

## IDENTIFICACIÓN DE ERRORES GRANDES EN LA ESTIMACIÓN DE ESTADO USANDO BÚSQUEDA TABÚ

### RESUMEN

La estimación de estado es comúnmente desarrollada usando la técnica de los mínimos cuadrados ponderados WLS (por acrónimo en inglés). Sin embargo, se presentan dificultades en la identificación de mediciones erróneas, dado que no existe un proceso de verificación que permita tener certeza sobre la calidad de dichas mediciones. Por lo tanto, en este artículo se presenta una metodología que combina la técnica clásica con un método de optimización combinatorial para garantizar una mayor eficiencia en la detección de mediciones erróneas. Además se utiliza como criterio de observabilidad la teoría de puntos de apalancamiento.

**PALABRAS CLAVES:** Estimación de estado, optimización combinatorial, detección de errores grandes.

### ABSTRACT

*The state estimation for power systems is commonly developed using the weighted-least-square (WLS) technique. Nevertheless, difficulties in the identification of erroneous measurements appear, since there isn't a verification process that allows to have certainty on the quality of these measurements. Therefore, in this article is shown a methodology that combines the classic technique with a method of combinatorial optimization to guarantee a greater efficiency in the detection of erroneous measurements. In addition, the theory of leverage points is used like observability criterion.*

**KEYWORDS:** State estimation, combinatorial optimization, detection of great errors.

### HUGO ANDRÉS RUIZ F.

Ingeniero Electricista  
Profesor Catedrático  
Facultad de Ingenierías  
Universidad Tecnológica de Pereira  
hugor@utp.edu.co

### ELIANA MIRLEDY TORO

Ingeniera Industrial, Ms.C.  
Profesor Auxiliar  
Fcultad de Ingeniería Industrial  
Universidad Tecnológica de Pereira  
elianam@utp.edu.co

### MAURICIO GRANADA E.

Ingeniero Electricista, Ms.C  
Profesor Auxiliar  
Programa de Ingeniería Eléctrica  
Universidad Tecnológica de Pereira  
magra@utp.edu.co

## 1. INTRODUCCIÓN

La estimación de estado es un procedimiento matemático que permite estimar el estado más probable de operación del sistema, por medio de datos recolectados de los medidores e información de los parámetros de los componentes de la red. Tiene por objetivo principal identificar y descartar las mediciones que presentan errores en su adquisición. La información recolectada es utilizada por los centros de control de energía (CCE) para evaluar diferentes procedimientos propios de la operación del sistema eléctrico de potencia (SEP), es decir, todo lo relacionado con la seguridad, control y operación del sistema.

## 2. METODOLOGÍA CLÁSICA

En la estimación de estado, se emplean diferentes procedimientos y pruebas estadísticas para el cálculo estimado de las variables de estado. El conocimiento del punto de operación del sistema consiste en obtener los voltajes, en magnitud y ángulo en cada uno de los barrajes, ya que, a partir de éstos se pueden calcular las demás variables de interés del SEP.

Dependiendo del nivel de redundancia  $NR$  de las medidas tomadas podrán ser adoptados diferentes procedimientos para el cálculo de las variables de estado, como son: observabilidad, flujo de carga y estimación de estado. La redundancia es la relación existente entre el número de mediciones  $nm$  y el número de variables de estado, es decir,  $NR = nm / 2n - 1$ . Donde  $n$  corresponde al número de barras del sistema.

La observabilidad es un proceso necesario cuando se presentan las siguientes situaciones:

- i. Cuando existe deficiencia en la cantidad de mediciones, es decir, cuando  $NR < I$ .
- ii. Cuando al retirar un elemento del conjunto de mediciones, por características topológicas del sistema, el estudio de estimación de estado no se puede realizar, es decir no existe convergencia. Esto se presenta, incluso, en sistemas con  $NR > I$ .

Por lo anterior, la metodología propuesta incorpora el estudio de observabilidad como parte del algoritmo de solución.

El estudio de flujo de carga se realiza cuando  $NR=1$  y posee las siguientes limitaciones:

- El método se encuentra imposibilitado de realizar el cálculo ante la falta de una de las variables asociadas.
- Carece de la facultad de detectar, identificar y desechar las mediciones que presentan errores.
- Un error en los datos nodales se verá reflejado en los resultados finales.
- Aunque en la práctica se tienen disponibles mediciones de flujo de potencia ( $P_{ij}, Q_{ij}$ ) no se implementan en los cálculos.

El método que agrupa las características anteriores es el estimador de estado ( $NR > 1$ ) que es fundamentalmente un procesador en línea de las mediciones de campo que se reciben en los centros de cómputo de los CCE. Un valor alto del  $NR$  es importante para poder obtener resultados confiables.

Los datos adquiridos contienen inexactitudes, generalmente ocasionadas por pérdida de comunicación entre medidores o introducción de ruido en las mediciones por mala calibración o por defecto en los equipos. Estos errores se pueden cuantificar mediante un procedimiento estadístico y los valores estimados se aceptan como razonables o se rechazan si exceden ciertas medidas de exactitud.

El método WLS se usa para encontrar el mejor ajuste de los datos medidos, presentando finalmente un panorama confiable del estado del SEP.

## 2.1 Modelo matemático

Partiendo del modelo de estimación de estado para *redes dc* propuesto en [1] se puede establecer el siguiente modelo:

$$[\hat{e}] = [z] - [H][\hat{x}] \quad (1)$$

En donde  $\hat{x}$  y  $\hat{e}$  corresponden a los valores estimados de las variables de estado (voltajes y ángulos) y los errores respectivamente,  $z$  es el vector de mediciones y  $H$  la matriz jacobiana conformada por la derivada parcial de los errores respecto a las variables de estado.

Minimizar la función de errores cuadrados ponderados mostrada en (2) equivale a minimizar los errores estimados.

$$f(x) = \sum_{j=1}^n W_j \cdot e_j^2 \quad (2)$$

Donde  $W_j = 1/\sigma_j^2$  es un factor de ponderación que permite tratar favorablemente aquellas mediciones que se consideran más exactas.  $\sigma_j$  es el nivel de confianza de la medición  $j$ .

Para minimizar la expresión (2) es necesario encontrar  $\nabla f = 0$ . Expresando el resultado matricialmente y reemplazando los errores reales por los estimados se obtiene:

$$\begin{bmatrix} h_{11} & h_{21} & \cdots & h_{n1} \\ h_{12} & h_{22} & \cdots & h_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{1n} & h_{2n} & \cdots & h_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_1 & . & \cdots & . \\ . & W_2 & \cdots & . \\ \vdots & . & \ddots & \vdots \\ . & . & \cdots & W_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{e}_1 \\ \hat{e}_2 \\ \vdots \\ \hat{e}_n \end{bmatrix} = 0 \quad (3)$$

Expresando en forma de ecuación se tiene  $H^t W \hat{e} = 0$ . Para minimizar la expresión (1) se incorpora la expresión anterior de la siguiente manera:

$$H^t W \hat{e} = H^t W (z - H \hat{x}) = 0 \quad (4)$$

Despejando  $\hat{x}$  de (4) se obtiene:

$$\hat{x} = (H^t W H)^{-1} H^t W z = G^{-1} W z \quad (5)$$

En donde  $G = (H^t W H)$  se conoce como la matriz Ganancia del sistema.

La obtención del *modelo ac* a partir del *modelo dc* anterior requiere de un análisis adicional en donde se tiene en cuenta las ecuaciones no lineales y se requiere de un proceso iterativo para determinar los valores estimados. Este modelo será el utilizado en la metodología descrita en este artículo.

En el *modelo ac* se tiene que las ecuaciones de las mediciones son de la forma:

$$\begin{aligned} e_1 &= z_1 - h_1(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ &\vdots \\ e_n &= z_n - h_n(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{aligned} \quad (6)$$

La suma ponderada de los errores al cuadrado tiene la siguiente presentación:

$$f = \sum_{j=1}^n \frac{e_j^2}{\sigma_j^2} = \frac{(z_1 - h_1(x_1, \dots, x_n))^2}{\sigma_1^2} + \dots + \frac{(z_n - h_n(x_1, \dots, x_n))^2}{\sigma_n^2}$$

Al minimizar la expresión anterior y aplicar un procedimiento similar al del *modelo dc* se llega a:

$$H^t R^{-1} \begin{bmatrix} z_1 - h_1(\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_n) \\ z_2 - h_2(\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_n) \\ \vdots \\ z_n - h_n(\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_n) \end{bmatrix} = 0 \quad (7)$$

Resolver esta ecuación para los valores estimados  $\hat{x}_1 \cdots \hat{x}_n$  implica que se debe linealizar  $h_i(x_1, \dots, x_n)$  alrededor de un punto de operación  $(x_1^{(0)}, \dots, x_n^{(0)})$  usando expansión en series de Taylor. Haciendo los reemplazos necesarios y teniendo en cuenta que  $\Delta x_i^{(k)} = x_i^{(k+1)} - x_i^{(k)}$ , se obtiene en forma matricial la siguiente expresión:

$$x^{(k+1)} - x^{(k)} = (G^{(k)})^{(-1)} \cdot (H^{(k)})^{(t)} \cdot R^{(-1)} \cdot e^{(k)} \quad (8)$$

## 2.1 Estructura de la matriz (H)

La matriz  $H$  es un Jacobiano que presenta una estructura similar al que se obtiene en el flujo de carga usando Newton-Raphson. La principal diferencia consiste en su estructura, ya que, en la estimación de estado se puede presentar una configuración rectangular, debido a la redundancia, la cual incrementa el número de filas.

Los elementos del Jacobiano se obtienen derivando parcialmente las ecuaciones de inyecciones de potencia, flujos de potencia y voltajes con respecto a las variables de estado tal como se propone en [1]

## 2.2 Pruebas estadísticas

Independientemente de la fuente de error que afecte una medición, ésta puede ser cuantificada y caracterizada por medio de herramientas estadísticas. Si existen varias mediciones de una cantidad, entonces mediante procedimientos estadísticos se puede estimar su valor verdadero.

La función de probabilidad  $f_{dp}(z)$  que se encuentra comúnmente es en forma de campana que se le conoce como función de densidad de probabilidad normal o gaussiana. En el momento que han sido calculadas las variables de estado del sistema, es necesario tener un indicativo acerca de la validez de los resultados obtenidos.

Así como los errores estimados presentan una distribución gaussiana, la teoría estadística muestra que la función  $f(\hat{x})$  mostrada en (2) puede ser representada por la distribución chi-cuadrada [6]  $\chi_{k,\alpha}^2$  donde  $k$  es el número de grados de libertad  $k = (nm - 2n - 1)$  y  $\alpha$  equivale al grado de confianza. Esta función se utiliza para detectar la presencia de datos anormales dentro de las mediciones. Se aplica de la forma  $f(\hat{x}) \geq \chi_{k,\alpha}^2$ .

Si la desigualdad anterior se cumple significa presencia de datos erróneos en las mediciones y por tanto se debe identificar cuales de ellas producen dicha anomalía. La identificación de una medición errónea  $j$  no es

inmediata, pues ésta tendrá que ser sometida a un proceso de normalización con base en la matriz de covarianza  $r_N = \hat{e}_i / \sqrt{R'_{ii}}$ , donde  $R'_{ii}$  corresponde a los elementos de la diagonal de la matriz de covarianza definida como:

$$R' = (I - H \cdot G^{(-1)} \cdot H^{(t)} \cdot W) \cdot W^{(-1)} \quad (9)$$

El mayor de los residuos normalizados corresponde, con alta probabilidad, a la medición con error. Antes de suprimir la medición correspondiente al mayor residuo normalizado, es necesaria una segunda prueba estadística para poder afirmar que la medición es efectivamente errónea. Los residuos  $r_N$  presentan una distribución de probabilidad t-student [6] con  $k$  grados de libertad. La aceptación o rechazo de la hipótesis se obtiene comparado con el valor de  $r_N$  con el valor teórico de la distribución t-student con  $k$  grados de libertad para una probabilidad específica  $\alpha$ , es decir:  $\max |r_N| < t_{k,\alpha}$ . Si la desigualdad anterior no se cumple, entonces se toma como una medición errónea.

## 3 CRITERIOS DE OBSERVABILIDAD

Una parte importante del estimador de estado son las técnicas de observabilidad [4] que generalmente no se tienen en cuenta en la metodología clásica. Se dice que el SEP es observable si el conjunto de mediciones hace posible realizar la estimación de las variables de estado, sin embargo, la observabilidad es una condición necesaria más no suficiente para garantizar resultados confiables. La observabilidad depende del número de mediciones y de su distribución geográfica.

En este artículo se utilizan el método de observabilidad evaluando puntos de apalancamiento [7]

### 3.2 Puntos de apalancamiento

Los puntos de apalancamiento son mediciones altamente influenciadas dentro de los resultados del estimador de estado, pues, hacen que las demás soluciones presenten alteraciones, modificando la exactitud de los valores estimados. Estos puntos pueden disimular la presencia de datos erróneos en la iteración con los demás datos. Este efecto de enmascaramiento produce residuos normalizados pequeños asociados con los datos erróneos, lo cual hace su detección imposible.

Para determinar puntos de apalancamiento se debe calcular la matriz de covarianza dada por:

$$K = H \cdot C \cdot H^t \cdot W \quad (10)$$

Donde  $C=(H' \cdot W \cdot H)^{-1}$  representa la varianza de los errores del estimador de estado, dados por los elementos diagonales de la matriz  $C$  y representa las distancias al cuadrado de los estimados respecto de su valor verdadero. Siendo las varianzas pequeñas un estimado de una buena solución para el estimador de estado.

Los elementos  $K_{ij}$  de la matriz de covarianza representa la influencia de la medición  $j$  sobre el valor estimado de la medición  $i$ . Los elementos de  $K_{ii}$ , representa la influencia de la  $i$ -ésima medición sobre la  $i$ -ésima medición estimada. Si esta influencia es alta, es decir, si  $K_{ii} \approx 1$ , entonces la medición será llamada punto de apalancamiento, y su valor residual será pequeño haciendo difícil la tarea de detección de datos erróneos.

El algoritmo de identificación de puntos de apalancamiento precisa de los siguientes pasos:

1.  $K_{ii} \geq \mu_1$ . Donde es el doble del nivel de redundancia de la red. ( $\mu_1 = 2n/m$ ).
2. La reactancia promedio de las líneas conectadas en ese nodo ( $\mu_2$ ) es menor o igual a la reactancia promedio de la red.
3. El número de vecinos promedio de ese nodo ( $\mu_3$ ) es mayor o igual al número de vecinos promedio de la red.

Finalmente para que una medición sea considerada punto de apalancamiento debe cumplir las siguientes condiciones:

- Si los incisos 1 y 2 cumplen para una medición de flujo de potencia.
- Si los incisos 1 y 2 ó 1 y 3 cumplen para una medición de inyección de potencia.

#### 4 METODOLOGÍA PROPUESTA

Hasta el momento se ha analizado la estimación de estado a través de la metodología clásica y se han especificado técnicas de observabilidad que se pueden utilizar para garantizar la calidad de los resultados finales. Cuando existen errores iterativos y conformativos, se puede presentar que una medición con error grande actúe sobre otras, alterando el valor del residuo normalizado de las mediciones buenas.

##### 4.1 Error iterativo y conformativo

Los errores iterativos afectan los residuos de otras medidas, generalmente las que se encuentran en su vecindad. La influencia de los errores iterativos puede ser negativa sobre las medidas no portadora de errores.

Los errores conformativos hacen que las medidas portadoras de error actúen como mediciones sin presencia de error y provocan que los residuos normalizados tomen un valor alto en las medidas correctas que poseen correlación con los valores erróneos.

##### 4.2 Detección de errores como problema combinatorio

La detección de errores como problema combinatorio fue propuesta por Alcir Monticelli [4] para el tratamiento de errores múltiples, iterativos y conformativos basado en la teoría de decisión. Debido a que hay medidas incorrectas que presentan una especie de "camuflaje" que hace difícil su detección, se recurre a la metodología heurística Búsqueda Tabú (BT), perteneciente a la familia de los métodos de optimización combinatorial, a fin de poder modelar el problema de estimación de estado como un problema de optimización, donde se pretende identificar las medidas que producen el mínimo error.

##### 4.3 Representación del problema

Los posibles estados de un medidor  $i$  se puede representar por una variable binaria:

- $d_i = 0$ , si la  $i$ -ésima medida es incorrecta.
- $d_i = 1$ , si la  $i$ -ésima medida es correcta.

##### 4.4 Codificación

Existen varias formas para codificar el problema, entre los que tienen mayor frecuencia de uso está la binaria, real, entera, entre otras. La codificación utilizada en esta aplicación es binaria. El estado activo o no de las medidas se representa en un único vector.

$$dk = \begin{matrix} & 1 & 2 & 3 & 4 & \dots & n \\ \begin{matrix} \boxed{0} & \boxed{1} & \boxed{1} & \boxed{1} & \dots & \boxed{0} \end{matrix} \end{matrix} \quad (11)$$

$n$  representa el número de mediciones que existen en el sistema.

##### 4.5 Configuración inicial

Lo primero que se debe tener en cuenta para iniciar el proceso es definir la configuración inicial para empezar con el proceso de exploración del espacio de solución. Para el caso de la estimación de estado se asume, que inicialmente todas las mediciones son correctas.

##### 4.6 Definición de vecindad

Existen varias estrategias para definir la vecindad y cada problema adopta su propia estrategia. Para este problema se plantea una estrategia de cambio simple del estado de

una medida, es decir, si la medición es activa “1”, se cambia por inactiva “0” y viceversa. La escogencia de la medición que cambiará de estado se hace teniendo en cuenta una lista de posibles candidatos que se obtiene de los valores mayores del vector de residuos normalizados de la metodología clásica .

#### 4.7 Modelo matemático

La función objetivo o función de evaluación proporciona información acerca de la calidad de la configuración que ha sido propuesta. Esta información permite establecer una comparación entre configuraciones. La función objetivo utilizada para esta aplicación está representada por la siguiente ecuación:

$$fobj(x) = n_{bad} + \beta \cdot \max\{0; f(\hat{x}) - \lambda\} \quad (12)$$

$n_{bad}$  Número de mediciones consideradas erróneas.

$f(\hat{x})$  Suma ponderada de los errores al cuadrado.

$\lambda$  Valor suministrado por la prueba chi-cuadrada.

$\beta$  Factor de penalización.

La formulación penaliza la función objetivo si la restricción representada por el índice  $f(\hat{x})$  es violada, es decir, si la configuración indica presencia de errores grandes. Además, la restricción de observabilidad se verifica aplicando la teoría de puntos de apalancamiento.

#### 4.8 Duración tabú

El término tabú significa prohibición. Por consiguiente la duración tabú (DT) indica que una medición no puede cambiar su estado durante un número de iteraciones representado.

La definición de la DT es importante para evitar que el proceso quede atrapado en óptimos locales de baja calidad. Duraciones tabú muy cortas pueden causar ciclaje, es decir, se estarían analizando configuraciones que ya se habían estudiado anteriormente. Duraciones tabú muy largas, pueden propiciar situaciones en las que todos los movimientos posibles estén prohibidos, esto es, configuraciones infactibles y casos no observables.

#### 4.9 Criterio de aspiración

El criterio de aspiración es utilizado para remover una condición tabú en el momento que una solución promisoría surge durante la evaluación de la vecindad. El criterio de aspiración que se va a utilizar consiste en lo siguiente, si la medida está prohibida y la misma puede estar activa o desactivada y se propone el cambio de estado y este genera una solución de mejor calidad que la conocida hasta el momento (incumbente), se retira la

prohibición tabú y se acepta el cambio de estado de dicha medida.

#### 4.10 Criterio de parada

El criterio de parada que se va a utilizar consiste en lo siguiente:

- Si durante un número de iteraciones no se ha mejorado la incumbente, se escoge ésta solución final y se da por terminado el proceso.
- Si se ha agotado un número determinado de iteraciones.

#### 4.11 Descripción del algoritmo

- Paso 1. Definir la configuración a evaluar.
- Paso 2. Verificar si la configuración actual cumple con los criterios de observabilidad.
- Paso 3. Definir la duración tabú.
- Paso 4. Obtener las variables de estado del sistema a través de la metodología clásica. A continuación calcular los errores estimados.
- Paso 5. Realizar la prueba chi-cuadrada. Si la desigualdad se cumple continuar el procedimiento. De lo contrario, se aceptan los valores estimados.
- Paso 6. Calcular el valor de la función objetivo para la configuración actual (12).
- Paso 7. Calcular el vector de residuos normalizados y ordenarlos de forma decreciente.
- Paso 8. A continuación, se obtiene la lista de candidatos para entrar o salir de la configuración actual según sea el caso. A la medición con el máximo valor normalizado realizarle la prueba t-student. Si la desigualdad no se cumple retirar o agregar dicha medición teniendo en cuenta el criterio de aspiración. De lo contrario, la medición no se puede identificar como errónea.
- Paso 9. Evaluar si se cumple uno de los criterios de parada. De lo contrario, regresar al paso 1.

### 5 RESULTADOS

Se ha considerado un sistema de prueba [2] de 5 nodos y 7 líneas de transmisión (ver figura 1), sobre el cual se tienen 20 mediciones, obtenidas después de realizar un flujo de carga. Las mediciones se presentan en la tabla 1 y el valor que se obtiene de la función  $f(\hat{x})=0.2466$  indica que no contienen errores. Para el estudio serán alteradas las mediciones  $z_{10} = Q_{1-2} = -0.8$  y  $z_{14} = Q_{2-4} = 0.4$  para apreciar el efecto que producen sobre otras mediciones.

Los parámetros utilizados en la metodología implementada son: (DT=4,  $\beta = 0.01$ ,  $\alpha = 99\%$ ).

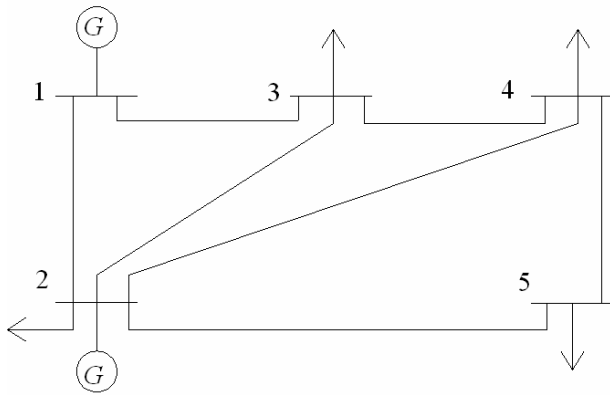


Figura 1. Sistema de Prueba

$Z_1 = P_2 = 0.2$	$Z_2 = Q_2 = 0.2$	$Z_3 = P_3 = -0.45$	$Z_4 = Q_3 = -0.15$
$Z_5 = P_4 = -0.4$	$Z_6 = Q_4 = -0.05$	$Z_7 = P_5 = -0.6$	$Z_8 = Q_5 = -0.1$
$Z_9 = P_{1-2} = 0.89$	$Z_{10} = Q_{1-2} = -0.08$	$Z_{11} = P_{2-3} = 0.247$	$Z_{12} = Q_{2-3} = 0.035$
$Z_{13} = P_{2-4} = 0.28$	$Z_{14} = Q_{2-4} = 0.03$	$Z_{15} = P_{3-4} = 0.19$	$Z_{16} = Q_{3-4} = -0.05$
$Z_{17} = P_{5-4} = -0.063$	$Z_{18} = Q_{5-4} = -0.025$	$Z_{19} = V_4 = 1.0236$	$Z_{20} = V_5 = 1.0180$

Tabla 1. Mediciones del sistema

Los datos obtenidos en la primera iteración son:

iter1:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

$$r_n = \begin{bmatrix} 0.4137 & 50.0340 & 1.4180 & 16.1180 & 0.4493 & 4.7466 & 2.8995 & 31.4482 & 3.5382 & 47.8629 \\ 0.3318 & 2.4507 & 0.4594 & 42.2184 & 0.6571 & 5.9244 & 0.4940 & 3.6012 & 7.1385 & 8.4405 \end{bmatrix}$$

$$f(x) = 34.7597$$

Lista de candidatos Tabú activo

$z_2$	$f(x) = 10.6318$	No
$z_{10}$	$f(x) = 18.24$	No

Teniendo en cuenta el mayor residuo normalizado la medición candidata a salir de la configuración es  $z_2$ . Los datos obtenidos en la última iteración son:

iter9:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1
									2		4					3			

$$r_n = \begin{bmatrix} 0.0036 & 0.1343 & 0.3351 & 0.1459 & 0.1677 & 0.0174 & 0.2110 & 0.0320 & 0.0705 & **** \\ 0.0773 & 0.0373 & 0.0090 & **** & 0.1741 & 0.1875 & 0.0836 & 0.3604 & 0.0027 & 0.0046 \end{bmatrix}$$

$$f(x) = 2.0000$$

En este punto se detiene la búsqueda ya que se encontró, después de repetidas iteraciones, la función objetivo de menor valor. Los valores que se obtienen de las variables de estado para esta configuración son los siguientes:

$$V_1 = 1.06 \quad V_2 = 1.0475 \quad V_3 = 1.0242 \quad V_4 = 1.0236 \quad V_5 = 1.0180$$

$$\theta_1 = 0.0^\circ \quad \theta_2 = -2.8073^\circ \quad \theta_3 = -4.9964^\circ \quad \theta_4 = -5.3297^\circ \quad \theta_5 = -6.1508^\circ$$

Estos valores de la estimación de estado son iguales a los obtenidos por un flujo de carga. Por tal motivo el proceso tiene validez y se aceptan los valores con un grado de confianza del 99% que son correctos.

## 6 CONCLUSIONES

Si bien la metodología clásica de estimación de estado arroja resultados confiables en la detección de mediciones erróneas, se demostró que existen casos en los cuales los resultados son errados. Se obtuvieron mejores resultados aplicando de forma combinada la teoría clásica WLS y el algoritmo de optimización combinatorial BT para identificar mediciones incorrectas de un conjunto de medidas presentes en un sistema de potencia.

La eficiencia de la metodología propuesta está respaldada por los resultados que arroja un flujo de carga, ya que, en primera instancia, se recurre a esta metodología para determinar los voltajes (magnitud y ángulo) en cada uno de los nodos del sistema. Una vez se conocen estas cantidades, se obtienen las mediciones del sistema que servirán como datos de entrada. Posteriormente, se procede a alterar algunas mediciones. El estimador de estado propuesto debe identificar la información alterada y eliminarla. Por tanto, se debe llegar a la misma respuesta que proporciona el flujo de carga.

Este artículo brinda un nuevo enfoque en el estudio de la estimación de estado, pues además de utilizar la metodología clásica, implementa criterios de observabilidad y utiliza la técnica combinatorial de BT.

## 7 BIBLIOGRAFÍA

[1] Grainger, Jhon J; Stevenson, William D. Análisis de Sistemas de Potencia, Mc Graw Hill, México 1998.

[2] Stagg, Glenn; El Abiad, Ahmed. Computer Methods in Power System Analysis, Mc Graw Hill, 1968.

[3] Asada, Eduardo; García, Arioaldo; Romero, R. Identifying multiple interacting bad data in power system state estimation. IEEE Power Engineering Society General Meeting, Vol. 1 Jun 2005.

[4] Monticelli, A; Wu, F.F. Network observability: Theory. IEEE Trans. Power System Vol Pas 104. No. 5 May 1985.

[5] Monticelli, A. State Estimation in Electric Power Systems: A Generalized Approach, Editora Kluwer, 1999.

[6] Walpole Myers. Probabilidad y Estadística para ingenieros, Mc Graw Hill, 1995.

[7] J.B.A., London Jr.; L.F.C., Alberto y N.G. Bretas. Topologic analysis of undetectable errors in power system estimation. X symposium of specialist in electric operational and expansion planning.