

IDENTIFICACIÓN EFICIENTE DE ERRORES EN ESTIMACIÓN DE ESTADO USANDO UN ALGORITMO GENÉTICO ESPECIALIZADO

HUGO ANDRÉS RUIZ*
ELIANA MIRLEDY TORO**
RAMÓN ALFONSO GALLEGOS***

RESUMEN

En este artículo se presenta un método para resolver el problema de estimación de estado en sistemas eléctricos usando optimización combinatoria. Su objetivo es el estudio de mediciones con errores de difícil detección, que afectan el desempeño y calidad de los resultados cuando se emplea un estimador de estado clásico. Dada su complejidad matemática, se deducen indicadores de sensibilidad de la teoría de puntos de apalancamiento que se usan en el algoritmo de optimización de Chu-Beasley, con el fin de disminuir el esfuerzo computacional y mejorar la calidad de los resultados. El método propuesto se valida en un sistema IEEE de 30 nodos.

PALABRAS CLAVE: errores de difícil detección; estimación de estado; algoritmo genético de Chu-Beasley; puntos de apalancamiento.

* Ingeniero Electricista y Magíster en Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira; Doctor (c) en Ingeniería Eléctrica, Universidade Estadual Paulista. Ilha Solteira, Brasil. hugoruiz@aluno.feis.unesp.br

** Ingeniera Industrial, Magíster en Investigación Operativa y Estadística y Magíster en Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira. Profesora Asociada, Facultad Ingeniería Industrial, Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia. elianam@utp.edu.co

*** Ingeniero Electricista, Universidad Tecnológica de Pereira; Magíster en Potencia Eléctrica, Universidad Nacional de Colombia; Doctor en Ingeniería Eléctrica, Universidad de Campinas, Brasil. Profesor Titular, Programa de Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira. Pereira, Colombia. ragr@utp.edu.co

EFFICIENT IDENTIFICATION OF ERRORS IN STATE ESTIMATION THROUGH A SPECIALIZED GENETIC ALGORITHM

ABSTRACT

In this paper a method to solve the state estimation problem in electric systems applying combinatorial optimization is presented. Its objective is the study of measures with difficult detection errors, which affect the performance and quality of the results when a classic state estimator is used. Due to the mathematical complexity, sensibility indicators are deduced from the theory of leverage points used in the Chu-Beasley optimization algorithm with the purpose of reducing the computational effort and enhance the quality of the results. The proposed method is validated in a 30-node IEEE system.

KEY WORDS: multiple interacting bad data; state estimation; Chu-Beasley genetic algorithm; leverage points.

IDENTIFICAÇÃO EFICAZ DOS ERROS EM ESTIMATIVA DE ESTADO USANDO UM ALGORITMO GENÉTICO ESPECIALIZADO

RESUMO

Neste artigo apresenta-se um método para resolver o problema de estimativa de estado em sistemas elétricos usando otimização combinatória. Seu objetivo é o estudo de medidas com erros de difícil detecção, que afetam o desempenho e qualidade dos resultados quando se emprega um estimador de estado clássico. Dada sua complexidade matemática, deduzem-se indicadores de sensibilidade da teoria de pontos de alavancagem que se usam no algoritmo de otimização de Chu-Beasley, com o fim de diminuir o esforço computacional e melhorar a qualidade dos resultados. O método proposto se valida em um sistema IEEE de 30 nós.

PALAVRAS-CÓDIGO: erros de difícil detecção; estimativa de estado; algoritmo genético de Chu-Beasley; pontos de alavancagem.

1. INTRODUCCIÓN

Dentro de las principales aplicaciones de un estimador de estado se encuentran los centros de control de energía (CCE). La información usada en la estimación proviene de varias fuentes, entre las que se hallan la relacionada con la localización e interconexión de los componentes del sistema y la suministrada por el sistema de supervisión y adquisición de datos (SCADA) concerniente a la lectura de los instrumentos de medición. Adicionalmente, los CCE disponen de otro tipo de información que puede emplearse en el proceso de estimación, aunque

no provenga de ningún instrumento de medición. Tal es el caso de la información basada en registros históricos o en pronósticos de demanda, conocida como seudomedida (Monticelli, 2000).

Las mediciones que llegan al CCE contienen errores propios del proceso de adquisición de datos y del ruido presente en la transmisión de la información. Con el fin de identificar aquellas mediciones que contengan error, se usa el método clásico de estimación de estado conocida como mínimos cuadrados ponderados (WLS, del inglés weighted least squares), el cual emplea un procedimiento



estadístico y probabilístico sobre el conjunto de medidas (Monticelli, 1999). Sin embargo, existen medidas erróneas caracterizadas por su difícil detección usando WLS. En términos generales, la presencia de este tipo de mediciones dificulta la función del estimador de estado para detectarlas y eliminarlas eficazmente del conjunto de datos. Entre las metodologías utilizadas en la identificación de errores de difícil detección están: algoritmos de localización de medidas redundantes (Celik y Liu, 1995), pruebas de hipótesis estadísticas (Mili y Van Cutsem, 1988), teoría de puntos de apalancamiento (Els *et al.*, 1999) y algoritmos de optimización combinatoria (Asada, García y Romero, 2005).

En este artículo se trata el tema de estimación de estado con medidas de difícil detección, modelado como un problema de optimización combinatoria, resuelto mediante una versión modificada del algoritmo genético, denominada Chu-Beasley. Con el objetivo de disminuir el esfuerzo computacional y dada la complejidad matemática del modelo propuesto, se usan en el algoritmo de optimización de Chu-Beasley factores de sensibilidad deducidos de la teoría de puntos de apalancamiento.

2. ESTIMADOR DE ESTADO WLS

En estimación de estado, el error e se calcula como la diferencia entre el valor medido Z y el valor calculado:

$$e_i(\hat{x}) = Z_i - Z_{cal_i}(\hat{x}) = Z_i - h_i(\hat{x}) \quad (1)$$

$h(\hat{x})$ representa el conjunto de ecuaciones no lineales del sistema en función de las variables de estado $\hat{x} = (V, \theta)$. Para cuantificar el error presente en la estimación se usa la función de mínimos cuadrados:

$$J(\hat{x}) = \sum_{i=1}^{nm} W_{ii} \cdot e_i^2(\hat{x}) = e(\hat{x})^t \cdot W \cdot e(\hat{x}) \quad (2)$$

nm : número de mediciones

W : matriz diagonal $[nm \times nm]$ que corresponde a la matriz de ponderaciones de cada medidor

\hat{x} : vector que contiene los valores estimados de las variables de estado

Al minimizar (2), recurriendo al criterio de la primera derivada, se resuelve la expresión $g(\hat{x}) = H^t(\hat{x}) \cdot W \cdot e(\hat{x}) = 0$ para encontrar los valores \hat{x} , siendo $H(\hat{x})$ la matriz jacobiana que relaciona $h(\hat{x})$ con respecto a las variables de estado. Al desarrollar $g(\hat{x})$ alrededor del punto de operación \hat{x}^k , usando series de Taylor, se obtiene la expresión 3, presentada en Monticelli (2000). La solución se realiza mediante un proceso iterativo.

$$\hat{x}^{k+1} = \hat{x}^k + \left(H^t(\hat{x}^k) \cdot W \cdot H(\hat{x}^k) \right)^{-1} \cdot H^t(\hat{x}^k) \cdot W \cdot e(\hat{x}^k) \quad (3)$$

El procedimiento continúa hasta cumplirse que $|\hat{x}^{k+1} - \hat{x}^k| < tol$.

2.1 Prueba para detectar datos erróneos

Una vez se han determinado las variables de estado \hat{x} , se inicia un proceso de validez estadística para detectar la presencia de errores. Esta prueba se lleva a cabo con la función de mínimos cuadrados $J(\hat{x})$, la cual se representa con la distribución de probabilidad chi-cuadrado $\chi_{k,\alpha}^2$. Los valores de esta distribución de probabilidad dependen del nivel de confianza α y de los grados de libertad k . La prueba de detección de errores del algoritmo WLS en el proceso de estimación se evalúa mediante la expresión $J(\hat{x}) \geq \chi_{k,\alpha}^2$, con $k = nm - ve$, siendo nm el número de mediciones y ve el número de variables de estado del sistema. Los valores típicos para α se encuentran en el intervalo $[0,95; 0,99]$. En caso de detectarse presencia de errores en los valores estimados, se debe realizar una segunda prueba para identificar las mediciones con error.

2.2 Prueba para identificar datos erróneos

Conocida la presencia de información errónea, se procede a identificarla, para eliminar su influencia en el proceso de estimación. Para esto se determina la matriz de covarianzas de los errores estimados (R'), obtenida a partir del cálculo de los valores estimados para las variables de estado \hat{x} . Teniendo en cuenta que por definición $Z = h(x) + e$, según (1) el error estimado \hat{e} podrá ser expresado como $\hat{e} = h(x) + e - h(\hat{x})$. Obteniendo $h(\hat{x}) + H(x - \hat{x})$ al desarrollar en series de Taylor alrededor del punto \hat{x} y reemplazando en (1), teniendo en cuenta el resultado obtenido para $(x - \hat{x})$ en (3), se tiene:

$$\hat{e} = (I - H \cdot (H^t \cdot W \cdot H)^{-1} \cdot H^t \cdot W)e = (I - P)e \quad (4)$$

La matriz P se usa como una forma aproximada para caracterizar el nivel de redundancia local alrededor de una medida, además se emplea en el análisis de detección de errores. A partir de (4) se define la matriz de sensibilidad $S = (I - P)$ usada en la verificación de las relaciones existentes entre las mediciones estimadas y los valores medidos, con lo que se obtiene:

$$\hat{e} = Se \quad (5)$$

Finalmente se llega a la matriz de covarianza R' al calcular el valor esperado E del producto $\hat{e}\hat{e}^t$:

$$E(\hat{e}\hat{e}^t) = R' = S \cdot W^{-1} = (I - H \cdot (H^t \cdot W \cdot H)^{-1} \cdot H^t \cdot W)W^{-1} \quad (6)$$

Esta matriz es simétrica, donde los valores de su diagonal principal contienen las varianzas de los errores estimados \hat{e} correspondientes a cada medidor. Los elementos fuera de la diagonal contienen las covarianzas que representan la medida de dependencia directa o indirecta de los errores estimados entre dos medidores. Por lo tanto, para identificar los medidores que contengan error se usa, entre otros procedimientos, la prueba del mayor error normalizado $\max(\hat{e}^N)$,

en donde los residuos se dividen por su respectiva desviación estándar, con base en la ecuación 7:

$$\hat{e}^N = \frac{|\hat{e}_i|}{\sqrt{R'_{ii}}} \quad (7)$$

La medición identificada se retira del conjunto de datos y se lleva a cabo un nuevo proceso de estimación de las variables de estado con las mediciones restantes. El procedimiento continúa hasta no detectar presencia de datos erróneos.

3. ALGORITMOS USADOS EN LA IDENTIFICACIÓN DE MEDIDAS CON ERRORES DE DIFÍCIL DETECCIÓN

La presencia de múltiples errores de difícil detección en la estimación de estado ha sido tema de diversas investigaciones debido a sus efectos negativos en los resultados obtenidos por los estimadores convencionales. Esto se debe a que cuando se utilizan las pruebas de identificación de errores por medio del mayor error normalizado \hat{e}^N , en la matriz de covarianzas R' presentada en (6) aparecen términos que relacionan los errores de las mediciones con los valores estimados. Por lo tanto, las mediciones con errores pueden afectar los valores de los residuos normalizados de otras que no contienen error, incrementando sus valores y propiciando su eliminación, disminuyendo de esta manera el grado de redundancia de las mediciones y afectando la confiabilidad de los resultados.

En la literatura especializada son conocidos diversos algoritmos usados en la identificación de medidas erróneas de difícil detección, entre los que se encuentran los propuestos por Monticelli, Wu y Yen (1986), Jabr y Pal (2003), London *et al.* (2006) y Bretas *et al.* (2009), entre otros. El procedimiento empleado en este artículo para detección de posibles puntos de apalancamiento se describe a continuación.



3.1 Puntos de apalancamiento

En estimación de estado los puntos de apalancamiento son mediciones que presentan una influencia negativa sobre otras que no poseen error. Por tanto, los puntos de apalancamiento evitan la correcta identificación de errores, debido a que sus residuos normalizados son pequeños, lo que dificulta su detección con el procedimiento de la sección 2.2. En este artículo se utilizan las transformaciones del modelo propuesto en London *et al.* (2006) para determinar los efectos que producen los puntos de apalancamiento sobre el estimador WLS, mediante la ecuación 8:

$$\tilde{z} = W^{1/2} \cdot z \quad \tilde{H} = W^{1/2} \cdot H z \quad \tilde{\epsilon} = W^{1/2} \cdot \epsilon \quad (8)$$

Como se explica en London *et al.* (2006), al considerar las ecuaciones anteriores dentro del modelo, se concluye que la matriz de ponderaciones es igual a la matriz identidad, por lo tanto, se encuentra la matriz de sensibilidad residual de acuerdo con la siguiente expresión:

$$\tilde{S} = (I - \tilde{P}) = \left(I - \tilde{H} \cdot (\tilde{H}^t \cdot \tilde{H})^{-1} \cdot \tilde{H} \right) \quad (9)$$

Donde \tilde{P} se usa en Celik y Abur (1992) para detección de puntos de apalancamiento. Los valores de \tilde{P} del intervalo $(0 \leq \tilde{P} \leq 1)$ representan la influencia de la medición j sobre el valor estimado de la medición i . Si los elementos $\tilde{P}_{ii} \approx 1$, significa que su valor residual \tilde{S} será pequeño, lo cual dificulta la detección de errores en este tipo de mediciones.

Para detectar los puntos de apalancamiento se deben identificar cuáles de las mediciones se encuentran afectadas por un conjunto específico de mediciones denominado S_i^Y para $i = 1, \dots, nm$. Para conocer dicho conjunto es necesario definir un criterio que permita identificar si una medición se encuentra o no afectada por otra. De acuerdo con las propiedades de la matriz de varianzas esti-

madas, se construye una métrica γ^i que determina la influencia promedio de una medición i sobre las restantes, dada por:

$$\gamma^i = \sqrt{\frac{\|(I - \tilde{P})_{ii}\|^2 - \sum_{j=1}^{nm} \|(I - \tilde{P})_{ij}\|^2}{nm-1}} \quad (10)$$

Teniendo en cuenta lo anterior, si se cumple para una medición \tilde{z}_i que $(I - \tilde{P})_{ij} \geq \gamma^i$, entonces la medición \tilde{z}_i pertenece al conjunto S_i^Y . Una vez se haya determinado dicho conjunto, una medición corresponde a un punto de apalancamiento si se cumple:

$$\|(I - \tilde{P})_i\| < \|(I - \tilde{P})_j\| \quad \forall j \in S_i \quad (11)$$

Este procedimiento de detección de puntos de apalancamiento permite la identificación de un conjunto de mediciones con alta probabilidad de contener errores que afectan el desempeño del estimador de estado.

3.2 Detección de errores como problema combinatorio

La detección de errores como problema combinatorio fue propuesta por Monticelli, Wu y Yen (1986). Entre las técnicas de optimización combinatoria usadas en la solución del problema planteado se encuentran el algoritmo búsqueda tabú (Asada, García y Romero, 2005; Ruiz, Toro y Granada, 2007); algoritmo genético de Chu-Beasley (Ruiz, Toro y Salazar, 2007) y partículas swarm (Ruiz, Toro y Gallego, 2008), entre otros. En este trabajo se emplea como técnica de solución el algoritmo genético modificado de Chu-Beasley, cuyo desempeño se mejora con el uso de factores de sensibilidad deducidos de la teoría de puntos de apalancamiento. En la sección 4 se describen los principales aspectos para considerar en el modelamiento del problema de estimación de estado como problema combinatorio.

4. MÉTODO PROPUESTO

4.1 Modelo matemático

Para evaluar la calidad de la configuración estudiada y establecer la comparación entre las diferentes soluciones, se emplea la siguiente función objetivo:

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

donde n_{bad} corresponde al número de mediciones con error, $J(\hat{x})$ es la suma ponderada de los errores al cuadrado, λ el valor suministrado por la prueba chi-cuadrado y β es un factor de integración que establece una adecuada relación entre el número de mediciones y la suma de los errores y el cual forma parte de los parámetros de calibración.

4.2 Codificación

El tipo de codificación usado depende de las características del problema planteado. Para el caso particular de estimación de estado, una alternativa de solución se representa por un vector binario en donde cada posición corresponde a un medidor. Por tanto, se definen dos tipos de mediciones:

$i = 0$, si la i -ésima medición contiene error.

$i = 1$, si la i -ésima medición no contiene error.

Dado lo anterior, una alternativa de solución se representa de la siguiente manera:

1	2	3	4	...	nm
0	1	1	0	...	1

Figura 1. Codificación del problema

donde nm corresponde al número de mediciones disponibles. Adicionalmente, se debe tener en cuenta que, dada una alternativa de solución, los medidores con valores en "1" intervienen en el proceso de estimación, por consiguiente, en la opción mostrada

en la figura 1, los valores correspondientes a las mediciones z_1 y z_4 no hacen parte del conjunto de mediciones que ingresarán al estimador de estado.

4.3 Algoritmo genético de Chu-Beasley

En este algoritmo se sigue la siguiente secuencia (Gallego, Escobar y Toro, 2008):

- a) Generación de la población inicial
Parte de la población inicial se genera usando algoritmos heurísticos constructivos. La otra parte se genera usando soluciones aleatorias controladas.
- b) Selección
Se utiliza el método de selección por torneo. Se seleccionan aleatoriamente k individuos y se compara el valor de sus funciones objetivo; aquel con mejor función objetivo ocupa la posición del padre número 1. Se ejecuta el mismo proceso para el padre número 2.
- c) Recombinación
Se puede utilizar cualquier estrategia de recombinación conocida (de un punto, de dos puntos, etc.). Después de la recombinación surgen dos individuos que comparten el material genético del padre 1 y el padre 2. Solo un descendiente pasa a la próxima generación.
- d) Mutación
El proceso de mutación se puede realizar de diferentes maneras dependiendo de la codificación. Consiste en alterar el contenido genético del individuo. Se selecciona al azar la posición que se muta o se usa un indicador de sensibilidad.
- e) Mejoramiento del individuo
Se puede llevar a cabo de dos maneras: mejorando la función objetivo o disminuyendo la infactibilidad. Esto se pueden desarrollar con ayuda de un algoritmo heurístico basado en sensibilidad.



f) Actualización de la población

En este algoritmo solo se cambia un individuo en cada ciclo generacional, de acuerdo con los siguientes criterios:

- Si el descendiente es infactible y la población contiene individuos infactibles, reemplaza al individuo más infactible.
- Si el descendiente es infactible y la población no contiene individuos infactibles, es eliminado.
- Si el descendiente es factible y la población contiene individuos infactibles, reemplaza al individuo más infactible.
- Si el descendiente es factible y la población no contiene individuos infactibles, reemplaza al individuo de peor función objetivo solo si tiene mejor función objetivo.
- El descendiente debe cumplir con un criterio de diversidad para ser incluido en la población.

g) Criterio de parada

El algoritmo termina cuando:

- La mejor solución encontrada (incumbente) no mejora después de cierto número de iteraciones.
- Se alcanza un número máximo de ciclos generacionales.

4.4 Algoritmo propuesto

Se propone un procedimiento que combina conceptos de estimación de estado WLS, el algoritmo genético de Chu-Beasley e indicadores de sensibilidad deducidos de la teoría de puntos de apalancamiento descrita en la sección 3.1. Estos factores de sensibilidad se usan en la conformación de la población inicial, en la etapa de mutación y en el mejoramiento de la configuración. El empleo de los factores de sensibilidad mejora los siguientes aspectos:

- Reduce el espacio de solución manteniendo en este la solución óptima.
- La población inicial construida con una heurística que usa factores de sensibilidad disminuye el esfuerzo computacional requerido por el algoritmo, al ser inicializado el proceso en regiones de alta calidad y con una alta probabilidad de obtener la solución óptima.
- Los factores de sensibilidad usados en la mutación realizan un eficiente proceso de intensificación, así como también en la etapa de mejora de la configuración se realizan propuestas efectivas de mejoramiento tanto en calidad como en factibilidad.

Las principales etapas consideradas en el método propuesto se describen a continuación.

Clasificación de medidas erradas de difícil detección. La lista que contiene las mediciones candidatas como posibles puntos de apalancamiento se genera con el método planteado en London *et al.* (2006). A estas mediciones se les asigna una mayor probabilidad de contener errores que a aquellas mediciones que no han sido clasificadas como puntos de apalancamiento. Al resaltar las medidas que han sido clasificadas como posibles puntos de apalancamiento, se facilita la identificación de las medidas erradas, ya sea que contengan o no puntos de apalancamiento.

Población inicial. La experiencia ha mostrado que las condiciones iniciales en problemas de gran complejidad matemática inciden tanto en la calidad de la respuesta obtenida como en el tiempo de cálculo requerido, tal como se expone en Escobar, Gallego y Romero (2011). Dependiendo de la complejidad matemática del problema, la población inicial se genera de forma aleatoria, con estrategias heurísticas que emplean factores de sensibilidad o una combinación de estas. En este estudio la población inicial se genera aplicando procedimientos aleatorios y heurísticos que emplean factores de sensibilidad tomados de la teoría de puntos de apalancamiento.

Selección. El operador Selección define las configuraciones que dan origen a los nuevos descendientes. En este artículo se usó selección por torneo, cada uno con k participantes. La selección del descendiente se lleva a cabo con base en el valor de la función objetivo presentada en (12), de acuerdo con los resultados de la metodología WLS.

Recombinación. Mediante este operador se logran los descendientes de la nueva población. En cada generación son obtenidos dos descendientes y de estos uno es seleccionado de forma aleatoria para ser sometido a mutación y mejoramiento local. Para este operador debe definirse un valor de p correspondiente a los puntos de recombinación seleccionados de forma aleatoria.

Mutación. El operador Mutación realiza alteraciones al cromosoma, que pueden ser aleatorias o dirigidas mediante factores de sensibilidad. El objetivo es llevar a cabo búsquedas alrededor de la solución de trabajo (intensificación) o también pueden efectuarse búsquedas intensas conduciendo el proceso a otras regiones (diversificación). En este caso se da mayor probabilidad de escoger de forma aleatoria una medición clasificada como punto de apalancamiento.

Observabilidad. Se debe verificar el cumplimiento de esta restricción. En caso de no cumplir, se adicionan a la configuración mediciones no clasificadas como puntos de apalancamiento.

Actualización de la población. Un solo individuo entrará a formar parte de la población actual. Este algoritmo tiene entre sus características mantener la diversidad de la población, con lo que se garantiza una búsqueda en un espacio amplio de solución, logrando así identificar soluciones de buena calidad y con alta probabilidad de obtener el óptimo global. La alternativa propuesta puede formar parte de la población siempre y cuando cumpla lo descrito en el paso f) de la sección 4.3.

5. RESULTADOS

Para verificar la eficiencia del método propuesto se compara el desempeño del estimador de estado convencional con el método de estimación propuesto en este artículo empleando como sistema de prueba el IEEE de 30 nodos, 41 líneas y 248 mediciones. De un análisis realizado, basado en la teoría de puntos de apalancamiento, se encontraron 43 medidas candidatas a contener errores de difícil detección y de las cuales 15 fueron alteradas, convirtiéndose para este caso de prueba en medidas erradas de difícil detección. La red de estudio fue analizada 20 veces usando en cada una poblaciones iniciales diferentes. El óptimo se obtiene al identificar las 15 medidas que fueron alteradas y que se constituyeron para este caso de prueba como medidas erradas de difícil identificación.

Con la finalidad de validar los resultados del método propuesto se ejecutan los siguientes procedimientos:

Uso del estimador de estado WLS. Cuando solo se usa WLS se eliminan 57 mediciones del total de 248, en consecuencia, el sistema presenta problemas de observabilidad, lo que imposibilita continuar con la estimación. En esta parte se evidencian las limitaciones de la metodología clásica cuando existen mediciones con errores de difícil detección, puesto que apenas se identifican correctamente 3 de las 15 medidas alteradas al comienzo.

Uso del estimador de estado WLS y el algoritmo genético modificado de Chu-Beasley. Al modelar la estimación de estado como un problema de optimización, usando el algoritmo de Chu-Beasley, sin emplear factores de sensibilidad, se identificaron las 15 medidas erradas inicialmente. Sin embargo, dada la complejidad matemática del problema, se requirieron en promedio 615 generaciones, debido al gran número de configuraciones que deben ser evaluadas dentro del espacio de solución para la obtención de la solución óptima.



Uso del estimador de estado WLS y el algoritmo genético modificado de Chu-Beasley empleando factores de sensibilidad en las etapas de generación de la población inicial y mutación de forma independiente. El primer caso utiliza factores de sensibilidad en la construcción de la población inicial, y se obtiene el óptimo global después de 287 iteraciones en promedio. El segundo caso usa factores de sensibilidad en el proceso de mutación, para obtener el óptimo global después de 352 iteraciones en promedio.

Uso del estimador de estado WLS y el algoritmo genético modificado de Chu-Beasley con factores de

sensibilidad en las etapas de generación de la población inicial, mutación y actualización de la población, actuando todos estos de manera simultánea. Se propone la aplicación de una heurística basada en factores de sensibilidad para la formación de la población inicial, proceso de mutación y mejoramiento de las configuraciones, actuando de manera cooperativa, y se obtiene el óptimo global después de 117 iteraciones en promedio.

En la tabla 1 y la figura 2 se puede observar la comparación de las distintas técnicas.

Tabla 1. Resultados de las técnicas aplicadas

Casos	Número de iteraciones requeridas en promedio (20 casos)	Número de iteraciones requeridas en el mejor caso
Caso 1: Población inicial generada aleatoriamente	615	571
Caso 2: Población inicial generada usando factores de sensibilidad	287	193
Caso 3: Mutación usando factores de sensibilidad	352	271
Caso 4: Población inicial, mutación y actualización de la población usando factores de sensibilidad	117	53

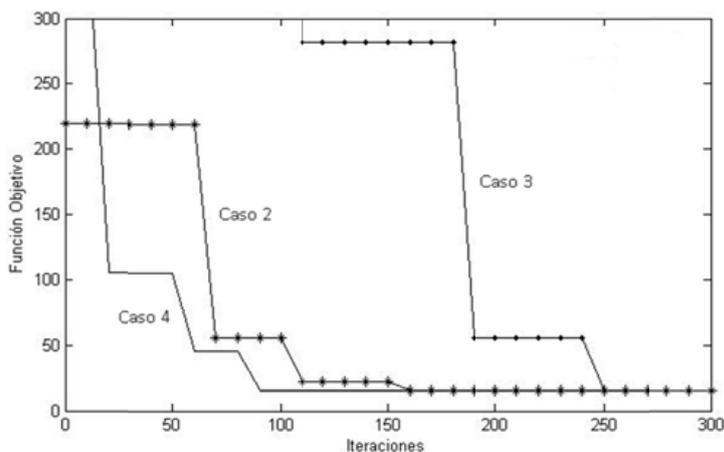


Figura 2. Comportamiento generacional del algoritmo

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este artículo fue propuesto un modelo y el correspondiente método de solución para resolver el problema de identificación de medidas erróneas de difícil detección en estimación de estado. Para esto se usan la teoría clásica de estimación de estado WLS, un algoritmo genético modificado y factores de sensibilidad calculados con base en la teoría de puntos de apalancamiento. El método planteado, además de detectar las medidas erradas que podrían ser identificadas mediante la teoría clásica de estimación de estado, también identifica las de difícil detección, las cuales son objetivo del presente trabajo. El método fue verificado usando el sistema IEEE de 30 nodos, con resultados que confirman su validez.

Si solo se usara el método clásico de estimación de estado no sería posible reconocer todas las medidas erradas de difícil identificación. También se aprecia en el método propuesto un efecto positivo, tanto del algoritmo genético modificado como de los factores de sensibilidad, logrando identificar en todos los casos de prueba las medidas con errores de difícil detección y en tiempos de cómputo relativamente razonables.

En algunas aplicaciones la metodología clásica de estimación WLS no logra identificar de modo correcto las medidas erradas, en especial cuando se tienen mediciones con errores de difícil detección. Esta pérdida de información ocasiona problemas en la estimación y eventualmente en algunas situaciones podría conducir a que el sistema no sea observable.

En la medida en que se analizan sistemas de más alta complejidad matemática crece la necesidad de realizar adecuaciones especializadas al método de solución. Esto se logra generando poblaciones iniciales que contengan alternativas de solución de alta calidad y que presenten un adecuado grado de diversidad, además realizando esquemas de mutación y actualización de la población mediante el uso apropiado de factores de sensibilidad.

Entre las aplicaciones de este método está la ubicación óptima de medidores en sistemas de energía eléctrica y cuyos objetivos serían, además de minimizar errores en la estimación, disminuir costos de inversión por la instalación de dichos medidores.

REFERENCIAS

- Asada, E. N.; Garcia, A. V. and Romero, R. (2005). "Identifying multiple interacting bad data in power system state estimation". *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, vol. 1 (June), pp. 571-577.
- Bretas N. G.; London, J. B. A.; Alberto, L. F. C. and Benedito, R. A. S. (2009). "Geometrical approach for masked gross errors in power systems state estimation". *IEEE PowerTech 2009*, Bucharest, Romania (28 June-2 July), pp. 1-7.
- Celik, M. K. and Abur, A. (1992). "A robust WLAV state estimator using transformations". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 7, No. 1 (February), pp. 106-113.
- Celik, M. K. and Liu, W.-H. E. (1995). "An incremental measurement placement algorithm for state estimation". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 10, No. 3 (August), pp. 1698-1703.
- Els, S. L.; Els, A. D.; Jordaan, J. A. and Zivanovic, R. (1999). "Projection statistics for power system state estimation". *1999 IEEE Africon-5th Africon Conference in Africa*, Cape Town, South Africa (28 September - 1 October), vol. 2, pp. 783-786.
- Escobar, A. H.; Gallego, R. A. y Romero R. (2011). "Aplicación de algoritmos heurísticos en la construcción de la población inicial de algoritmos genéticos que resuelven el problema de planeamiento de la expansión de la transmisión". *Ingeniería e Investigación*, vol. 31, No. 1 (abril), pp. 127-143.
- Gallego, R. A.; Escobar, A. H. y Toro, E. M. *Técnicas metaheurísticas de optimización*. Pereira: Universidad Tecnológica de Pereira, 2008.
- Jabr, R. A. and Pal, B. C. (2003). "Iteratively re-weighted least absolute value method for state estimation". *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, vol. 150, No. 4 (July), pp. 385-391.
- London, J. B. A.; Alberto, L. F. C.; Fábio, L. C. and Bretas, N. G. (2006). "Topologic analysis of undetectable errors in power system state estimation". *Anais do X SEPOPE (Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica)*, Florianópolis, Brasil (CD - artigo SP-022, com 11 páginas).



- Mili, L. and Van Cutsem, T. (1988). "Implementation of HTI method in power system state estimation". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 3, No. 3 (August), pp. 887-893.
- Monticelli, A. *State estimation in electric power systems: A generalized approach*. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- Monticelli, A. (2000). "Electric power system state estimation". *Proceedings of the IEEE*, vol. 88, No. 2 (February), pp. 262-282.
- Monticelli, A.; Wu, F. F. and Yen, M. (1986). "Multiple bad data identification for state estimation by combinatorial optimization". *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 1, No. 3 (July), pp. 361-369.
- Ruiz, H. A.; Toro, E. M. y Gallego, R. A. (2008). "Identificación de errores en la estimación de estado de sistemas eléctricos usando partículas swarm". *Revista Scientia et Technica*, No. 39 (septiembre), pp. 72-77.
- Ruiz, H. A.; Toro, E. M. y Granada, M. (2007). "Identificación de errores grandes en la estimación de estado usando búsqueda tabú". *Revista Scientia et Technica*, No. 34 (mayo), pp. 355-360.
- Ruiz, H. A.; Toro, E. M. y Salazar, H. (2007). "Algoritmo genético modificado Chu-Beasley aplicado a la identificación de errores en la estimación de estado de sistemas eléctricos". *Revista Scientia et Technica*, No. 35 (agosto), pp. 25-30.