangleq w_o + \lambda_o \\ \sigma_\rho &\triangleq w_o - \lambda_o \\ D_\eta &\triangleq \text{diag}(\eta) \\ D_\rho &\triangleq \text{diag}(\rho) \\ D_{\sigma_\eta} &\triangleq \text{diag}(\sigma_\eta) \\ D_{\sigma_\rho} &\triangleq \text{diag}(\sigma_\rho) \end{aligned}$$

Después del cálculo de la ecuación (17), es necesario realizar la actualización de las variables mediante los pasos de actualización primal y dual,

para lo cual se plantean las siguientes características únicas de la formulación propuesta:

El parámetro de barrera logarítmica  $\mu$  es un número positivo a lo largo del proceso iterativo y garantiza que las variables primales de los vectores  $\eta$  y  $\rho$  también lo sean, por lo tanto, las variables duales de los vectores  $\sigma_\eta$  y  $\sigma_\rho$  deberán ser necesariamente positivas.

En base a las características expuestas, el cálculo de los pasos primal y dual que garantice que las variables de los vectores  $\eta, \rho, \sigma_\eta$  y  $\sigma_\rho$  mantengan su no-negatividad a lo largo del proceso iterativo, es dado por:

$$\alpha_p = \min \left\{ \min_{\Delta\eta_i < 0} \frac{\eta_i}{|\Delta\eta_i|}, \min_{\Delta\rho_i < 0} \frac{\rho_i}{|\Delta\rho_i|}, 1 \right\} \quad (18)$$

$$\alpha_d = \min \left\{ \min_{\Delta\sigma_{\eta_i} < 0} \frac{\sigma_{\eta_i}}{|\Delta\sigma_{\eta_i}|}, \min_{\Delta\sigma_{\rho_i} < 0} \frac{\sigma_{\rho_i}}{|\Delta\sigma_{\rho_i}|}, 1 \right\} \quad (19)$$

Siendo:

$\alpha_p$  Variable de paso de actualización primal

$\alpha_d$  Variable de paso de actualización dual

Adicionalmente, se tienen las siguientes ecuaciones:

$$\Delta\sigma_\eta = \Delta\lambda_o \quad (20)$$

$$\Delta\sigma_\rho = -\Delta\lambda_o \quad (21)$$

Aplicando los procedimientos del MPDPI [13], la actualización de las variables está dada por:

$$y^{k+1} = y^k + k_{rv} \alpha \Delta y \quad (22)$$

Donde  $\alpha = \alpha_p$  para las variables primales y  $\alpha = \alpha_d$  para las variables duales y  $k_{rv}$  es una constante utilizada para garantizar que la solución permanezca en una región viable. En esta documento, se utilizará un valor de  $k_{rv} = 0,9995$  sugerido en [16].

Para calcular el parámetro  $\mu$  se utiliza la ecuación presentada en la referencia [14]. Es necesario anotar, que  $\mu$  también será positivo, cuyo valor irá decreciendo a lo largo del proceso iterativo con una tendencia a ser cero.

$$\mu = \frac{(\eta^k)^T \sigma_\eta^k + (\rho^k)^T \sigma_\rho^k}{2\beta n_o} \quad (23)$$

Donde  $\beta$  es una constante utilizada para controlar la velocidad de decrecimiento del

parámetro de barrera  $\mu$ . En la referencia [14] se sugiere un valor para la constante  $\beta = 10$ , el mismo será utilizado en este documento.

## 5. VENTAJAS DE ALGORITMO DE CNET

Tomando como base los resultados obtenidos en las secciones anteriores, se pueden observar las siguientes fortalezas del algoritmo de Coestimación de Estado y Topología:

- Presenta una gran capacidad de convergencia como se pudo evidenciar especialmente frente a los escenarios críticos E5 y E6.
- En todos los escenarios obtiene una estimación correcta del estado del sistema como de su topología.
- Los tiempos de procesamiento de CPU son similares a los obtenidos con los otros algoritmos de GSE analizados.

Adicionalmente, tomando como base la revisión bibliográfica, se resaltan algunas características adicionales del algoritmo de Coestimación de Estado y Topología:

- Ha sido probado en modelos lineales y no lineales de sistemas de potencia reales con buenos resultados.
- Este método tiene la ventaja de considerar la información de topología como una aproximación inicial y no como una información asumida como correcta con posible presencia de errores que asume la gran mayoría de algoritmos de GSE. Esta característica le permite al algoritmo de coestimación tener una gran capacidad de convergencia frente a otros algoritmos de GSE que presentan problemas de convergencia antes de llegar al proceso de identificación de errores de topología.
- La validación de topología es un proceso inherente dentro del algoritmo de coestimación, por lo tanto, no requiere de un proceso de identificación de errores independiente.

## 6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Asumir una topología confiable sin errores ocasiona que el algoritmo de estimación de estado convencional sea vulnerable ante la presencia de errores de topología en el sistema de potencia, propagando este error a otras funciones de red que utilizan esa información.

La inclusión dentro del proceso de estimación, de flujos de potencia activa y reactiva a través de interruptores como variables de estado, posibilita el manejo de variables discretas (estados abierto y cerrado) de interruptores como variables continuas haciendo factible la modelación detallada del sistema de potencia.

El algoritmo de SE convencional necesita la información de topología del sistema como una información de entrada para luego tratar el problema de la posible presencia de mediciones erróneas, mientras que el algoritmo de CNET utiliza la información de mediciones y topología de manera simultánea, lo que le ha servido para ser ampliamente superior al algoritmo de estimación de estado convencional ante la presencia de errores de topología en el sistema de potencia.

Dentro de los algoritmos disponibles en la literatura para resolver los problemas presentados por errores de topología, el algoritmo de CNET se ha mostrado mucho más robusto ante la información inicial de topología errónea o incluso inexistente, basado en el hecho de que las mediciones analógicas también contienen información relacionada con la topología del sistema y debido a que considera la información de topología como una asunción inicial y no como un problema de datos verdaderos con posible presencia de errores. Esto ha posibilitado que CNET no necesite de un módulo especial para la detección e identificación de errores de topología, sino que la validación de la topología del sistema se lo haga como un proceso inherente dentro del algoritmo.

El algoritmo de CNET es una función multiobjetivo que toma ventaja de la facilidad de los métodos de SE convencional al incluir como una de sus funciones objetivo, el Método de Mínimos Cuadrados Ponderados WLS para tratar el problema de mediciones erróneas e introducir como otra de sus funciones objetivo, el método de Mínimos Valores Absolutos Ponderados WLAV que explota su alta capacidad de selectividad para la identificación de errores de topología.

El algoritmo de CNET utiliza el sistema de medición tanto para la estimación de estado como para obtener el máximo conocimiento de la topología del sistema, adicionalmente incorpora la función de restricciones operacionales dentro de la función objetivo, logrando que la información de las condiciones operacionales del sistema de potencia tome un rol principal en la identificación de errores de topología; característica que le

permite tener una gran capacidad de convergencia ante la presencia de cualquier número y tipo de estos errores.

Si bien la formulación matemática del algoritmo de CNET puede parecer más compleja que otros algoritmos de GSE propuestos en la literatura, esta complejidad es equiparada por el hecho de que CNET no necesita procedimientos elaborados para la detección e identificación de errores de topología.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] A. Villa Jaén, "Modelo Reducido de Subestaciones en Estimadores de Estado Generalizados", Tesis PhD, Departamento de Ingeniería Eléctrica. Universidad de Sevilla, Sevilla, España, 2001.
- [2] A. Monticelli, "Modeling Circuit Breakers in Weighted Least Squares State Estimation", IEEE Trans. on Power Systems, vol. 8, no. 3, pp. 1143-1149, Aug. 1993.
- [3] A. Monticelli, "The Impact of Modeling Short Circuit Branches in State Estimation", IEEE Trans. on Power Systems, vol. 8, no. 1, pp. 364-370, Feb. 1993.
- [4] E.M. Lourenço, "Análise de Observabilidade e Identificação de Erros de Topologia na Estimção de Estados Generalizada", PhD Thesis, Electric Engineering Graduate Program. Universidade Federal de Santa Catarina, Brasil, 2001.
- [5] A. Gómez Expósito, A. Villa Jaén, "Reduced Substation Models for Generalized State Estimation", IEEE Trans. on Power Systems, vol. 16, no. 4, pp. 839-846, Nov. 2001.
- [6] A. Simões Costa, E.M. Lourenço, F. Vieira, "Topology Error Identification for Orthogonal Estimators Considering A Priori State Information", in 15th Power Systems Computation Conference, Liege, Belgium, Aug. 2005.
- [7] E.M. Lourenço, A. Simões Costa A., K.A. Clements, "Bayesian-Based Hypothesis Testing for Topology Error Identification in Generalized State Estimation", IEEE Trans. on Power Systems, vol. 19, no. 2, pp. 1206-1215, May 2004.
- [8] E.M. Lourenço, A. Simões Costa, K.A. Clements, R.A. Cernev, "A Topology Error Identification Method Directly Based on Collinearity Test", IEEE Trans. on Power Systems, vol. 21, no. 4, pp. 1920-1929, Nov. 2006.

- [9] E.M. Lourenço, L. Batista de Souza, A. Simões Costa, ““A Unified Approach for Bad Data and Topology Error Identification in Generalized State Estimation”,” in 16th Power Systems Computation Conference, Glasgow, Scotland, Jul. 2008.
- [10] E. Andreoli, A. Simões Costa, K.A. Clements, ““Topology Validation via Simultaneous State & Topology Estimation with Phasor Data Processing Capability”,” in 18th Power Systems Computation Conference, Wroclaw, Poland, Aug. 2014.
- [11] N.S. Da Silva, A. Simões Costa, ““Estimação de Estados Hierárquica em Sistemas Elétricos considerando Modelagem Local de Subestações”,” in Anais do XX Congresso Brasileiro de Automática, Belo Horizonte, 2014.
- [12] K.A. Clements, ““Robust State Estimation for the Restructured Electric Power Environment”,” in X SEPOPE, Florianópolis, 2006.
- [13] F.F. Vosgerau, “Coestimación de Estados e Topología em Sistemas de Potência”, MSC Thesis, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, 2011.
- [14] E. Andreoli, “Coestimación de Estados e Topología em Sistemas de Potência Representados por Modelo Não-Linear”, MSC Thesis, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil, 2013.
- [15] H. Singh, F.L. Alvarado, ““Network Topology Determination using Least Absolute Value State Estimation”,” IEEE Trans. on Power Systems, vol. 10, no. 3, pp. 1159-1165, Aug. 1995.
- [16] J. Nocedal, S.J. Wright, Numerical Optimization, Springer Science & Business Media, 2006.
- [17] A. Abur, A. Gómez Expósito, “Power System State Estimation”, New York: Marcel Dekker, 2004.



**Gabriel Patricio Rivera.-** Ingeniero Eléctrico (1999) de la Escuela Politécnica Nacional. Su tesis de Maestría consistió en la implementación de un algoritmo de Estimación de Estado Generalizada (GSE) con aplicación al Sistema Nacional

Interconectado del Ecuador. Especialista en la Administración de Sistemas EMS. Ha participado en varios proyectos de actualización del Sistema EMS del CENACE y del Grupo de Desarrollo

en Fábrica del mismo sistema. Actualmente, está encargado de la administración de las Funciones de Aplicación y de la administración de la Base de Datos de Modelación Eléctrica del EMS de CENACE.



**Jesús Játiva Ibarra.-** Ingeniero Eléctrico (1981) de la Escuela Politécnica Nacional; Master of Science in Electrical Engineering (1988) y Doctor of Philosophy Ph.D. (1991) de la Universidad de Texas en Arlington Estados Unidos de América. Cursos

de postgrado en Energy Conservation in Industry realizado en Suecia en 1995 y en Development Planning Techniques with Computer Applications efectuado en los Países Bajos en 1998. Cuenta con más de treinta años de experiencia en actividades de Planificación, Operación, Administración y Economía de sistemas eléctricos de potencia. Actualmente es Profesor Principal y Decano de la Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la EPN



**Santiago Carlos Grijalva.-** Ingeniero Eléctrico de EPN-Ecuador en 1994, MSC en Sistemas de Información ESPE-Ecuador en 1997; MSC y Ph.D. en Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Illinois en Urbana-Champaign en 1999 y 2002, respectivamente. El

Dr. Grijalva es Profesor Asociado de Ingeniería Eléctrica y Computación del “Georgia Institute of Technology” desde 2009. Además, es Director del Laboratorio de “Advanced Computational Electricity Systems” (ACES), donde se lleva a cabo investigaciones sobre el control en tiempo real de los sistemas eléctricos. En 2012, el Dr. Grijalva fue designado como Director Asociado de Sistemas Eléctricos del “Strategic Energy Institute” (SEI), responsable de la coordinación en la investigación y la política de la electricidad en Georgia Tech.