

CAPITULO 1

INTRODUCCION

1.1 Motivación

En los Centros de Control modernos es necesario contar con un medio confiable para filtrar y depurar adecuadamente la información bajo la cual toma decisiones el operador del Sistema Eléctrico de Potencia. El estimador de estado realiza parcialmente esta función a través de un proceso de carácter estadístico. La motivación de este trabajo se ubica precisamente en esta tarea, concibiéndola dentro de un contexto más general como sería el Procesador de Información en Tiempo Real.

Las técnicas de estimación de estado tradicionales se basan en la disponibilidad de redundancia de información, lo que permite realizar estadísticamente el filtrado de errores y la identificación de errores anormales. Sin embargo, las condiciones típicas en muchos sistemas de potencia en el mundo son una redundancia reducida de mediciones, debido a la estructura del sistema y a la indisponibilidad de equipo de medición, que combinada con una baja calidad de las mediciones hacen necesario reevaluar la utilidad de los procedimientos para validar la información en tiempo real en los Centros de Control.

El trabajo de la Tesis se sitúa en un marco de referencia de investigación aplicada, señalando consideraciones prácticas, análisis de casos reales, evaluando métodos, comparando resultados y proponiendo estrategias generales para resolver el problema de procesamiento de información en sistemas de potencia de países en

desarrollo. El escenario es de baja redundancia, problemas en la calidad de información y errores anormales múltiples.

Se debe señalar que las acciones de control en el sistema se determinan utilizando los resultados del proceso de estimación de estado, por lo cual será necesario que la presentación de resultados al operador del sistema sea apropiada. En especial se debe identificar la información que no podrá ser validada. En general el objetivo es determinar las opciones especiales a considerar en todas las fases del procesador de información en tiempo real.

1.2 Procesador de información en tiempo real

La seguridad de un sistema de potencia puede definirse en función de su capacidad para soportar contingencias. El procedimiento para detectar violaciones de límites operativos es relativamente sencillo, pero se requerirá de pasos adicionales para determinar los efectos de una contingencia sobre el sistema de potencia. Los estudios fuera de línea, tanto en estado estable como el análisis dinámico ante contingencias, llegaron a ser comunes con el advenimiento de la computadora digital. A través de los sistemas de cómputo disponibles en los Centros de Control Modernos es posible implantar muchos de estos análisis en un ambiente en tiempo real.

Los análisis de contingencias tienen que ser realizados sobre un modelo del sistema. Para estudios fuera de línea, este modelo es especificado por el usuario a través de la información de entrada. Para el análisis en línea, el modelo debe reflejar las condiciones actuales del sistema de potencia, por lo que el modelo debe ser construido a partir de información en tiempo real antes que las contingencias puedan ser analizadas. Aún y cuando el análisis de seguridad en línea fue la principal motivación para desarrollar el modelado en tiempo real, existen otras aplicaciones para la explotación de

modelos. Entre las aplicaciones relevantes en los Centros de Control se incluye la determinación de factores de penalización y la evaluación del despacho económico de generación, también se pueden evaluar estrategias de control para la operación de interruptores, la supervisión de voltaje y la distribución de la potencia reactiva.

El modelo del sistema de potencia para el análisis de contingencias es una red eléctrica descrita en términos de nodos (barras) y ramas. El modelo se construye en dos partes: la primera representa el sistema interno del cual el Centro de Control recibe telemediciones; la otra representa el sistema externo, que modela el resto del sistema interconectado. Cada parte se forma en dos pasos, el primero determina la conectividad de la red y el segundo obtiene los voltajes complejos (estado) del sistema. El proceso se muestra en la Figura 1.1 en forma esquemática.

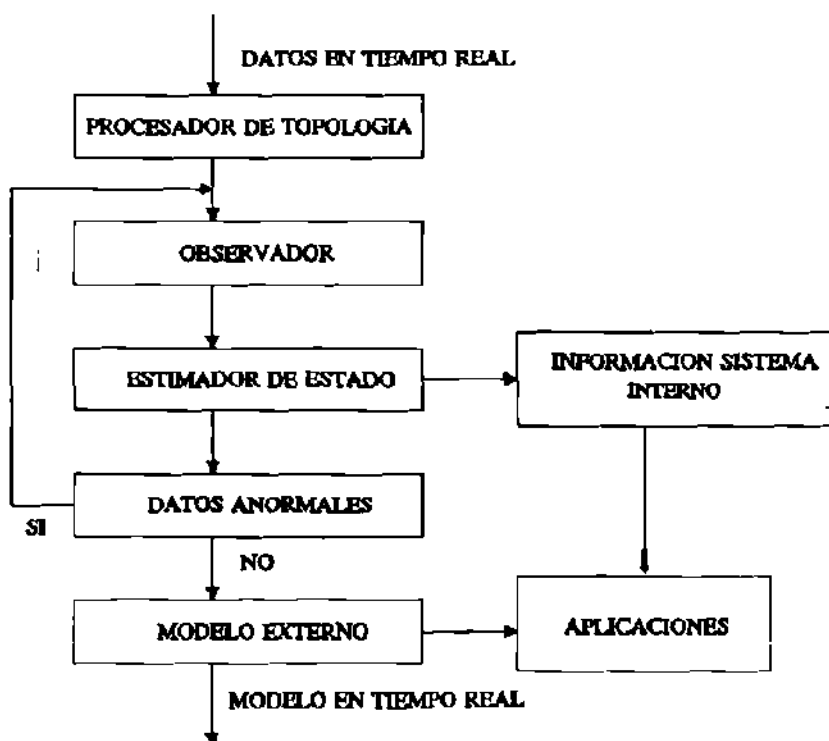


Fig. 1.1.- Procesador de información

Adicionalmente, se requiere disponer de una base de datos que contiene la descripción de la red en términos de sus parámetros; tales como la impedancia de las ramas y su conectividad. Estos datos se combinan con las mediciones en tiempo real para realizar el procesamiento de información.

El procesador de topología utiliza el estado de los interruptores, de la base de datos en tiempo real, y la información de conectividad para determinar la topología de la red. La topología y todas las mediciones son utilizadas por el estimador de estado para calcular los voltajes complejos de todos los nodos del sistema. La red es observable si las mediciones hechas en ella permiten determinar la magnitud y ángulo en c/u de las barras. Como la disponibilidad de las mediciones en tiempo real puede cambiar debido a fallas en el equipo de telemedición, se efectúa comunmente una prueba de observabilidad antes de ejecutar una solución del estimador de estado. Las partes de la red donde normalmente no se reciben mediciones son inobservables. La prueba de observabilidad sólo verifica las porciones normalmente observables e identifica los nodos que pueden llegar a ser temporalmente inobservables. En algunos casos los nodos pueden ser observables a través del agregado de seudomediciones. Después que el estimador ha determinado que la red es observable, se realiza la prueba de mediciones anormales. Si se detecta e identifica una medición anormal, ésta puede ser retirada o actualizada por algún procedimiento.

El estimador determina el estado actual del sistema interno supervisado. Como el estimador de estado es un filtro para las mediciones, el modelo resultante deberá ser útil para la validación de mediciones sospechosas de ser anormales. El modelo interno es por lo general actualizado más frecuentemente que el modelo externo, la periodicidad típica para la determinación de topología de la red y cálculos de estimación de estado es de 5 a 30 minutos. Adicionalmente, el estimador de estado permite calcular la carga

activa y reactiva en cada nodo, haciendo posible obtener la relación entre las cargas individuales y la carga del sistema a lo largo del tiempo. Estos factores pueden usarse para pronosticar la carga nodal o cuando se requieren utilizar seudomediciones.

Las funciones mostradas en la Fig. 1.1 son discutidas en en más detalle en las siguientes secciones. La sección 1.6 describe el procesador de topología de la red y la sección 1.7 el estimador de estado. La sección 1.8 presenta conceptos sobre la observabilidad de la red. La sección 1.9 describe la forma de manejar las inyecciones cero y la sección 1.10 detalla aspectos relevantes de la detección e identificación de datos anormales.

1.3 Resumen histórico

El problema de la estimación de estado en Sistemas de Potencia ha sido el tema de muchos trabajos desde finales de los años sesentas. El Profesor Schweppe, investigador del Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT), fue el primero en proponer y desarrollar la idea de estimación de estado para la supervisión de sistemas de potencia. Dos grupos independientes también presentaron trabajos pioneros: American Electric Power Service Corporation (AEP) y Bonneville Power Administration (BPA). Desde entonces, el tema ha llamado la atención de muchos investigadores de universidades, centros de investigación y la industria eléctrica.

En [1] Schweppe y Handschin presentan una de las primeras revisiones del estado del arte en la estimación de estado, esta revisión explora los avances hasta ese año. Muchos de los avances citados se refieren a la implementación de estimadores de estado, así como en el desarrollo de nuevos algoritmos.

En los inicios de los setentas se establecieron los lineamientos generales para la solución por computadora digital de problemas relativos a la estimación de estado.

Durante las últimas dos décadas se ha mejorado significativamente la formulación de mínimos cuadrados ponderados. Se han utilizado formulaciones más reducidas como la introducción del Estimador Desacoplado Rápido [14], así como técnicas más robustas que son menos sensibles al mal condicionamiento numérico y/o a datos anormales.

Schweppe introdujo la estimación de estado a los sistemas de potencia tratando de mejorar la supervisión de la seguridad de redes de transmisión en 1968 [63-65]. El concepto fue inmediatamente aceptado por la industria, aunque el método de solución propuesto no fue inmediatamente adoptado. Dos métodos alternativos fueron desarrollados. Dopazo et al. [67-68] usaron las mediciones de flujos en líneas y desarrollaron un método computacional más simple a través de transformaciones. Aun cuando se presentaron aproximaciones en la derivación del método, el método fue implementado con éxito en el sistema de la AEP. Larson et al. [69-70] sugirieron el procesamiento secuencial de las mediciones redundantes y aplicaron la técnica del filtro de Kalman para la estimación. Después de varios años, ambos métodos fueron abandonados [14] y una versión modificada del método original de Schweppe es generalmente aceptada.

Entre los factores que hicieron los estimadores basados en la técnica de mínimos cuadrados ponderados (WLS) atractivos están; (i) el uso de técnicas para el manejo de matrices dispersas en la matriz de ganancia y (ii) el ahorro computacional con la formulación desacoplada rápida. Después de varios intentos recientes [12-16], García et al. [15] y Allemong et al. [14] realizaron de manera independiente pruebas exhaustivas para presentar una versión mejorada del método desacoplado rápido para estimación de estado. Una justificación analítica de este método apareció recientemente [13]. En el mismo trabajo, Monticelli y García muestran que una versión ligeramente modificada es mejor. Estos desarrollos van a la par de las formulaciones de flujos desacoplados rápidos que han sido propuestas y probadas en años recientes.

Entre los investigadores que pusieron en relieve el problema del mal condicionamiento de las matrices en el problema de estimación de estado están; Aschmoneit et al. [10] que incorpora las inyecciones cero como restricciones de igualdad en la formulación de estimación de estado. Gjelsvik et al. [11] proponen el uso del método de la matriz aumentada de Hachtel. También, Clements y colaboradores [5] y Quintana [6-7] han propuesto el uso de métodos más estables para la solución numérica del problema.

Merrill y Schweppe en 1971 sugirieron el uso de estimadores no-cuadráticos para la supresión de errores anormales [71]. Handschin et al. [1] efectuaron un estudio exhaustivo sobre varios estimadores no-cuadráticos, así como de métodos para la detección e identificación de datos anormales. Irving et al. [47] estuvo entre los primeros en proponer el estimador que utiliza la programación lineal para minimizar los valores absolutos de residuales. Recientemente Mili et al. [66] reiniciaron el interés en los estimadores robustos.

Desde los inicios de la supervisión de redes en los setentas, se han desarrollado varios métodos para convertir la topología de la red expresada en secciones de barra e interruptores en un modelo expresado en barras y ramas. Algunos utilizan tablas lógicas y otros emplean la matriz de incidencia de la red. Sin embargo, en la actualidad el algoritmo basado en una búsqueda de árbol es el más utilizado [1-3].

En el campo de la observabilidad se han encontrado dos vías para atacar el problema: Observabilidad Topológica y Observabilidad Algebraica.

En la primera, Clements y Wollenberg [15] consideraron una red con mediciones de flujos en líneas e inyecciones de potencia. Posteriormente, en 1976 Horton y Masiello [16] partieron del desarrollo anterior pero utilizando una formulación desacoplada, Krumpholz y otros [17] en 1980 desarrollaron un algoritmo de caracter gráfico. En 1982

Quintana et al [18] propusieron otro algoritmo gráfico. En 1986 Slutsker et al [19] presentaron un algoritmo basado en la reducción simbólica de la matriz jacobiana de medición.

El desarrollo de algoritmos algebraicos se inició en 1985 por Monticelli y Wu [20] teniendo una gran aceptación este tipo de algoritmo por su facilidad en la implementación.

En el campo de las técnicas para la detección e identificación de errores anormales, se pueden identificar tres tipos importantes: Identificación por eliminación de mediciones (IBE) en el que han trabajado Schweppe, Handschin, Broussolle, Aboytes, y otros. [29-31]; Técnicas con un criterio no cuadrático (NQC) presentadas por Handschin, Merrill y Falcao entre otros. Una tercera opción basada en pruebas de hipótesis (HTI) ha sido utilizada por Mili, Van Cutsem y Ribbens-Pavella [32]

1.4 Aspectos importantes

Una de las suposiciones usuales en los modelos de estimación de estado es que la topología e impedancia de líneas se encuentran definidas con datos perfectos. Desde un principio se reconoció que esta suposición podía no ser válida, especialmente en los parámetros de red [48]. Los errores en topología y parámetros degradan seriamente la precisión de los resultados de la estimación de estado. Recientemente, algunos avances se han logrado en la detección e identificación de errores en topología [49-51], así como en parámetros de red [72]. En la solución de este problema se requieren métodos de estimación más eficientes, en los últimos años algunas investigaciones se han encaminado en esta dirección.

En los últimos años, la estimación de estado ha sido aplicada a diferentes tipos de redes, desde redes de 745Kv. hasta sistemas de 69Kv, inclusive se observa un interés

en penetrar hacia la red del sistema de distribución [73]. La estimación de estado en sistemas de distribución podría justificarse en los próximos años. Por otro lado, con los sistemas de procesamiento distribuido será posible abarcar el siempre creciente tamaño de los sistemas de potencia. Algunos trabajos pioneros en la jerarquización de la estimación de estado han sido efectuados por Van Cutsem y Pavella [43]. Asimismo, una dirección de investigación en la estimación de estado podría seguir una trayectoria similar orientada hacia los algoritmos distribuidos [79].

1.5 Supervisión de la red de potencia

La supervisión de un sistema eléctrico de potencia requiere de la adquisición de información que permita conocer su estado, de manera de;

- i) Analizar su comportamiento actual
- ii) Evaluar la seguridad
- iii) Proporcionar señales de control

La información primaria del sistema es obtenida a través del sistema de adquisición de datos y control supervisorio. Esta información es procesada para su validación y forma la entrada a un programa que configura la red eléctrica y la "red" de mediciones. El vector de estado del sistema es obtenido con el algoritmo de estimación de estado. Finalmente, la validez de los resultados se verifican mediante criterios estadísticos, lo que permite detectar e identificar la presencia de datos anómalos.

La estimación de estado ha demostrado al paso del tiempo ser un método confiable para la supervisión del sistema de potencia y capaz de producir una base de datos consistente y útil para las funciones de evaluación y control del sistema.

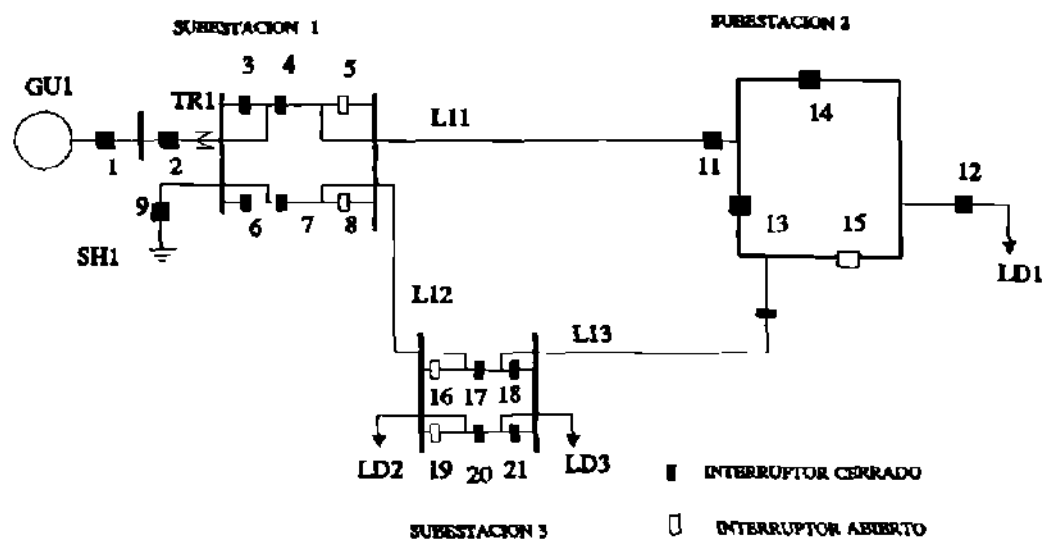


Fig. 1.2.- Esquema interruptor-sección de barra del Sistema de Potencia

1.6 Procesador de topología de la red

La función del procesador de topología es determinar la conectividad de la red a través del estado (abierto/cerrado) de los interruptores en el sistema. La base de datos describe la conectividad de la red en términos de secciones de barra e interruptores. Todos los equipos, tales como generadores, alimentadores de carga, reactores paralelo, líneas de transmisión, etc., están conectados a secciones de barra. Las secciones de barra dentro de un mismo nivel de voltaje en una subestación pueden conectarse a través de interruptores. El sistema de potencia que se presenta en la Fig. 1.2 es utilizado como caso ilustrativo, los datos asociados a la subestación 1 se muestran en la Tabla 1.1. El estado de los interruptores son valores teledados y están sujetos a cambio. En la Fig. 1.2 no se muestran los números de las secciones de barra.

Tabla 1.1 Disposición de la topología de la red							
Número de sub.	Secciones de Barra			Interruptores			estado
	No.	tipo	id./equipo	No.	sección de barra	sección de barra	
1	1	gen.	GU1	1	1	2	cerrado
	2	conec.		2	2	3	cerrado
	3	transf.	TR1	3	4	6	cerrado
	4	conec.		4	6	7	cerrado
	5	conec.		5	7	5	abierto
	6	transf.	TR1	6	4	8	cerrado
	7	línea	LT1	7	8	9	cerrado
	8	conec.		8	9	5	abierto
	9	línea	LT2	9	10	8	cerrado
	10	shunt	SH1				

La información del estado de interruptores es utilizada para determinar la topología descrita en términos de nodos y ramas. Para las condiciones del estado de interruptores presentados en la Tabla 1.1, el sistema de potencia de la Figura. 1.2 puede dibujarse como en la Figura 1.3. Se espera que la topología nodo-rama cambie conforme el estado de los interruptores se modifique en tiempo real, consecuentemente el procesador de topología de red sólo requerirá ejecutarse si se presenta un cambio en el

estado de interruptores.

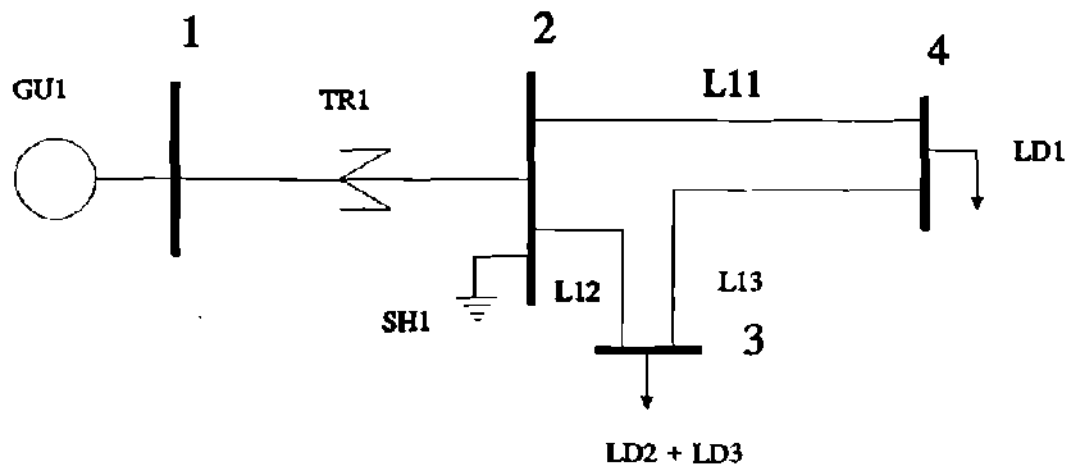


Fig. 1.3.- Esquema nodo-rama del Sistema de Potencia

La salida del procesador de topología de la red es la información tradicional que describe una red en forma de nodos-ramas. Por lo tanto, cada uno de los nodos debe identificarse con la generación, cargas y elementos en derivación. También, la conectividad entre nodos, debido a líneas de transmisión y transformadores, debe ser descrita. Además, el procesador de topología debe identificar las islas en la red y descartar aquellas que no se encuentren energizadas; es decir, aquellas que carecen de generación. Los nodos y ramas aisladas son casos triviales de islas no energizadas y son descartados en este proceso.

Existen varios métodos para convertir la topología descrita en función de interruptores-secciones de barra a una topología nodo-rama, en algunas de ellas se emplean tablas lógicas y matrices de incidencia. Sin embargo, los procedimientos [2], [3] que utiliza un algoritmo de búsqueda de árbol ha sido ampliamente usado en la práctica.

1.7 Estimador de estado

El vector de estado de una red eléctrica de potencia en estado estable se describe por el vector de magnitudes y ángulos de fase de los voltajes nodales. Una estimación de este vector se puede calcular utilizando información del sistema, datos de la estructura de la red, valores de parámetros del sistema de transmisión, y un conjunto suficiente de mediciones de flujos de potencia y magnitudes de voltaje. Para una red con N nodos, el vector de estado consiste de N magnitudes de voltaje y $N-1$ ángulos de fase. Del conjunto, uno de los nodos se selecciona como la barra de referencia, asignándole un ángulo de cero grados. Así, el vector de estado (\mathbf{x}) tiene una dimensión $n=2N-1$. El vector de estado proporciona una información completa en tiempo real de las condiciones vigentes de la red eléctrica de potencia.

Si existen m mediciones, estas pueden representarse con el vector \mathbf{z} con dimensión $m \times 1$, la relación con el vector de estado es a través de la ecuación (1.1);

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{e} \quad (1.1)$$

donde $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ es un vector de funciones no-lineales en términos del vector de estado y el vector de errores de medición (\mathbf{e}).

El problema de la estimación de estado en sistemas de potencia se formuló inicialmente como un problema de mínimos cuadrados ponderados sin restricciones. Las restricciones de igualdad, tales como las inyecciones de potencia cero, fueron tratadas

inicialmente como mediciones muy exactas. Otra alternativa es la formulación con restricciones [10], actualmente se utiliza con éxito en la formulación desacoplada rápida.

1.7.1 Formulación desacoplada rápida del estimador de estado

Esta formulación realiza el cálculo de los valores estimados mediante la minimización del cuadrado de los residuales ponderados.

$$J(\underline{x}) = (\underline{z} - f(\underline{x}))^t \mathbf{R}^{-1} (\underline{z} - f(\underline{x})) \quad (1.2)$$

donde:

$J(\underline{x})$ es el índice a minimizar.

\mathbf{R}^{-1} es una matriz diagonal de ponderaciones.

\underline{z} representa el vector de mediciones.

$f(\underline{x})$ es el vector de valores calculados a través del modelo.

La formulación linealiza las ecuaciones que relacionan las mediciones (flujos en líneas, inyecciones y voltajes nodales) con las variables de estado (voltajes y ángulos), recurriendo a una expansión en serie de Taylor.

La aproximación que utiliza los dos primeros términos es la siguiente;

$$f(\underline{x}) = f(\underline{x}_0) + \mathbf{H}_0 \Delta \underline{x} \quad (1.3)$$

La expresión (1.4) es el resultado de sustituir la ecuación (1.3) en (1.2).

$$J(\underline{x}) = (\Delta \underline{z} - \mathbf{H}_0 \Delta \underline{x})^t \mathbf{R}^{-1} (\Delta \underline{z} - \mathbf{H}_0 \Delta \underline{x}) \quad (1.4)$$

La minimización de la ecuación (1.4) con respecto a las variables de estado resulta en:

$$\Delta \underline{x} = (\mathbf{H}_0^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}_0)^{-1} \mathbf{H}_0^t \mathbf{R}^{-1} \Delta \underline{z} \quad (1.5)$$

En esta expresión se define a $(H_0^t R^{-1} H_0)$ como la matriz de ganancia (G_0) evaluada en las condiciones iniciales.

Debido a la aproximación lineal de $f(\underline{x})$, la minimización de $J(\underline{x})$ se realiza en forma iterativa. Dado que G_0 es una matriz de grandes dimensiones, resulta más eficiente resolver el problema a partir de una factorización inicial, prosiguiendo con la solución por sustitución progresiva y regresiva, explotando la dispersidad de G_0 y dando mayor celeridad al proceso iterativo.

El vector de estado se define como:

$$\underline{x} = (\underline{\theta}^t , \underline{y}^t)^t \quad (1.6)$$

El vector de mediciones se divide en la siguiente forma:

$$\underline{z} = \begin{bmatrix} \underline{z}_p \\ \underline{z}_q \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

donde los vectores \underline{z}_p y \underline{z}_q están constituidos por los siguientes conjuntos de mediciones:

$$\underline{z}_p = \begin{bmatrix} \underline{p}_{km} \\ \underline{p}_k \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

y

$$\underline{z}_q = \begin{bmatrix} \underline{Q}_{km} \\ \underline{Q}_k \\ \underline{y}_k \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

Los vectores internos están formados por las siguientes mediciones:

- \underline{P}_{km} Mediciones de flujo de potencia activa en líneas.
- \underline{P}_k Mediciones de inyecciones de potencia activa.
- \underline{Q}_{km} Mediciones de flujo de potencia reactiva en líneas.
- \underline{Q}_k Mediciones de inyecciones de potencia reactiva.
- \underline{V}_k Mediciones de magnitudes de voltaje.

El vector $\Delta \underline{z}$ queda integrado de la siguiente forma:

$$\Delta \underline{z} = \begin{bmatrix} \Delta \underline{z}_p \\ \Delta \underline{z}_q \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

La matrix Jacobiana puede expresarse como

$$H(\theta, v) = \begin{bmatrix} H_{p\theta} & H_{pv} \\ H_{q\theta} & H_{qv} \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

donde las submatrices $H_{p\theta}$, H_{pv} , $H_{q\theta}$ y H_{qv} agrupan las derivadas de mediciones activas y reactivas con respecto a ángulos y magnitudes de voltaje. Así, la ecuación 1.5 adquiere la siguiente forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{p\theta} & G_{pv} \\ G_{q\theta} & G_{qv} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} T_p \\ T_q \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

siendo T_p y T_q los vectores de términos independientes desacoplados ($H_0^T R^{-1} \Delta \underline{z}$).

Para tener la interpretación estadística, las ponderaciones de los residuales se normalizan con las desviaciones estándar de las mediciones. Lo anterior implica el utilizar una matrix de ponderaciones igual a la matrix inversa de las covariancias de las mediciones. Si se asume que las variables medidas no se encuentran correlacionadas, la

matriz de ponderaciones se expresa mediante:

$$\mathbf{R}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_P^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_Q^{-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\sigma_P^2)^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & (\sigma_Q^2)^{-1} \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

siendo σ_P^2 y σ_Q^2 las variancias de las mediciones de cantidades activas y reactivas respectivamente.

1.8 Observabilidad de la red

Cuando se cuenta con un número suficiente de mediciones para que el vector de estado, magnitudes de voltaje y ángulos de fase, pueda ser estimado, se dice que la red es observable. Esto se cumple cuando el rango de la matriz Jacobiana de $h(\underline{x})$ es igual al número de variables de estado del sistema. El rango de la matriz Jacobiana de mediciones es dependiente de la ubicación y el tipo de mediciones disponibles, así como de la topología de la red. Normalmente, el sistema de medición de la red interna se diseña de manera que la red no sólo sea observable, sino que también tenga redundancia de información. De hecho, la localización de las mediciones es importante en la confiabilidad del estimador de estado. Posteriormente se discutirán estos conceptos.

Debido a que la disponibilidad de mediciones y la topología de la red puede variar a través del tiempo, es necesario realizar una prueba de observabilidad cada vez que se tiene un cambio en el conjunto de mediciones disponibles o en la topología de la red. Si la red es totalmente observable, la estimación de estado puede proceder a determinar los valores de estado del sistema.

De otra manera, es necesario determinar los nodos inobservables. Estos nodos tienen que ser removidos de los cálculos del estimador de estado o hacerlos observables

a través de la adición de seudomediciones. Es posible tener varias islas observables en un sistema, sin embargo el estimador de estado debe ser capaz de obtener la solución de todas las islas, al especificar una barra de referencia en cada isla.

Básicamente existen dos clases de algoritmos para la determinación de observabilidad: algoritmos con un enfoque numérico y algoritmos con un enfoque topológico.

1.8.1 Observabilidad topológica

Los algoritmos con un enfoque topológico sólo utilizan información acerca de la topología de la red y de las mediciones, fueron desarrollados para evitar el cálculo numérico del rango de la matriz Jacobiana de mediciones. Tales algoritmos han sido utilizados en programas de observabilidad para el estimador de estado. En [15] Clements y Wollenberg consideraron redes con sólo mediciones de flujos en líneas e inyecciones nodales. En el caso de redes con mediciones de flujos en líneas, con mediciones activas y reactivas en pares, la condición topológica para la observabilidad es que se tenga al menos una medición de magnitud de voltaje, de manera que pueda formarse un árbol completo de la red. La determinación del árbol se puede realizar con métodos de búsqueda tales como breadth-first o depth-first [17]. Para una red de N barras y con sólo mediciones de inyecciones nodales, la determinación de observabilidad es aún más simple; debe haber al menos una medición de voltaje de barra y al menos $N-1$ mediciones de inyecciones nodales.

En el algoritmo de Clements-Wollenberg estas dos ideas se combinan para establecer las condiciones suficientes, aunque no necesarias de observabilidad. En la primera fase del algoritmo, las regiones de la red que contienen los árboles de mediciones de flujos son identificadas; estas regiones son llamadas islas observables de mediciones de flujos. Las regiones restantes contendrán, por necesidad, sólo mediciones

de inyecciones nodales. En cada una de estas últimas regiones se definen dos tipos de barras: i) barras frontera que son comunes a las islas observables y a las regiones de flujos no medidos y ii) las barras restantes que son llamadas barras internas. El número de grados de libertad de una región sin mediciones de flujos se define igual al número de barras internas más el número de islas adyacentes con mediciones de flujos. Una condición suficiente para tener observabilidad es que el número de inyecciones medidas en la región sea al menos igual al número de grados de libertad menos uno y que ninguna barra frontera quede sin medir.

El algoritmo de Clements-Wollenberg es conservador en el declarar observable una red. Sin embargo, el algoritmo puede etiquetar determinadas redes observables como no-observables. El algoritmo asume que las mediciones activas y reactivas siempre se presentan en pares, por lo que la observabilidad del modelo P- θ implica observabilidad del modelo Q-V. Horton y Masiello [16] extendieron el algoritmo de Clements-Wollenberg manejando en forma separada las porciones P- θ y Q-V de la solución en forma desacoplada.

En 1980, Krumpholz, Clements y Davis publicaron un algoritmo de observabilidad teórico-gráfico [17]. El algoritmo se fundamenta en teoremas básicos que establecen que la condición necesaria y suficiente para que una red sea observable es que esta contenga al menos un árbol completo observable. La determinación de la observabilidad de un árbol es mucho más simple; en un árbol observable, cada rama es asignada a una medición incidente en ella y cada medición sólo puede ser asignada a una rama del árbol. La asignación de mediciones de flujos de líneas a las ramas es individual ya que una medición de flujo incide sólo en una rama individual. Las mediciones de inyecciones nodales pueden ser asignadas a cualquiera de las ramas incidentes en la barra medida. La estrategia del algoritmo Krumpholz-Clements-Davis es encontrar primeramente el máximo del grupo de ramas con mediciones de flujos y luego utilizar un algoritmo para aumentar el campo en una zona observable, a través de la asignación de inyecciones a

determinadas ramas del árbol. Este algoritmo se ha utilizado en programas de observabilidad en estimadores de estado. En el apéndice A se describen conceptos de topología de redes aplicados a la determinación de observabilidad.

Quintana, Simoes-Costa y Mandel [18] propusieron otro algoritmo teórico-gráfico basado en el teorema de lazo cerrado observable [17]. En el trabajo se relaciona el problema de encontrar un árbol observable por tramos con un problema que, en el análisis combinatorial se denomina "matroid intersection problem". El algoritmo se aplica para determinar si existe un árbol observable por tramos. Slutsker y Scudder [19] presentaron otro algoritmo no-numérico, este algoritmo se fundamenta en una reducción simbólica, más que numérica, de la matriz Jacobiana de mediciones.

1.8.2 Observabilidad numérica

Monticelli y Wu [20]-[22] han propuesto una prueba de observabilidad numérica basada en la descomposición triangular de la matriz de información $G(x)$. Si $G(x)$ se puede factorizar exitosamente, sin encontrar ceros en la diagonal, entonces se concluye que el sistema es observable. Por otro lado, si la red no es observable, uno o más ceros se presentarán en la diagonal de la matriz triangularizada. Cuando esto ocurre, se agrega una seudomedición de ángulo en el nodo correspondiente y se continua con el proceso de factorización. Estos nodos son entonces automáticamente identificados como barras que requieren mediciones adecuadas para lograr la observabilidad. El algoritmo también proporciona información acerca de islas observables dentro de la red, seleccionando ángulos de fase de referencia para cada seudomedición de ángulo utilizada en la prueba de observabilidad.

Si todos los flujos de potencia son cero dentro de una isla observable, entonces todos los ángulos de fase de los nodos serán iguales al del nodo de referencia. Las seudomediciones de ángulo proporcionan en efecto referencias adicionales para permitir

que el cálculo se pueda realizar.

Estrictamente hablando se debe aplicar el algoritmo de observabilidad primero al modelo P- θ y posteriormente al modelo Q-V. La intersección resultante de las islas observables con los dos modelos define las islas observables del sistema. En la práctica, si las mediciones de potencia activa y reactiva se presentan en pares, la segunda parte del algoritmo de observabilidad no sería necesaria.

Si una rama no tiene medición de flujo, ni medición de inyección en uno de sus nodos terminales, esa rama no interviene en la matriz H y por lo tanto no participa en el análisis de observabilidad; ni en la estimación de estado. Esa rama es descartada de consideraciones posteriores.

1.8.2.1 Algoritmo de observabilidad

Se resume la metodología utilizada por un algoritmo de observabilidad numérica.

- Paso 1.- Se inicializa el conjunto de mediciones en la red.
- Paso 2.- Se actualiza el sistema de potencia removiendo todas las ramas que no tengan una medición de flujo ni una medición de inyección en sus nodos terminales.
- Paso 3.- Formar la matriz de ganancia G_{θ} .
- Paso 4.- Efectuar una factorización triangular de G_{θ} introduciendo pseudomediciones de ángulo cuando se encuentre un pivote igual a cero.
- Paso 5.- Resolver para $\hat{\theta}$ la ecuación $G_{\theta} \hat{\theta} = H_{p,\theta}^T W_p z_p$. Esta es una formulación de corriente directa (DC) del estimador de estado, considerando todas las

cantidades medidas igual a cero, a excepción de las seudomediciones de ángulo θ que toman los valores supuestos $\theta_k = 0, 1, 2$, y así sucesivamente.

- Paso 6.- Evaluar los flujos de rama $P_{km} = x'_{km} (\hat{\theta}_k - \hat{\theta}_m)$, para todas las ramas k-m de la red de potencia obtenida en paso 2.
- Paso 7.- Actualizar la red del sistema en estudio, removiendo las ramas k-m con $P_{km} \neq 0$. Las anteriores son ramas inobservables.
- Paso 8.- Actualizar el conjunto de mediciones en cuestión removiendo las inyecciones de potencia en las barras donde al menos a una de las ramas se eliminó en el paso 7. Estas son clasificadas como mediciones irrelevantes.
- Paso 9.- Regresar al paso 2.

En el apéndice B se presenta un ejemplo de aplicación del algoritmo de observabilidad algebraica para la Zona Coahuila de la Comisión Federal de Electricidad.

1.8.2.2 Restablecimiento de observabilidad

Se forma una lista de seudomediciones factibles para hacer observable el sistema. La selección e incorporación se efectúa en forma secuencial agregando una medición a la vez. Las seudomediciones candidatas a hacer la red observable son las mediciones de inyecciones en los nodos donde se interconectan diferentes islas observables. Si las seudomediciones adicionales no son redundantes harán que varias islas sean observables.

1.8.3 Ubicación de mediciones

La observabilidad de la red en condiciones normales de la configuración de la red y la disponibilidad de sus mediciones determina el modelo deseado del estimador de estado. Por lo tanto, es necesario determinar que el sistema de medición sea adecuado antes que un estimador de estado se implante. Tal estudio motiva la verificación de la observabilidad considerando las mediciones disponibles y determinando la ubicación de las nuevas mediciones.

Sin embargo, la ubicación de las mediciones no solo tiene que tomar en cuenta la observabilidad, sino también la redundancia requerida para una buena estimación. Para un sistema de N nodos la observabilidad requiere un mínimo de $2N-1$ mediciones y por lo general se acepta que al menos $3N$ mediciones son requeridas para tener una buena redundancia. La observabilidad requiere que las $2N-1$ mediciones se encuentren uniformemente distribuidas a través del sistema, las mediciones redundantes también deben estar uniformemente distribuidas para lograr la precisión pretendida del estimador de estado. Esta redundancia también es crucial para la detección de información anormal, la cual se discute a continuación.

1.9 Inyecciones cero

Los nodos de la red que carecen de generación o carga son conocidos como nodos con inyección cero. Esta condición es propia de subestaciones de maniobra.

La inyección cero es una información exacta, sin error, la cual se encuentra disponible sin costo alguno, ya que no requiere de equipo de medición o dispositivos de telemetría, es una "medición" perfecta.

El contar con inyecciones cero incrementa la redundancia del esquema de medición y con ello se aumenta la confiabilidad de los resultados de la estimación de estado. Lo anterior permite que la pérdida de algunas mediciones no redunde en la inobservabilidad de la red. La información de una inyección cero puede ser manejada con dos procedimientos:

- i) La inyección cero es procesada como una medición con una elevada confiabilidad (ponderación alta). La ventaja de esta opción es que no se requiere de una lógica adicional para la solución del problema. La desventaja es el tiempo de convergencia y la probabilidad de no obtener solución por problemas de convergencia.
- ii) La inyección cero es manejada como una restricción de igualdad. Esto requiere definir una lógica adicional en el módulo de estimación para procesar las restricciones de igualdad. La ventaja es que la matriz G_0 es menos densa y que no se altera el patrón de convergencia del problema de estimación.

1.9.1 Ecuaciones básicas de restricciones de igualdad

La siguiente expresión relaciona las inyecciones cero con el estado de la red:

$$0 = g(\underline{x}) \quad (1.14)$$

donde:

$g(\underline{x})$ es el conjunto de p ecuaciones no lineales de las inyecciones cero.

Como se presenta en [76,77] la formulación WLS con restricciones de igualdad minimiza la siguiente función objetivo:

$$J = \underline{e}^t R^{-1} \underline{e} - 2\underline{\lambda}^t g(\underline{x}) \quad (1.15)$$

donde:

$\underline{\lambda}$ es un vector de multiplicadores de lagrange (dimensión p).

La ecuación (1.14) puede linealizarse a través de una expansión de la serie de Taylor:

$$0 = g(\underline{x}_0) + \left. \frac{\partial g}{\partial \underline{x}} \right|_{\underline{x}_0} (\underline{x} - \underline{x}_0) \quad (1.16)$$

definiendo

$$\underline{\Delta s}_0 = 0 - g(\underline{x}_0) \quad (1.17)$$

$$B_0 = \left. \frac{\partial g}{\partial \underline{x}} \right|_{\underline{x}_0} \quad (1.18)$$

donde

B_0 es la matriz jacobiana (p x n) que relaciona los cambios en las inyecciones cero con respecto a las variables de estado, evaluada con perfil plano de las variables de estado ($\theta=0$, $v=1$ p.u.).

La ecuación (1.15) se desarrolla en la siguiente forma:

$$J = (\Delta \mathbf{z} - \mathbf{H}_0 \Delta \mathbf{x})' \mathbf{R}^{-1} (\Delta \mathbf{z} - \mathbf{H}_0 \Delta \mathbf{x}) - 2\lambda_{k+1}^t (\Delta s_0 - \mathbf{B}_0 \Delta \mathbf{x}) \quad (1.19)$$

donde k representa el consecutivo de la iteración.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{H}_0^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}_0^t & \mathbf{B}_0^t \\ \mathbf{B}_0 & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \hat{\mathbf{x}}_k \\ \Delta \hat{\lambda}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_0^t \mathbf{R}^{-1} \Delta \mathbf{z}_k - \mathbf{B}_k^t \hat{\lambda}_k \\ \Delta s_k \end{bmatrix} \quad (1.20)$$

La expresión anterior puede tomar una forma más general en base a las fórmulas del estimador de estado anteriormente expuestas (punto 1.7.1).

$$\begin{bmatrix} \mathbf{G}_0 & \mathbf{B}_0^t \\ \mathbf{B}_0 & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \hat{\mathbf{x}}_k \\ \Delta \hat{\lambda}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} - \mathbf{B}_k^t \hat{\lambda}_k \\ \Delta s_k \end{bmatrix} \quad (1.21)$$

Se puede apreciar que en esta formulación del estimador de estado no se especifica una ponderación para la inyección cero, lo que permite que esta información sea utilizada con su valor exacto.

1.10 Detección de información anormal

La detección de información anormal se refiere a la detección, identificación y eliminación de mediciones con errores anormales. La detección de datos anormales se apoya en la redundancia de las mediciones y se basa en el análisis del vector de residuales de mediciones.

$$\mathbf{r} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) \quad (1.22)$$

Una relación entre \mathbf{r} y el error estimado se obtiene a través de una linealización de $\mathbf{h}(\mathbf{x})$. Esta relación se expresa mediante.

$$\mathbf{r} = \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}) (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1.23)$$

donde usando (1.7) se puede relacionar los residuales con los errores de medición por medio de

$$\mathbf{r} = \mathbf{W} \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1.24)$$

donde la matriz de sensibilidad de residuales \mathbf{W} está dada por

$$\mathbf{W} = \mathbf{I} - \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}) \mathbf{G}(\hat{\mathbf{x}})^{-1} \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}})^t \mathbf{R}^{-1} \quad (1.25)$$

La matriz de sensibilidad de residuales tiene una dimensión $m \times m$ y rango $(m-n)$. La dependencia lineal entre las columnas de \mathbf{W} está determinada por las relaciones de redundancia entre las mediciones.

1.10.1 Detectabilidad e identificabilidad de datos anormales

El grado con el cual los datos anormales pueden ser detectados e identificados depende del grado de redundancia en el conjunto de mediciones. Las relaciones de redundancia entre mediciones pueden estar caracterizadas por las siguientes definiciones. Una medición crítica es aquella cuya eliminación del conjunto de mediciones resulta en una pérdida de observabilidad de la red. Un par crítico de mediciones es la pareja de mediciones, de las cuales ninguna es crítica, pero cuya eliminación del conjunto resulta en una pérdida de observabilidad. Similarmente, uno puede definir un K-grupo crítico de mediciones, ninguna de las cuales pertenece a un orden crítico de menor orden, pero

cuya eliminación resulta en una pérdida de observabilidad.

Un error de medición se dice que es detectable, si dicho error se refleja en el vector de residuales. Para que un error de medición afecte los residuales de medición, se requiere que la columna correspondiente de W no sea cero. Por lo cual un error de medición es detectable si y sólo si la medición no es crítica.

Un error de medición se dice que es identificable si la columna de W correspondiente a esa medición no es colineal con cualquier otra columna. Clements y Davis demuestran [26] que un error de medición individual es identificable si y sólo si la medición no es crítica y no pertenece a cualquier par crítico. Condiciones para detectabilidad e identificabilidad de errores anormales múltiples se derivan en [26].

El componente contaminado de residual de la medición i es el conjunto de mediciones cuyos residuales están afectados por un error en la medición i . Es claro que un error en medición i no afecta el residual de medición j si W_{ij} es cero. Se dice que dos errores de medición no interactúan entre ellos si sus componentes contaminados no contienen residuales de medición en común. Un método basado en la topología determinante de los componentes propagados de residual se presenta en [25].

1.10.2 Pruebas estadísticas para la detección e identificación de datos anormales individuales

La detección e identificación de datos anormales está basada en pruebas estadísticas, lo que requiere una modelación apropiada de los errores.

La prueba para datos anormales se puede formular como un problema estadístico de pruebas de hipótesis. Tres pruebas estadísticas que utilizan el vector de residuales \underline{r} han sido usadas para la detección de datos anormales; una se fundamenta en la suma del

cuadrado de los residuales y las otras dos se fundamentan en la inspección individual de los residuales.

La primera de estas pruebas se relaciona con el índice de funcionamiento $J(\hat{X})$. Bajo la suposición que no se tiene presente errores anormales, la suma de residuales ponderados al cuadrado tendrá una distribución Chi cuadrada con $m-n$ grados de libertad.

$$J(\hat{x}) = r^t R^{-1} r \quad (1.26)$$

Para probar la hipótesis de que no se tienen datos anormales, se debe verificar si $J(\hat{X})$ cumple;

$$J(\hat{x}) > \chi_{m-n}^2(\alpha) \quad (1.27)$$

donde α es la probabilidad de falsa alarma especificada, es decir, la probabilidad de exceder el índice cuando se presentan datos anormales.

La prueba de $J(\hat{X})$ permite la detección de datos anormales pero no identifica el dato anormal. Mas aún, para un nivel de probabilidad de falsa alarma frecuentemente utilizado (típicamente de 0.01 a 0.05) no es una prueba muy confiable para datos anormales en el rango de ± 3 a ± 20 desviaciones estándar [27]. Por esta razón, una segunda prueba, de residuales normalizados, se desarrolla frecuentemente. El residual normalizado para la medición i es igual al residual dividido entre la desviación estándar del residual (ρ_u).

$$r_i^N = \frac{r_i}{\rho_u} \quad (1.28)$$

Los residuales normalizados son variables aleatorias con una variancia unitaria y media igual a cero cuando no se tienen datos anormales presentes. Uno puede probar individualmente cada r_i^N de la manera siguiente;

$$|r_i^N| > \Upsilon \quad (1.29)$$

Si para una o más residuales i se cumple la expresión 1.30, entonces la hipótesis de que no existen datos anormales es rechazada. Se escoge un valor de Υ que determina la probabilidad de la falsa alarma.

Se puede demostrar [28] que si todas las mediciones estuvieran libres de error excepto una, digamos la medición k , entonces

$$|r_k^N| \geq |r_i^N|, \quad i \neq k \quad (1.30)$$

Nótese que la desigualdad en la ecuación no es estricta. Si la desigualdad fuese estricta, entonces se estaría seguro que casos individuales de datos anormales podrían ser detectados e identificados a condición que otros errores de medición fueran relativamente pequeños. Este sería el caso si la medición k no es crítica y no es miembro de un par de medición crítico. Si la medición k es un miembro de un par crítico de mediciones, entonces la magnitud del residual normalizado del otro miembro del par crítico será igual al de la medición k .

Monticelli y García [27] han propuesto una tercera prueba estadística, llamada la prueba \hat{b} , que se realiza en conjunción con el cálculo de residuales normalizados. Ellos caracterizaron un error anormal de medición como una medición con sesgo desconocido. El sesgo de la medición i se escribe como $\sigma_{\hat{b}_i} b_i$, entonces el término b_i es un sesgo normalizado.

Un estimado del sesgo normalizado está dado por

$$\hat{b} = \frac{\sigma_H \epsilon_i^N}{\rho_H} \quad (1.31)$$

La prueba de \hat{b} consiste en verificar si $[\hat{b}] > C$, para cada una de las mediciones. Como en la prueba de residuales normalizados, C es un índice prespecificado cuyo valor puede calcularse para dar una probabilidad de falsa alarma en la prueba. El desarrollo de la prueba de \hat{b} puede compararse con la de los residuales normalizados.

Cuando un dato anormal ha sido identificado, es necesario recalculer la estimación de estado y realizar la prueba de detección de errores para asegurar que no quedan más datos anormales. Es típico que la medición con el residual normalizado de mayor valor absoluto sea removido, ya sea en forma individual ó en grupo, y la estimación de estado se recalcula hasta que las pruebas sobre $J(\underline{x})$ y los residuales normalizados son aceptadas. Este procedimiento puede llegar a implicar un prohibitivo consumo de tiempo debido a la necesidad de varios cálculos del estimador de estado. Un procedimiento alternativo que es mucho más eficiente se presenta en la referencia [30].

1.11 Estructura de la tesis

El tema central de la tesis es la presentación de un Procesador de Información Generalizado que permita la estructuración de una base de datos confiable. La trascendencia de la depuración estadística de esta base de datos reside en que a partir de esta información el personal de operación podrá tomar acciones relevantes en la supervisión del sistema eléctrico.

El desarrollo de este trabajo ha permitido la creación de un prototipo, el cual está funcionando en un Centro de Control de la Comisión Federal de Electricidad. Las características importantes del procesador son; el manejo de baja redundancia en

mediciones; así como equipo de medición de baja precisión, lo cual influye en la calidad de los valores estimados en el Centro de Control.

En el Capítulo 1 se realiza una revisión general de las características funcionales del Procesador de Información en Tiempo Real. Se describen conceptualmente cada una de las partes constitutivas; i) Configurator, ii) Observador, iii) Estimador, iv) Detector y v) Identificador. En este Capítulo también se presentan las aportaciones de la tesis.

El Capítulo 2 trata el problema de propagación de errores, especialmente la forma en que la anormalidad de una medición afecta a las mediciones circunvecinas. También se analiza el efecto de los errores anormales sobre la operación de un estimador basado en la técnica de mínimos cuadrados ponderados. Se incluyen diversos casos que ilustran los mecanismos de propagación de errores.

En el Capítulo 3 se efectúa un análisis del impacto que tiene la calidad de la información recibida en el Centro de Control y que es procesada por el estimador de estado. Se concluye sobre la importancia de la calidad de información en el proceso de estimación.

En el Capítulo 4 se realiza el análisis de la presencia de errores anormales múltiples en el esquema de medición. Se presentan y comparan varias alternativas eficientes para la detección e identificación de datos anormales. También se proponen en este capítulo alternativas para la estimación de la posición del tap en transformadores y el manejo e identificación de errores en estas variables.

El Capítulo 5 presenta y analiza los conceptos básicos de dos técnicas alternas de estimación de estado. Se comparan las características de estos métodos con las de un estimador basado en la técnica de mínimos cuadrados.

En el Capítulo 6 se describe en forma detallada la estructura del prototipo del Procesador de Información en Tiempo Real implementado en el proyecto desarrollado en la Comisión Federal de Electricidad. El procesador incluye como parte importante el algoritmo para la detección e identificación de datos anormales en el conjunto de mediciones.

En el Capítulo 7 se presentan las conclusiones y recomendaciones de la tesis.

1.12 Aportaciones

Considerando el tema de investigación aplicada de este trabajo, a continuación se presentan las aportaciones de la tesis.

- El desarrollo de un Procesador de Información en Tiempo Real que considera la problemática real y situaciones comunes en un sistema de potencia, de manera de obtener una herramienta fundamental para conocer con certidumbre el estado del sistema bajo supervisión. Este desarrollo permitió la implantación de un prototipo que se encuentra funcionando en el Área de Control Norte de la Comisión Federal de Electricidad.
- La realización de una evaluación comparativa de diferentes esquemas para la identificación de errores anormales múltiples.
- El establecimiento de una metodología generalizada para la detección e identificación de errores anormales, considerando diversas alternativas para señalar la información que está validada y la que no puede ser verificada por falta de redundancia.

- El análisis de la propagación de errores en el método de estimación basado en la técnica de mínimos cuadrados. En especial la comparación de resultados de propagación de errores utilizando la matriz de sensibilidad típica y la normalizada.
- La comparación de diversas alternativas para estimar eficientemente el tap de transformadores. Se implementó una alternativa práctica para los casos con baja redundancia en transformadores de tres devanados.
- La evaluación del efecto de la calidad de las mediciones en los resultados del estimador y en la capacidad para identificar errores.

CAPITULO 2

PROPAGACION DE ERRORES ANORMALES EN EL PROCESO DE ESTIMACION DE ESTADO

Introducción

En este capítulo se estudia la forma en que tienden a propagarse los errores anormales en un sistema de potencia. El estudio se apoya significativamente en un proceso de simulación de diversos tipos de errores anormales factibles de ocurrir en el sistema.

Un error anormal es aquel que se encuentra fuera de una banda estadística probable, dentro de la cual se encuentran las desviaciones aleatorias normales del equipo de medición. El conocimiento del mecanismo por el cual se propaga el efecto de una medición anormal sobre el resto del esquema de medición es importante ya que permite definir una zona de influencia para ciertos grupos de medición.

Un aspecto importante a resaltar es que la propagación del error es una característica importante del método de estimación utilizado. En este capítulo se analizará la propagación de errores al aplicar un método de estimación basado en la teoría de mínimos cuadrados ponderados.

El interés en el estudio de la propagación de errores es debido a la contaminación de información que resulta de un error anormal.

2.1 Ecuaciones de medición

Las ecuaciones de medición pueden escribirse como una función lineal de las variables de estado por medio de una linealización alrededor de un punto de operación.

$$\underline{z}_m = \mathbf{H} \underline{x}_t + \underline{e} \quad (2.1)$$

donde

\underline{z}_m es el vector de mediciones

\underline{x}_t es el vector de valores verdaderos de las variables de estado

\underline{e} es el vector de los errores de medición aleatorios

En el proceso de modelación se supone que el vector \underline{e} es un conjunto de variables aleatorias independientes con una función de densidad de probabilidad normal y las siguientes propiedades:

$$\begin{aligned} E(\underline{e}) &= \mathbf{0} \\ E(\underline{e} \underline{e}^t) &= \mathbf{R} \end{aligned} \quad (2.2)$$

donde R es una matriz diagonal de variancias

La suposición de normalidad de los errores puede justificarse por el hecho de que el vector \underline{e} se encuentra formado por la suma de varios errores aleatorios. Por lo tanto, con base en el teorema del límite central, la distribución de probabilidad de los elementos de \underline{e} es aproximadamente normal.

2.2 Valores esperados

El valor esperado de \underline{z}_m se puede obtener directamente de la ecuación (2.1) como:

$$\begin{aligned} E(\underline{z}_m) &= H\underline{x}_t + E(\underline{e}) \\ E(\underline{z}_m) &= H\underline{x}_t = \underline{z}_t \end{aligned} \quad (2.3)$$

donde

\underline{z}_t es el vector de valores verdaderos de las cantidades medidas.

El valor estimado de las cantidades medidas se obtiene mediante;

$$\hat{\underline{z}} = H\hat{\underline{x}} \quad (2.4)$$

donde

$\hat{\underline{x}}$ es el valor estimado de las variables de estado.

Al obtener el valor esperado en ambos lados de la ecuación (2.4) se determina el valor esperado de $\hat{\underline{z}}$

$$E(\hat{\underline{z}}) = H E(\hat{\underline{x}}) \quad (2.5)$$

utilizando la teoría de mínimos cuadrados (ec. 1.5), se obtiene la expresión para el valor estimado de las variables de estado

$$\hat{\underline{x}} = (H^t R^{-1} H)^{-1} H^t R^{-1} \underline{z}_m \quad (2.6)$$

por lo tanto

$$E(\hat{\underline{x}}) = (H^t R^{-1} H)^{-1} H^t R^{-1} E(\underline{z}_m) = \underline{x}_t \quad (2.7)$$

sustituyendo este resultado en la ecuación (2.5) resulta

$$E(\hat{\underline{z}}) = H \underline{x}_t = \underline{z}_t \quad (2.8)$$

demostrando que $\hat{\underline{z}}$ es un estimado insesgado de \underline{z}_t .

2.3 Variancias

La matriz de covariancia de \underline{z} puede expresarse como;

$$\text{Cov}(\hat{\underline{z}}) = E \left[(\underline{z} - \underline{z}_t) (\underline{z} - \underline{z}_t)^t \right] \quad (2.9)$$

A través de manipulaciones algebraicas [60] se llega a:

$$\text{Cov}(\hat{\underline{z}}) = H \text{Cov}(\hat{\underline{x}}) H^t \quad (2.10)$$

La matriz de covariancias de \underline{x} puede obtenerse directamente de la teoría de estimación como;

$$\text{Cov}(\hat{\underline{x}}) = (H^t R^{-1} H)^{-1} \quad (2.11)$$

y para las variables calculadas

$$\text{Cov}(\hat{\underline{z}}) = H (H^t R^{-1} H)^{-1} H^t \quad (2.12)$$

En el análisis de errores es común utilizar los residuales de las mediciones como un indicador de funcionamiento.

Si se define el vector de residuales \underline{r} como

$$\underline{r} = \underline{z}_m - \hat{\underline{z}} \quad (2.13)$$

su valor esperado se obtiene mediante.

$$E(\underline{r}) = E(\underline{z}_m) - E(\hat{\underline{z}}) = \underline{0} \quad (2.14)$$

La matriz de covariancia de los residuales se puede obtener por medio de manipulaciones [65] considerando el resultado de la ec. (2.14).

$$\text{Cov}(\underline{r}) = [R - H (H^t R^{-1} H)^{-1} H^t] \quad (2.15)$$

Los elementos de la diagonal de esta matriz representan las variancias de cada

residual. Estos elementos incluyen los efectos de las ponderaciones y el proceso de estimación utilizado.

2.4 Sesgo en mediciones

A través del empleo de términos con sesgo es posible analizar diferentes tipos de errores anormales desde un punto de vista teórico.

Las mediciones con errores anormales pueden ser simuladas como mediciones sesgadas. La ecuación (2.1) puede escribirse como

$$\mathbf{z}_m = \mathbf{H}\mathbf{x}_t + \mathbf{b}_m + \mathbf{e} \quad (2.16)$$

donde \mathbf{b}_m es un vector de sesgos de medición con elementos distintos de cero para las mediciones con errores anormales. De esta forma los valores calculados de $\hat{\mathbf{z}}$ pueden obtenerse con la expresión

$$\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{y}_t + \mathbf{H}(\mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{b}_m + \mathbf{e}) \quad (2.17)$$

y el valor esperado de $\hat{\mathbf{z}}$ se puede calcular como

$$\mathbf{E}(\hat{\mathbf{z}}) = \mathbf{z}_t + \mathbf{H}(\mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{b}_m \quad (2.18)$$

En esta ecuación se observa que $\hat{\mathbf{z}}$ tiene valores sesgados. Restando la ecuación (2.17) de la ecuación (2.16) resulta claro que los residuales se encuentran también sesgados.

$$\mathbf{r} = \mathbf{z}_m - \hat{\mathbf{z}} \quad (2.19)$$

El valor esperado de los residuales se puede obtener en la forma siguiente.

$$E(\underline{r}) = \underline{b}_m - H (H^t R^{-1} H)^{-1} H^t R^{-1} \underline{b}_m$$

$$E(\underline{r}) = [I - H(H^t R^{-1} H)^{-1} H^t R^{-1}] \underline{b}_m = W \underline{b}_m \quad (2.20)$$

De la ecuación anterior se observa que el impacto del sesgo en el vector de mediciones sobre los componentes del vector de residuales se rige por los valores de la matriz de sensibilidad típica W .

En el caso particular de tener sólo una medición con error anormal, se requerirá una columna de W para evaluar los sesgos en \underline{r} . En el cálculo, todos los elementos de $E(\underline{r})$ tendrán valor, pero solamente aquellos componentes de \underline{r} cercanos a las mediciones sesgadas presentarán un valor substancial.

También debe notarse que cuando no se presentan mediciones con errores anormales el valor esperado de \underline{r} será cero.

2.5 Análisis de datos anormales

Un aspecto fundamental en el análisis de mediciones anormales es la matriz de sensibilidad típica de residuales W . Esta matriz indica la forma en que finalmente se afectan los residuales de los valores estimados, sin dar hasta este punto una idea del impacto del sesgo de la medición sobre la precisión (confiabilidad) de la estimación. Para seguir el proceso de propagación de errores a través del impacto del error sobre la precisión de las mediciones se normalizan los residuales. La siguiente ecuación muestra esta operación para n residuales.

$$R^{-\frac{1}{2}} \underline{r} = R^{-\frac{1}{2}} W \underline{e}$$

$$\underline{r}_n = W_n \underline{e} \quad (2.21)$$

Siendo W_n la matriz de sensibilidad normalizada.

Para seguir el proceso de propagación de errores en forma detallada es necesario revisar las columnas de la matriz de sensibilidad normalizada W_n .

Los valores numéricos de la matriz de sensibilidad normalizada W_n muestran que el efecto de un dato anormal en el vector de medición sólo es estadísticamente apreciable en mediciones eléctricamente cercanas a la ubicación del dato anormal. El grado de cercanía ó vecindad de los datos también depende de la redundancia local[60].

La propagación limitada de las mediciones anormales permite que el problema de mediciones anormales múltiples nointeractuantes se pueda reducir a varios problemas de datos anormales individuales. El problema de datos anormales múltiples debe ser analizado en forma separada.

2.6 Mediciones críticas

Una medición se define como crítica si su eliminación del conjunto de mediciones provoca que el sistema sea inobservable. En forma equivalente una medición es definida como crítica si el rango de la matriz jacobiana H se disminuye en una cuando esta medición es removida de la base de datos. Para mediciones críticas se cumplen los siguientes teoremas:

Teorema 1.- La fila de la matriz jacobiana H que corresponde a una medición crítica es linealmente independiente de las otras filas de la matriz H .

Teorema 2.- Si una medición es crítica, el residual correspondiente en \mathbf{f} , es cero.

Teorema 3.- Si una medición es crítica, la fila y columna correspondiente de la matriz de sensibilidad de residuales es cero.

Lema 3.1: Si una medición es crítica, el correspondiente elemento diagonal de la matriz de sensibilidad de residuales es cero.

Como consecuencia de lo anterior, cualquier error en una medición crítica no puede ser detectado ya que el índice de funcionamiento $J(\hat{x})$ no se ve influenciado por el residual cero de la medición crítica (Teorema 2). El error en una medición crítica no influye en el residual y en consecuencia en el valor estimado de otras mediciones. De hecho, si se asume que la j -ésima medición es crítica, entonces la j -ésima columna de la matriz W es cero (Teorema 3), consecuentemente cualquier error en esta medición no impacta sobre el residual de otra medición. Sin embargo, los valores estimados se verán afectados en la medida que este se encuentren relacionados con la medición anormal.

Una medida de la propagación de un error anormal es la determinación del número de mediciones que se ven afectadas por esta anormalidad. De la ecuación (2.15) resulta evidente, que un error en la medición i no afectará el residual de la medición j si W_{ij} es cero. De esta forma, se tiene que dos errores de medición no interactúan entre sí cuando las mediciones a través de las cuales se propaga el error no son comunes a ambos.

Por otro lado, un error de medición se dice que es identificable si la columna de W correspondiente a esa medición no es colineal con otra columna de W .

2.7 Propagación de errores en mediciones

El error en una medición no-crítica se propaga a los residuales de las mediciones contenidas en una área de propagación del error del residual. La identificación del área de propagación del error de residual se fundamenta en el máximo de áreas no-críticas. Estas áreas se encuentran formadas considerando solamente las ramas incidentes en mediciones no-críticas. Las porciones conectadas de las subredes de este conjunto de ramas son las máximas áreas no-críticas. En base a la definición de máximas áreas no-críticas las siguientes propiedades son evidentes:

- i) Cada medición no-crítica se encuentra completamente comprendida en una área no-crítica máxima.
- ii) Una medición de inyección en el límite de una área no-crítica máxima es crítica.
- iii) Una medición crítica de flujo es una medición de flujo en una línea de enlace conectando dos áreas no-críticas máximas.
- iv) Una medición de inyección crítica puede encontrarse dentro de un área no-crítica máxima.

2.8 Casos de estudio

Se presentan casos con el sistema de prueba de la Comisión Federal de Electricidad (CFE) para la zona Coahuila del Area de Control Noreste (ACNE) (Fig. 2.1.).

- V MEDICIÓN DE VOLTAJE
 ○ MEDICIÓN DE FLUJO

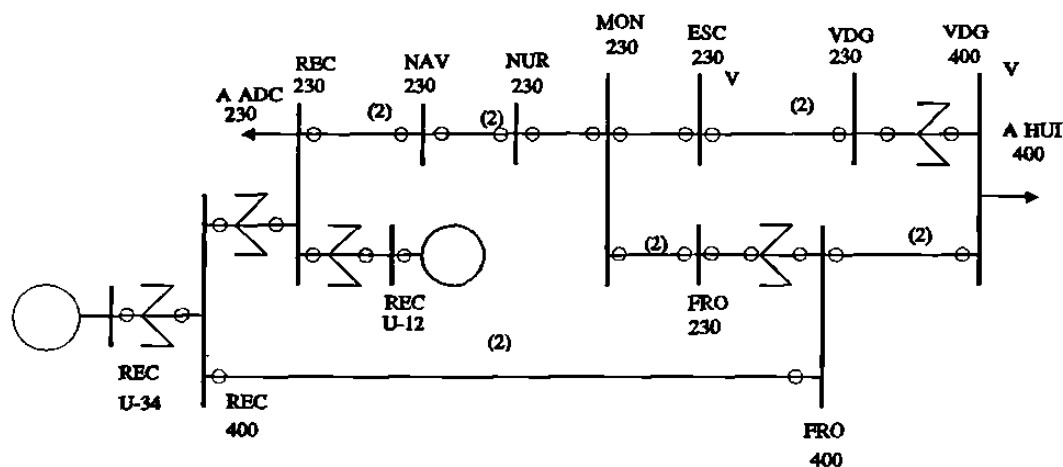


Fig.2.1 Esquema de medición en la zona Coahuila

Como se muestra en la Fig. 2.1, la red se encuentra interconectada con el resto del sistema a través de la barra de 230 KV. de la subestación Río Escondido (REC-230), y en 400 KV. de la subestación Villa de García (VDG-400) en 400 KV. La zona Coahuila comprende la Central Carboeléctrica Río Escondido con cuatro unidades generadoras de 300 MW. Dos de estas unidades se encuentran sincronizadas a la barra de 400 KV. y dos en 230 KV.

El esquema de medición se resume en la Tabla 2.1:

Tabla 2.1 Esquema de medición en el ACNE	
Datos de mediciones activas	
Mediciones de flujo de potencia en líneas y transformadores	26
Mediciones de inyecciones nodales	2
Datos de mediciones reactivas	
Mediciones de flujo de potencia en líneas y transformadores	26
Mediciones de inyecciones nodales	0
Mediciones de voltaje	2
Total de mediciones	56

Las variables de estado son la magnitud y ángulo de fase de los voltajes nodales del sistema. En el proceso de estimación se tienen treinta y tres grados de libertad. El intervalo de confianza - para una distribución Ji-cuadrada y una probabilidad del 99% - presenta límites de confianza de 16.3 y 58.4 respectivamente.

El valor del índice t para una distribución t -student con los grados de libertad indicados es 2.44. Se analizan diversos tipos de errores anormales en las mediciones de la zona indicada.

La propagación de errores anormales en el sistema de potencia se puede analizar en función de los elementos de las matrices de sensibilidad. Las matrices típicas de sensibilidad activa y reactiva se muestran en el Apéndice C de este trabajo. Los elementos diagonales de la matriz de sensibilidad se indican en las matrices con un asterisco.

Caso 1 Línea de 400 KV.(20σ en P)

Se simula error anormal de 20 desviaciones estándar (20σ) en la medición de potencia activa de la línea REC-FRO-400. Las Tablas 2.1 muestran los resultados obtenidos en el proceso de estimación. En la presentación de resultados r_1 representa los residuales cuando no se modela el error anormal. Por otro lado, r_2 representa los residuales cuando se incluye la presencia del error anormal.

Tabla 2.1.1 Caso 1 residuales normalizados			
Mediciones sospechosas	r_N Residuales mayores	Tipo	J
REC-FRO-400(P)	5.14	Sospechosa	236.8
FRO-REC-400(P)	4.09	Sospechosa	
NUR-MON-230(P)	1.34	Normal	
FRO-VDG-400(P)	0.96	Normal	
NAV-NUR-230(P)	0.93	Normal	

Tabla 2.1.2 Caso 1 residuales simples

Máximos residuales	r_2 Residuales con error	r_1 Residuales sin error	$r_2 - r_1$
REC-FRO-400(P)	0.627	0.025	0.602
FRO400	0.596	0.069	0.526
FRO-REC-400(P)	0.498	0.034	0.464
NUR-MON-230(P)	0.100	0.015	0.085
FRO 230/400(P)	0.045	0.009	0.036

Tabla 2.1.3 Caso 1 Columnas de matrices de sensibilidad (P)

Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensitividad típica	Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensitividad normalizada
REC-FRO-400(P)	0.567	REC-FRO-400(P)	4.654
FRO400	0.490	FRO-REC-400(P)	3.552
FRO-REC-400(P)	0.433	MON-NUR-230(P)	1.027
NUR-MON-230(P)	0.077	NUR-MON-230(P)	1.027
MON-NUR-230(P)	0.077	FRO 230/400(P)	0.385

Observaciones:

- i) El valor del índice J detecta la presencia de mediciones anormales al ser mayor que el índice de identificación.
- ii) Se observa que la propagación del error se realiza sobre mediciones activas, los valores que se reportan en la Tabla 2.1.1 son los mayores residuales normalizados encontrados.
- iii) Los residuales activos simples (sin normalizar con su desviación estándar) de la columna $r_2 - r_1$ en la Tabla 2.1.2 siguen el comportamiento de los elementos de la matriz de sensibilidad activa típica. Es decir, la forma en que se ordenan los residuales simples de mayor a menor valor, es la forma en que se ordenan los valores en la columna correspondiente a la medición con error en la matriz de sensibilidad típica.
- iv) Se tiene que solamente los primeros tres residuales normalizados en la Tabla 2.1.1 siguen el orden de los elementos de la columna de la matriz de sensibilidad normalizada de la Tabla 2.1.3.

Caso 2. Línea de 230 KV. (20σ en P)

Se incluye un error anormal de 20σ en la parte activa de la medición del flujo en la línea de 230 Kv. REC-NAV. El valor del índice J es 233.6 y la medición identificada es REC-NAV-230(P). Los resultados se muestran en las Tablas 2.2.

Observaciones:

- i) Se tiene un comportamiento semejante a la propagación del error en las

mediciones de la línea de 400 Kv. anterior. El error tiende a propagarse sobre las mediciones eléctricas más cercanas. En este caso, las mediciones en la misma línea son las estadísticamente anormales.

- ii) Se tiene que el orden de la magnitud de los residuales simples coincide con el orden de los mayores valores de la columna correspondiente de la matriz de sensibilidad activa típica.
- iii) Se observa que los primeros dos valores de los residuales normalizados coinciden con los mayores valores la matriz de sensibilidad normalizada.

Tabla 2.2.1 Caso 2 residuales normalizados

Mediciones sospechosas	r_N Residuales mayores	Tipo	J
REC-NAV-230(P)	5.21	Sospechosa	233.6
NAV-REC-230(P)	5.13	Sospechosa	
REC 400/U34(P)	0.90	Normal	
REC U34/400(P)	0.90	Normal	
FRO-VDG-400(P)	0.87	Normal	

Tabla 2.2.2 Caso 2 residuales simples			
Máximos residuales	r_2 Residuales con error	r_1 Residuales sin error	$r_2 - r_1$
REC-NAV-230(P)	0.297	0.005	0.292
NAV-REC-230(P)	0.293	0.006	0.287
MON-NUR-230(P)	0.045	0.025	0.020
FRO-REC-400(P)	0.051	0.034	0.017
FRO 400/230(P)	0.035	0.022	0.013

Tabla 2.2.3 Caso 2 Columnas de matrices de sensibilidad (P)			
Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad típica	Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad normalizada
REC-NAV-230(P)	0.503	REC-NAV-230(P)	8.827
NAV-REC-230(P)	0.497	NAV-REC-230(P)	8.722
NUR-MON-230(P)	0.033	NUR-MON-230(P)	0.438
MON-NUR-230(P)	0.033	MON-NUR-230(P)	0.438
REC-FRO-400(P)	0.028	REC-FRO-400(P)	0.233

De los resultados se observa que el error anormal en la medición activa no se propaga a la parte reactiva. Aparentemente la parte activa y reactiva son independientes entre sí.

Caso 3. Línea de 400 KV. (20σ en Q)

Se tiene error anormal de 20σ en la parte reactiva del flujo en la línea en 400 Kv. REC-FRO. El índice J es 261.0 identificando a la medición REC-FRO-400(Q). Los resultados se muestran en las Tablas 2.3.

Tabla 2.3.1. Caso 3 residuales normalizados			
Mediciones sospechosas	r_N Residuales mayores	Tipo	J
REC-FRO-400(Q)	5.27	Sospechosa	261.0
FRO-REC-400(Q)	4.17	Sospechosa	
ESC-230	1.09	Normal	
MON-NUR-230(Q)	1.08	Normal	
VDG-ESC-230(Q)	1.08	Normal	

Tabla 2.3.2. Caso 3 residuales simples

Máximos residuales	r_2 Residuales con error	r_1 Residuales sin error	$r_2 - r_1$
REC 400/U34(Q)	0.102	0.001	0.101
REC U34/400(Q)	0.101	0.001	0.100
VDG-400	0.098	0.006	0.092
FRO-VDG-400(Q)	0.110	0.029	0.081
ESC-230	0.070	0.006	0.065

Tabla 2.3.3. Caso 3 Columnas de matrices de sensibilidad (Q)

Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad típica	Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad normalizada
REC-FRO-400(Q)	0.557	REC-FRO-400(Q)	4.392
FRO-REC-400	0.440	FRO-REC-400(Q)	3.463
REC 400/230(Q)	0.071	MON-NUR-230(Q)	9.901
REC 230/400(Q)	0.071	NUR-MON-230(Q)	0.891
MON-NUR-230(Q)	0.069	REC 400/230(Q)	0.545

Observaciones:

- i) La propagación del error en este caso es semejante al caso similar al Caso 1 (línea en 400 Kv. en la parte activa). El error se propaga preferentemente sobre mediciones en la misma línea y del mismo tipo.
- ii) No se presentan mediciones activas sospechosas. Es decir el error no se propaga sobre mediciones de distintos tipos.
- iii) No coinciden el ordenamiento de los residuales simples y los mayores elementos de la columna correspondiente a la medición anormal en la matriz de sensibilidad típica. Lo anterior sí se cumple para mediciones activas.

Caso 4 Línea de 400 KV (50σ en P)

Se presenta error anormal de 50σ en la medición activa de la línea en 400 Kv. REC-FRO. El índice J resultante es 1379.5 identificando a la medición REC-FRO-400(P). Las Tablas 2.4 muestran estos resultados.

Tabla 2.4.1. Caso 4 residuales normalizados			
Mediciones sospechosas	r_N Residuales mayores	Tipo	J
REC-FRO-400(P)	5.58	Sospechosa	1379.5
FRO-REC-400(P)	4.34	Sospechosa	
NUR-MON-230(P)	1.35	Normal	
MON-NUR-230(P)	1.07	Normal	
NAV-NUR-230(P)	0.65	Normal	

Tabla 2.4.2. Caso 4 residuales simples			
Máximos residuales	r_2 Residuales con error	r_1 Residuales sin error	$r_2 - r_1$
REC-FRO-400(P)	1.640	0.025	1.615
FRO-400	1.480	0.069	1.411
FRO-REC-400(P)	1.277	0.034	1.243
NUR-MON-230(P)	0.243	0.015	0.228
MON-NUR-230(P)	0.193	0.025	0.167

Tabla 2.4.3. Caso 4 Columnas de matrices de sensibilidad (P)

Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad típica	Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad normalizada
REC-FRO-400(P)	0.567	REC-FRO-400(P)	1.929
FRO-400	0.490	FRO-REC-400(P)	1.472
FRO-REC-400(P)	0.433	MON-NUR-230(P)	0.426
NUR-MON-230(P)	0.077	NUR-MON-230(P)	0.426
MON-NUR-230(P)	0.077	FRO 230/400(P)	0.159

Observaciones:

En este caso se aprecia que la magnitud del error anormal de una medición no impacta significativamente el patrón de propagación del error. Lo anterior se concluye de comparar este caso con los anteriores donde se simuló un error de 20σ .

Caso 5. Línea de 400 KV (20σ en P y Q)

Se simula un error de 20σ en la parte activa y reactiva de la medición en la línea REC-FRO en 400 Kv. El índice J es 412.1, identificando la medición activa REC-FRO-400(P). Las Tablas 2.5 y 2.6 muestran los resultados.

Tabla 2.5.1 Caso 5 residuales normalizados (P)

Mediciones Sospechosas	r_N Residuales mayores	Tipo	J
REC-FRO-400(P)	3.93	Sospechosa	412.1
FRO-REC-400(P)	3.07	Sospechosa	
NUR-MON-230(P)	1.02	Normal	
FRO-VDG-400(P)	0.73	Normal	
NAV-NUR-230(P)	0.71	Normal	

Tabla 2.5.2. Caso 5 residuales simples (P)

Máximos Residuales	r_2 Residuales Con error	r_1 Residuales Sin error	$r_2 - r_1$
REC-FRO-400(P)	0.632	0.025	0.607
FRO-400	0.593	0.069	0.524
FRO-REC-400(P)	0.495	0.034	0.461
NUR-MON-230(P)	0.101	0.015	0.086
FRO 230/400(P)	0.045	0.009	0.036

Tabla 2.5.3. Caso 5 Columnas de matrices de sensibilidad (P)

Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad típica	Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad normalizada
REC-FRO-400(P)	0.567	REC-FRO-400(P)	3.528
FRO-400	0.490	FRO-REC-400(P)	2.693
FRO-REC-400(P)	0.433	MON-NUR-230(P)	0.779
NUR-MON-230(P)	0.077	NUR-MON-230(P)	0.779
MON-NUR-230(P)	0.077	FRO 230/400(P)	0.292

Tabla 2.6.1. Caso 5 residuales normalizados (Q)

Mediciones Sospechosas	r_N Residuales mayores	Tipo	J
REC-FRO-400(Q)	3.76	Sospechosa	412.1
FRO-REC-400(Q)	2.94	Sospechosa	
NUR-MON-230(Q)	0.90	Normal	
ESC-230	0.86	Normal	
VDG-ESC-230(Q)	0.86	Normal	

Tabla 2.6.2. Caso 5 residuales simples (Q)

Máximos residuales	r_2 Residuales con error	r_1 Residuales sin error	$r_2 - r_1$
REC-FRO-400(Q)	0.632	0.019	0.613
ESC-230	0.593	0.006	0.587
FRO-REC-400(Q)	0.495	0.018	0.477
REC 400/U34(Q)	0.102	0.001	0.101
NUR-MON-230(Q)	0.101	0.001	0.100

Tabla 2.6.3. Caso 5 Columnas de matrices de sensibilidad (Q)

Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad típica	Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad normalizada
REC-FRO-400(Q)	0.557	REC-FRO-400(Q)	3.496
FRO-REC-400(Q)	0.440	FRO-REC-400(Q)	2.757
REC 400/230(Q)	0.071	MON-NUR-230(Q)	0.717
REC 230/400(Q)	0.071	NUR-MON-230(Q)	0.709
MON-NUR-230(Q)	0.069	REC 400/230(Q)	0.433

Caso 6. Voltaje 230 KV (20σ)

Se simula un error anormal de 20σ en la medición de voltaje de la barra ESC-230. Se presenta un índice J igual a 282, identificando la medición de voltaje ESC-230. Al revisar los residuales normalizados de potencias activas no se encontraron valores sospechosos. En el caso de mediciones reactivas, las Tablas 2.7 muestran los resultados obtenidos.

Tabla 2.7.1. Caso 6 residuales normalizados (Q)

Mediciones Sospechosas	r_N Residuales mayores	Tipo	J
ESC-230	5.38	Sospechosa	282
VDG-400	5.30	Sospechosa	
VDG-ESC-230(Q)	1.28	Normal	
ESC-VDG-230(Q)	0.89	Normal	
VDG 400/230(Q)	0.69	Normal	

Tabla 2.7.2. Caso 6 residuales simples (Q)

Máximos residuales	r_2 Residuales con error	r_1 Residuales sin error	$r_2 - r_1$
REC 400/U34(Q)	0.103	0.001	0.102
REC U34/400(Q)	0.100	0.001	0.099
VDG-400	0.097	0.006	0.091
FRO-VDG-400(Q)	0.109	0.029	0.080
ESC-230	0.072	0.006	0.066

Tabla 2.7.3. Caso 6 Columnas de matrices de sensibilidad (Q)			
Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad típica	Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad normalizada
VDG-FRO-400(Q)	0.771	ESC-230	79.641
VDG-400	0.494	VDG-400	78.439
ESC-230	0.477	VDG-FRO-400(Q)	5.622
FRO-REC-400(Q)	0.335	MON-ESC-230(Q)	5.535
REC-FRO-400(Q)	0.229	VDG 400/230(Q)	3.915

Observaciones:

Se puede notar que el error se propaga sobre otra medición de voltaje indistintamente del nivel de tensión.

Caso 7. Sesgo de una medición entre mediciones verdaderas.

Con objeto de apreciar la mejor propagación de un error anormal, sin la influencia del error aleatorio de mediciones vecinas; se realiza el caso siguiente.

Se simula un error anormal de 20σ en la medición de potencia activa y reactiva REC-FRO-400. El resto de las mediciones presentan un valor sin error aleatorio (valor verdadero de una corrida de flujos). El estimador concluye con un índice J igual a 414

identificando la medición de potencia activa REC-FRO-400(P). Las tablas 2.8 Y 2.9 muestran estos resultados.

Tabla 2.8.1. Caso 7 mediciones activas			
Mediciones sospechosas	r_N Residuales mayores	Tipo	J
REC-FRO-400(P)	4.24	Sospechosa	414
FRO-REC-400(P)	3.20	Sospechosa	
NUR-MON-230(P)	0.995	Normal	
MON-NUR-230(P)	0.96	Normal	
NAV-NUR-230(P)	0.34	Normal	

Tabla 2.8.2. Caso 7 mediciones activas			
Máximos residuales sencillos	r_2 Residuales con error	r_1 Residuales sin error	$r_2 - r_1$
REC-FRO-400(P)	0.683	0.025	0.658
FRO-400	0.589	0.069	0.520
FRO-REC-400(P)	0.516	0.034	0.481
REC 400/U34(P)	0.000	0.102	0.102
REC U34/400	0.000	0.101	0.101

Tabla 2.8.3. Caso 7 Columnas de matrices de sensibilidad (P)

Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad típica	Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad normalizada
REC-FRO-400(P)	0.567	REC-FRO-400(P)	3.52
FRO-400	0.490	FRO-REC-400(P)	2.686
FRO-REC-400(P)	0.433	MON-NUR-400(P)	0.777
NUR-MON-230(P)	0.077	NUR-MON-230(P)	0.777
MON-NUR-230(P)	0.077	FRO 230/400(P)	0.291

Tabla 2.9.1. Caso 7 mediciones reactivas

Mediciones sospechosas	r_N Residuales mayores	Tipo	J
REC-FRO-400(Q)	3.83	Sospechosa	414
FRO-REC-400(Q)	3.00	Sospechosa	
NUR-MON-230(Q)	0.89	Normal	
MON-NUR-230(Q)	0.72	Normal	
REC 230/400(Q)	0.50	Normal	

Tabla 2.9.2. Caso 7 mediciones reactivas

Máximos residuales sencillos	r_2 Residuales con error	r_1 Residuales sin error	$r_2 - r_1$
REC-FRO-400(Q)	0.683	0.019	0.664
ESC-230	0.589	0.006	0.583
FRO-REC-400(Q)	0.516	0.018	0.498
NUR-MON-230(Q)	0.098	0.001	0.098
MON-NUR-230(Q)	0.095	0.003	0.092

Tabla 2.9.3. Caso 7 Columnas de matrices de sensibilidad (Q)

Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad típica	Mediciones	Valores ordenados de la matriz de sensibilidad normalizada
REC-FRO-400(Q)	0.557	REC-FRO-400(Q)	3.488
FRO-REC-400(Q)	0.440	FRO-REC-400(Q)	2.750
REC 400/230(Q)	0.071	MON-NUR-400(Q)	0.716
REC 230/400(Q)	0.071	NUR-MON-230(Q)	0.707
MON-NUR-230(Q)	0.069	REC 400/230(Q)	0.432

2.9 Análisis de la propagación de errores

En los casos presentados se puede observar que la propagación de errores anormales se rige más por la matriz de sensibilidad normalizada y no por la matriz de sensibilidad típica.

También se confirma que la propagación de un error anormal se realiza sobre mediciones del mismo tipo de la medición anormal.

El error anormal en una medición en una línea de transmisión tiende a propagarse sobre la medición vecina de la misma línea. De las pruebas realizadas se

observa que el comportamiento anterior se mantiene solamente para los primeros tres residuos normalizados.

Se puede apreciar que a medida que crece la magnitud del error, el arreglo de los residuales normalizados tiende a seguir más fielmente los valores ordenados de la columna correspondiente de la matriz de sensibilidad normalizada. Un fenómeno similar al anterior se presenta cuando se da mayor ponderación a una medición.

Todo lo anterior relaciona la dependencia del comportamiento del error con la precisión de la medición involucrada. De esta manera una medición con una baja precisión (baja ponderación) dificultará la propagación del error y será más difícil su identificación.

Un caso especial de este comportamiento son las mediciones críticas y puntos de apalancamiento (Capítulo 5), que son mediciones que aún teniendo un dato anormal no pueden reflejar en el índice de funcionamiento J su valor anormal.

En el proceso de implantación del estimador es muy importante conocer previamente que tipos de mediciones pueden comportarse como críticas ó puntos de apalancamiento.

CAPITULO 3

IMPACTO DE LA CALIDAD DE LA INFORMACION EN EL ESTIMADOR DE ESTADO

Introducción

En este capítulo se presenta la forma en que impacta la calidad de la información recibida en un Centro de Control sobre los resultados que se obtienen en el Procesador de Información en Tiempo Real.

Una función importante e inherente al proceso de estimación es la del filtrado de las mediciones procesadas. Lo anterior proviene del ajuste que el estimador realiza al procesar las mediciones y calcular el mejor estimado del estado, de acuerdo a la precisión del equipo de medición.

Estos conceptos resaltan la importancia de tener una adecuada calidad de información y su modelación para lograr los objetivos de seguridad y confiabilidad en las funciones de aplicación. Lo anterior hace ostensible la importancia de sintonizar correctamente las características estadísticas del estimador.

En una aplicación práctica es muy importante la presentación de resultados en una forma apropiada. El resultado de la estimación debe reflejar la calidad del valor estimado. A través del intervalo de confianza se puede establecer un rango en donde se encuentra el valor verdadero de la variable estimada.

3.1 Procesador de información

En el procesamiento de información en tiempo real en un sistema de potencia (SEP) es importante conocer la calidad de la información que se recibe en el Centro de Control. Lo anterior permite modelar adecuadamente la incertidumbre inherente al equipo de medición .

La modelación adecuada de los diversos elementos y equipos de medición del SEP permite el funcionamiento correcto del estimador de estado. En caso contrario, el estimador puede enfrentar problemas de convergencia, así como tener problemas en la identificación de mediciones anormales.

La presencia de una incompatibilidad entre la precisión de las mediciones recibidas en el Centro de Control y el modelado de la incertidumbre del equipo de medición impacta la confiabilidad del procesador de información. Lo anterior puede provocar problemas en la utilización de los resultados del estimador en programas de aplicación (Despacho económico, Análisis de seguridad, etc.). Esto es especialmente crítico cuando se tiene un esquema de medición en baja precisión.

En la operación de los sistemas de potencia es necesario contar con mediciones de calidad para las diferentes variables del sistema; voltajes, flujos de potencia activa y reactiva e inyecciones nodales de carga ó generación. Lo cual permite integrar una base de datos más confiable del sistema de potencia supervisado. Por lo general, la mayoría de las mediciones son captadas en el Centro de Control a través de un sistema de telemedición. La información de la base de datos es procesada y validada mediante un estimador de estado para ser utilizada en la supervisión y el control del sistema eléctrico.

La medición de variables es el resultado de la interacción de instrumentos y procesos. Los diversos elementos que intervienen en la medición pueden ser:

transformadores de instrumentos, transductores y convertidores de señales. Todos estos elementos contribuyen en cierta manera a introducir errores en la base de datos. Por lo general, la precisión de los instrumentos de medición tiende a disminuir con el tiempo o debido a las condiciones adversas del medio ambiente; como la temperatura y la contaminación. Lo anterior provoca que sea indispensable la inspección y calibración del conjunto de elementos que intervienen en el proceso de medición. Por otro lado, en muchas ocasiones el equipo de medición utilizado es de baja precisión, por lo que aún cuando esté bien calibrado proporciona variables medidas de baja calidad.

3.2 Mediciones en el proceso de estimación

3.2.1 Análisis de errores

Las mediciones analógicas contienen generalmente errores que pueden ser clasificados de la siguiente forma:

- i) Errores aleatorios. Los cuales dependerán en primera instancia de la precisión de los instrumentos utilizados en el proceso de telemedición. Por lo general, estos errores son sin sesgo y con una distribución normal. Su desviación estándar sólo puede reducirse a través de la selección de instrumentos de mayor calidad.
- ii) Errores sistemáticos. Estos errores pueden generarse por las siguientes causas: la tendencia al deterioro del instrumento a través del tiempo, la temperatura y condiciones del medio ambiente, y las no-linealidades de los instrumentos de medición; todo lo anterior produce la descalibración del equipo de medición.
- iii) Errores de instalación. Estos se originan por el empleo de instrumentos con razones de transformación inadecuadas, valores nominales de transductores, coeficientes de escalamiento y ocasionalmente errores de polaridad.
- iv) Errores intermitentes. Estos son provocados principalmente por interferencias en

las comunicaciones y fallas parciales ó temporales del esquema de telemedición.

3.2.2 Ponderación de mediciones

En el proceso de estimación de estado se resuelve iterativamente la siguiente expresión linealizada.

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z} \quad (3.1)$$

en donde $\hat{\mathbf{x}}$ representa el vector de estado del sistema, \mathbf{H} es la matriz jacobiana de las mediciones, \mathbf{z} un vector de mediciones del sistema y \mathbf{R} es una matriz diagonal que representa la matriz de covariancia de los errores aleatorios del equipo de medición.

La ponderación de las mediciones de voltaje, flujos de potencia en líneas, inyecciones y taps de transformadores se realiza mediante el recíproco de las variancias de mediciones (σ^2).

$$P_i = \frac{1}{\sigma_i^2} \quad (3.2)$$

Lo anterior permite que los valores estimados se calculen dando mayor peso (ponderación) a las mediciones con mayor precisión (menor σ), proporcionando de esta manera mejores estimaciones si estas mediciones no contienen un error anormal.

El error máximo de la medición (3σ) puede ser definido por la expresión (3.3).

$$3 * \sigma = \text{alfa} * \mathbf{B} + \beta * \text{FS} \quad (3.3)$$

Los términos anteriores representan respectivamente el error máximo proporcional al valor de la variable medida ($\text{alfa} * \mathbf{B}$) y el segundo término define el error máximo dependiente de la escala del equipo de medición ($\beta * \text{FS}$). Los valores de alfa y β dependerán de la precisión de transformadores de instrumentos,

convertidores analógico/digital, transductores y el sistema de comunicación.

Como la precisión del esquema de medición está definida a través de la ponderación asignada a las mediciones, según la lógica anteriormente expuesta, si los valores son muy pequeños, ó muy grandes, la presencia de un dato anormal pudiera ser falsamente indicada, o pasar sin ser detectada.

3.3 Calidad de información y modelado de la precisión del equipo de medición

En esta sección se mostrará a través de diversos casos el impacto de la calidad del esquema de medición sobre los resultados de la ejecución de un estimador de estado.

También, se revisa el impacto de la incompatibilidad entre la precisión modelada y la calidad de la información que se recibe en el Centro de Control.

Los resultados de las pruebas anteriores permiten establecer criterios generales, de manera que un operador de sistema pueda analizar adecuadamente las situaciones que se presentan en la supervisión diaria del sistema de potencia a su cargo.

3.3.1 Casos de Estudio

Caso 1 (base)

El caso base comprende el estudio de la zona Coahuila del Area de Control Noreste de CFE mostrado en la Figura 3.1. El esquema de medición utilizado en este caso se resume en la siguiente forma :

Mediciones de potencia activa:

Flujo de potencia en líneas y transformadores28

Inyecciones nodales.....2

Mediciones reactivas:

Flujo de potencia en líneas y transformadores.....	28
Inyecciones nodales.....	0
Magnitud de voltaje.....	4
Posición de tap.....	5
Total de mediciones.....	67

Las variables de estado son la magnitud y el ángulo de fase de los voltajes nodales del sistema. El esquema de medición posee cuarenta y cuatro grados de libertad. El intervalo de confianza - para una distribución Ji-cuadrada y una probabilidad de 99% - tiene límites inferior y superior de confianza con valor de 24 y 72.5 respectivamente. El valor del índice t para una distribución t-student 44 grados de libertad es 2.69.

Las mediciones del sistema se simulan a partir de una corrida de flujos, generando errores aleatorios con una distribución uniforme. Las mediciones son simuladas con un error máximo de 2.5%. El error en los voltajes es menor al anterior.

En las siguientes tablas se muestran los resultados de la corrida del estimador de estado. Se utilizan las siguientes nomenclaturas.

VER	valor obtenido del estudio de flujos.
MED	valor simulado de la medición.
EST	valor estimado del flujo.
RES	residual entre el valor medido y el estimado.

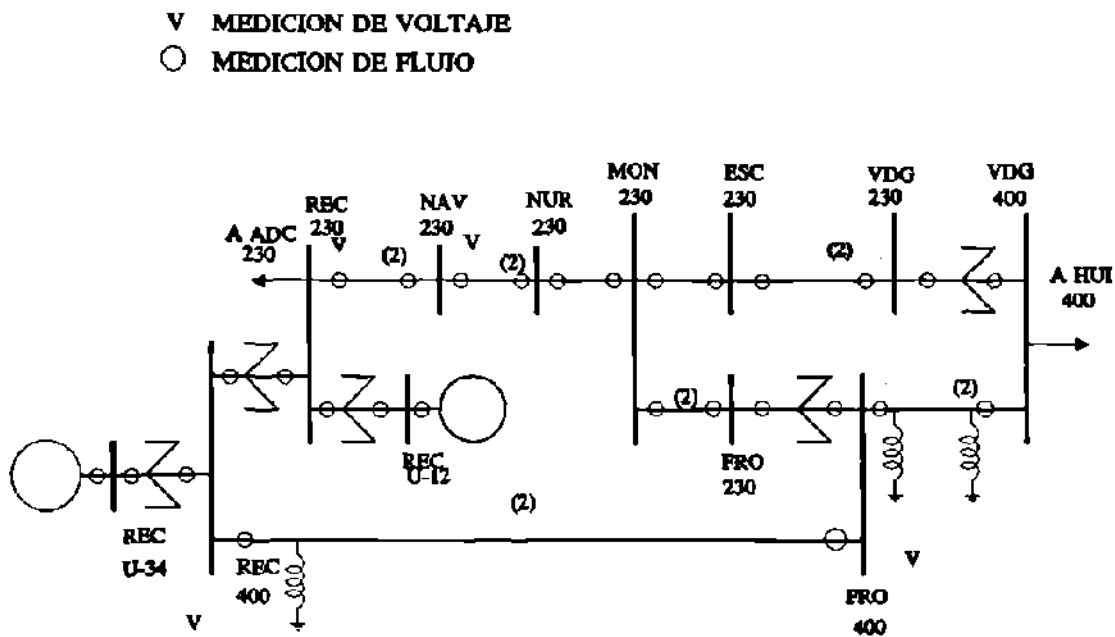


Fig. 3.1 Esquema de medición en la Zona Coahuila

El estimador converge en tres iteraciones con un índice J de 43.4, aceptando en consecuencia los resultados estimados. Las Tablas 3.1 muestran los resultados de este caso.

Tabla 3.1V voltajes (Kv)

	Verdadero	Medidos	Estimados	Residual
REC-400	405.10	404.81	405.15	0.35
FRO-400	403.20	403.98	403.51	0.48
REC-230	230.70	230.69	230.62	0.07
NAV-230	229.20	228.99	229.12	0.13
NUR-230	225.00		224.86	
MON-230	227.20		227.25	
ESC-230	227.40		227.40	
VDG-230	227.90		227.93	
VDG-400	401.80		402.22	
FRO-230	227.80		227.89	
REC-U34	20.40		19.95	
REC-U12	20.20		20.64	

Tabla 3.1F flujos de potencia

	Activa (MW)				Reactiva (MVAR)			
	VER	MED	EST	RES	VER	MED	EST	RES
REC-FRO-400	364.2	359.1	360.1	-1.0	20.2	20.0	19.7	0.3
FRO-REC-400	-359.3	-351.2	-355.3	4.1	-16.9	-17.0	-16.5	
REC-FRO-400	364.2	367.5	360.1	7.4	-56.8	-57.5	-57.2	-0.3
FRO-REC-400	-359.3	-362.5	-355.3	-7.3	-16.9	-17.3	-16.5	-0.8
REC-NAV-230	214.0	218.7	215.8	2.9	30.2	30.0	29.9	0.1
NAV-REC-230	-213.3	-212.1	-215.0	3.0	-33.5	-33.0	-33.1	0.1
NAV-NUR-230	159.2	159.3	161.0	-1.7	4.6	4.7	4.8	-0.1
NUR-NAV-230	-156.4	-159.0	-158.2	-0.8	0.8	0.8	1.0	-0.1
NUR-MON-230	102.4	100.0	100.7	-0.7	-28.0	-28.4	-28.5	0.1
MON-NUR-230	-100.4	-98.2	-98.8	0.6	21.3	21.5	21.4	0.1
MON-ESC-230	89.5	89.6	88.8	0.9	-21.7	-21.2	-21.6	0.4
ESC-MON-230	-87.5	-88.2	-86.8	-1.4	7.4	7.5	7.1	0.3
ESC-VDG-230	135.5	132.2	133.3	-1.2	-40.7	-41.5	-41.0	-0.5
VDG-ESC-230	-135.1	-134.3	-132.9	-1.4	33.7	33.4	33.9	-0.6
FRO-VDG-400	594.3	581.4	588.0	-6.6	-49.9	-49.8	-50.5	0.7
VDG-FRO-400	-588.4	-586.0	-582.4	-3.6	-52.1	-52.8	-53.5	0.7
FRO-MON-230	61.8	62.4	62.1	0.2	32.1	32.1	31.9	0.2
MON-FRO-230	-61.7	-62.0	-62.1	0.1	-36.7	-36.3	-36.5	0.2
REC 400/230	-174.4	-178.2	-177.7	-0.5	39.3	38.9	39.2	-0.3
REC 230/400	174.4	177.5	177.7	-0.2	-30.5	-30.2	-30.0	-0.2
REC 400/U34	-600.0	-600.8	-594.5	-6.3	-22.5	-22.1	-22.9	0.7
REC U34/400	600.0	587.8	594.5	-6.7	75.4	75.3	74.6	0.7
REC 230/U12	-600.0	-604.6	-600.8	-3.9	-22.1	-22.5	-22.9	0.4
REC U12/230	600.0	597.5	600.8	-3.3	74.9	76.5	76.1	0.4
FRO 400/230	124.3	125.6	126.0	-0.4	84.7	82.8	84.6	-1.8
FRO 230/400	-124.3	-126.9	-126.0	-0.9	-80.0	-81.6	-79.8	-1.0
VDG 400/230	308.6	312.7	310.2	2.5	75.8	75.8	75.9	-0.1
VDG 230/400	-308.6	-305.0	-310.2	5.2	-54.8	-54.8	-54.7	-0.1

Tabla 3.1D desviación estándar de flujos de potencia

	Activa (MW)		Reactiva (MVAR)	
	MED	EST	MED	EST
REC-FRO-400	4.80	1.69	4.80	3.21
FRO-REC-400	4.80	1.69	4.80	3.15
REC-FRO-400	4.80	1.69	4.80	3.16
FRO-REC-400	4.80	1.69	4.80	3.15
REC-NAV-230	1.20	0.85	1.20	0.85
NAV-REC-230	1.20	0.85	1.20	0.85
NAV-NUR-230	1.20	0.79	1.20	0.85
NUR-NAV-230	1.20	0.79	1.20	0.85
NUR-MON-230	1.20	0.69	1.20	0.85
MON-NUR-230	1.20	0.69	1.20	0.86
MON-ESC-230	1.20	0.44	1.20	0.86
ESC-MON-230	1.20	0.44	1.20	0.84
ESC-VDG-230	1.20	0.85	1.20	0.85
VDG-ESC-230	1.20	0.85	1.20	0.85
FRO-VDG-400	3.60	2.37	3.60	2.58
VDG-FRO-400	3.60	2.37	3.60	2.52
FRO-MON-230	1.20	0.85	1.20	0.85
MON-FRO-230	1.20	0.85	1.20	0.85
REC 400/230	1.20	0.84	4.80	3.39
REC 230/400	1.20	0.84	4.80	3.39
REC 400/U34	4.80	3.31	4.80	3.39
REC U34/400	4.80	3.31	4.80	3.39
REC 230/U12	4.80	3.31	1.20	0.85
REC U12/230	4.80	3.31	1.20	0.85
FRO 400/230	1.20	0.84	1.20	0.85
FRO 230/400	1.20	0.84	1.20	0.85
VDG 400/230	3.60	2.38	1.20	0.85
VDG 230/400	3.60	2.38	1.20	0.85

Caso 2. Modelación con error máximo del 2.5%

Con referencia al caso base, se simula un error máximo en las mediciones de potencia activa y reactiva del 5%. El esquema de medición para este caso es modelado con una precisión del 2.5%. Lo anterior impactará, según lo anteriormente visto, en el cálculo de la desviación estándar del equipo de medición.

En este caso se tiene que el estimador converge con un índice J de 171.6, detectando e identificando a la medición activa NAV-REC-230 como anormal. Las Tablas 3.2 muestran resultados de los valores estimados.

Observaciones:

Al comparar los resultados de flujos de este caso con el caso base se puede observar que se incrementa la diferencia entre los valores verdaderos estimados. Aparentemente, el error máximo no influye en forma significativa sobre los valores estimados de los voltajes, los estimados en el caso base y en este caso son prácticamente iguales. Al parecer el estimador es lo suficientemente robusto para afrontar este incremento en el error de las mediciones de flujos.

También se observa que el estimador detecta el incremento en el error máximo del esquema de medición a través de la detección y posterior identificación de la medición de flujo activo NAV-REC-250.

Una situación similar a la presente provocaría que el estimador eliminara diferentes mediciones, interpretadas como anormales, corriéndose el riesgo de caer en una situación de inobservabilidad. Este caso muestra el impacto de la inconsistencia entre la modelación del esquema de medición y los datos recibidos en el Centro de Control.

Tabla 3.2F flujos de potencia

	Activa (MW)				Reactiva (MVAR)			
	VER	MED	EST	RES	VER	MED	EST	RES
REC-FRO-400	364.2	354.0	356.1	-2.1	20.2	19.9	19.7	0.2
FRO-REC-400	-359.3	-343.2	-351.4	8.3	-16.9	-17.1	-17.1	0.0
REC-FRO-400	364.2	370.7	356.1	14.7	-56.8	-58.3	-57.9	0.4
FRO-REC-400	-359.3	-365.8	-351.4	-14.4	-16.9	-17.7	-17.1	-0.6
REC-NAV-230	214.0	223.3	217.5	5.8	30.2	29.8	29.6	0.1
NAV-REC-230	-213.3	-210.8	-216.8	6.0	-33.5	-32.6	-32.8	0.1
NAV-NUR-230	159.2	159.5	162.8	-3.3	4.6	4.8	5.1	-0.3
NUR-NAV-230	-156.4	-161.6	-159.9	-1.7	0.8	0.9	1.1	-0.3
NUR-MON-230	102.4	97.6	99.0	-1.4	-28.0	-28.7	-28.9	0.2
MON-NUR-230	-100.4	-95.9	-97.1	1.2	21.3	21.7	21.5	0.2
MON-ESC-230	89.5	89.7	88.2	1.6	-21.7	-20.7	-21.5	0.7
ESC-MON-230	-87.5	-89.0	-86.2	-2.8	7.4	7.5	6.8	0.7
ESC-VDG-230	135.5	128.8	131.2	-2.3	-40.7	-42.3	-41.2	-1.1
VDG-ESC-230	-135.1	-133.5	-130.8	-2.7	33.7	33.0	34.1	-1.1
FRO-VDG-400	594.3	568.5	581.6	-13.1	-49.9	-49.6	-50.8	1.7
VDG-FRO-400	-588.4	-583.6	-576.1	-7.4	-52.1	-53.5	-54.7	1.3
FRO-MON-230	61.8	62.9	62.5	0.5	32.1	32.0	31.6	0.4
MON-FRO-230	-61.7	-62.3	-62.4	0.1	-36.7	-35.8	-36.2	0.4
REC 400/230	-174.4	-181.9	-180.9	-1.1	39.3	38	39.2	-0.7
REC 230/400	174.4	180.5	180.9	-0.4	-30.5	-30.0	-29.6	-0.4
REC 400/U34	-600.0	-601.6	-588.8	-12.8	-22.5	-21.8	-23.1	1.4
REC U34/400	600.0	575.5	588.8	-13.3	75.4	75.3	74.0	1.3
REC 230/U12	-600.0	-609.2	-601.6	-7.7	-22.1	-22.9	-23.8	0.8
REC U12/230	600.0	595.0	601.6	-6.6	74.9	78.0	77.1	0.9
FRO 400/230	124.3	126.8	127.6	-0.8	84.7	80.9	84.5	-3.6
FRO 230/400	-124.3	-129.4	-127.6	-1.8	-80.0	-83.2	-79.7	-3.5
VDG 400/230	308.6	316.7	311.7	5.1	75.8	75.8	76.0	-0.2
VDG 230/400	-308.6	-301.3	-311.7	10.4	-54.8	-54.9	-54.7	-0.2

Tabla 3.2V voltajes (Kv)				
	Verdadero	Medidos	Estimados	Residual
REC-400	405.10	404.81	405.03	0.23
FRO-400	403.20	403.98	403.51	0.48
REC-230	230.70	230.69	230.64	0.05
NAV-230	229.20	228.99	229.14	0.15
NUR-230	225.00		224.83	
MON-230	227.20		227.36	
ESC-230	227.40		227.40	
VDG-230	227.90		228.01	
VDG-400	401.80		402.22	
FRO-230	227.80		228.00	
REC-U34	20.40		19.52	
REC-U12	20.20		21.10	

Caso 3. Modelación con error máximo del 5%

Con referencia al caso anterior se realiza la modelación del equipo de medición con un error máximo del 5%. El estimador converge con un índice J igual a 45.5, aceptando en consecuencia los resultados del estimador. Las Tablas 3.3 muestran los valores estimados resultantes.

Observaciones:

De la Tabla 3.3d se puede observar que la banda de incertidumbre (desviación estándar) de los valores estimados se incrementa conforme crece el error de medición. En esta tabla se comparan las desviaciones estándar de valores estimados del caso 1 con los valores correspondientes del caso 3.

Se tiene que a diferencia del caso anterior, en este caso el estimador no encuentra un error anormal en la base de datos. Lo anterior se debe a la modificación del valor de la desviación estándar del equipo de medición. Es decir, al tener una mayor incertidumbre modelada en los medidores se admiten como correctas las mediciones con un error de medición aleatorio mucho mayor.

El punto anterior establece una situación de alerta en la sintonización del estimador de estado, ya que se deberá tener suficiente información sobre la precisión de las mediciones que llegan al Centro de Control con objeto de seleccionar adecuadamente los factores de ponderación en el proceso de estimación.

Se puede observar que los flujos estimados en este caso (Tabla 3.3F) y en el caso base difieren sensiblemente en valor. Por otra parte, no se observa una variación apreciable en los voltajes (Tabla 3.3V).

Tabla 3.3F flujos de potencia

	Activa (MW)				Reactiva (MVAR)			
	VER	MED	EST	RES	VER	MED	EST	RES
REC-FRO-400	364.2	354.0	356.1	-2.1	20.2	19.9	18.2	1.6
FRO-REC-400	-359.3	-343.2	-351.3	8.3	-16.9	-17.1	-16.4	-0.7
REC-FRO-400	364.2	370.7	356.0	14.7	-56.8	-58.3	-58.6	0.4
FRO-REC-400	-359.3	-365.8	-351.3	-14.4	-16.9	-17.7	-16.4	-1.3
REC-NAV-230	214.0	223.3	217.5	5.8	30.2	29.8	29.6	0.1
NAV-REC-230	-213.3	-210.8	-216.8	6.0	-33.5	-32.6	-32.8	0.2
NAV-NUR-230	159.2	159.5	162.8	-3.3	4.6	4.8	5.1	-0.3
NUR-NAV-230	-156.4	-161.6	-159.9	-1.7	0.8	0.9	1.2	-0.3
NUR-MON-230	102.4	97.6	99.0	-1.4	-28.0	-28.7	-28.9	0.2
MON-NUR-230	-100.4	-95.9	-97.1	1.2	21.3	21.7	21.5	0.1
MON-ESC-230	89.5	89.7	88.1	1.6	-21.7	-20.7	-21.5	0.8
ESC-MON-230	-87.5	-89.0	-86.2	-2.8	7.4	7.5	6.9	0.7
ESC-VDG-230	135.5	128.8	131.2	-2.3	-40.7	-42.3	-41.2	-1.1
VDG-ESC-230	-135.1	-133.5	-130.8	-2.7	33.7	33.0	34.1	-1.1
FRO-VDG-400	594.3	568.5	581.6	-13.1	-49.9	-49.6	-50.8	1.2
VDG-FRO-400	-588.4	-583.6	-576.2	-7.4	-52.1	-53.5	-54.9	1.4
FRO-MON-230	61.8	62.9	62.5	0.5	32.1	32.0	31.6	0.4
MON-FRO-230	-61.7	-62.3	-62.4	0.1	-36.7	-35.8	-36.2	0.4
REC 400/230	-174.4	-181.9	-180.9	-1.1	39.3	38.5	39.6	-1.2
REC 230/400	174.4	180.5	180.9	-0.4	-30.5	-30.0	-30.1	0.1
REC 400/U34	-600.0	-601.6	-590.0	-11.6	-22.5	-21.8	-23.0	1.3
REC U34/400	600.0	575.5	590.0	-14.5	75.4	75.3	74.1	1.2
REC 230/U12	-600.0	-609.2	-599.8	-9.4	-22.1	-22.9	-23.8	1.0
REC U12/230	600.0	595.0	599.8	-4.9	74.9	78.0	77.0	1.0
FRO 400/230	124.3	126.8	127.6	-0.8	84.7	80.9	84.5	-3.6
FRO 230/400	-124.3	-129.4	-127.6	-1.8	-80.0	-83.2	-79.7	-3.5
VDG 400/230	308.6	316.7	311.7	5.0	75.8	75.8	76.0	-0.2
VDG 230/400	-308.6	-301.3	-311.7	10.4	-54.8	-54.9	-54.7	-0.2

Tabla 3.3V voltajes (Kv)

	Verdadero	Medidos	Estimados	Residual
REC-400	405.10	404.81	404.93	0.13
FRO-400	403.20	403.98	403.64	0.34
REC-230	230.70	230.69	230.65	0.04
NAV-230	229.20	228.99	229.15	0.16
NUR-230	225.00		224.84	
MON-230	227.20		227.37	
ESC-230	227.40		227.50	
VDG-230	227.90		228.05	
VDG-400	401.80		402.35	
FRO-230	227.80		228.02	
REC-U34	20.40		19.52	
REC-U12	20.20		21.10	

Tabla 3.3D desviación estándar de flujos de potencia

	Activa (MW)		Reactiva (MVAR)	
	EST(1)	EST(3)	EST(1)	EST(3)
REC-FRO-400	1.69	3.65	3.21	7.47
FRO-REC-400	1.69	3.65	3.15	7.29
REC-FRO-400	1.69	3.65	3.16	7.58
FRO-REC-400	1.69	3.65	3.15	7.29
REC-NAV-230	0.85	1.83	0.85	1.84
NAV-REC-230	0.85	1.83	0.85	1.84
NAV-NUR-230	0.79	1.72	0.85	1.84
NUR-NAV-230	0.79	1.72	0.85	1.84
NUR-MON-230	0.69	1.50	0.85	1.85
MON-NUR-230	0.69	1.50	0.84	1.84
MON-ESC-230	0.44	0.96	0.86	1.86
ESC-MON-230	0.44	0.96	0.84	1.83
ESC-VDG-230	0.85	1.83	0.85	1.84
VDG-ESC-230	0.85	1.83	0.85	1.84
FRO-VDG-400	2.37	5.14	2.58	5.77
VDG-FRO-400	2.37	5.14	2.52	5.66
FRO-MON-230	0.85	1.83	0.85	1.84
MON-FRO-230	0.85	1.83	0.85	1.84
REC 400/230	0.84	1.82	3.39	7.34
REC 230/400	0.84	1.82	3.39	7.34
REC 400/U34	3.31	6.69	3.39	7.35
REC U34/400	3.31	6.69	3.39	7.35
REC 230/U12	3.31	6.69	0.85	1.84
REC U12/230	3.31	6.69	0.85	1.84
FRO 400/230	0.84	1.81	0.85	1.84
FRO 230/400	0.84	1.81	0.85	1.84
VDG 400/230	2.38	5.16	0.85	1.84
VDG 230/400	2.38	5.16	0.85	1.84

Caso 4. Error máximo del 5% en medición de voltaje

Con referencia al caso base se simula la utilización de mediciones de baja calidad en las mediciones de voltaje (error máximo aleatorio del 5%). La desviación estándar de las mediciones de voltaje se modifica apropiadamente para admitir esta incertidumbre.

El estimador converge en 10 iteraciones con un índice J igual a 52.4, aceptando estadísticamente los resultados. La Tabla 3.4v muestra los valores estimados de voltajes.

Tabla 3.4V voltajes (Kv)				
	Verdadero	Medidos	Estimados	Residual
REC-400	405.10	397.77	405.31	7.54
FRO-400	403.20	422.82	403.75	19.07
REC-230	230.70	237.62	231.99	5.63
NAV-230	229.20	223.84	230.50	6.66
NUR-230	225.00		226.25	
MON-230	227.20		228.59	
ESC-230	227.40		228.69	
VDG-230	227.90		229.22	
VDG-400	401.80		402.47	
FRO-230	227.80		229.23	
REC-U34	20.40		19.96	
REC-U12	20.20		20.76	

Observaciones:

Como se puede apreciar de la Tabla 3.4v, la presencia de mediciones de voltaje de mala calidad produce una mayor desviación, respecto al caso base, de los voltajes estimados con respecto a su valor medido.

Por otro lado en la Tabla 3.4v se observa que aún y que los voltajes medidos difieren significativamente del valor verdadero, los valores estimados están muy cerca (menor a 1.3 Kv.) de los valores correctos. Esto se atribuye a la influencia de la buena calidad (2.5 por ciento de precisión) de las mediciones de los flujos de potencia que permiten definir el perfil de voltaje que mejor se ajusta a la condición operativa.

En este caso se aprecia ampliamente la utilidad del estimador de estado como filtro para la información de baja calidad.

Caso 5. Medición de voltaje con baja calidad

Con referencia al caso base se analiza el caso donde sólo se tiene una medición de voltaje y ésta es de baja calidad (5% error máximo). En este caso la modelación de desviaciones estándar es congruente con la precisión de las mediciones recibidas en el Centro de Control. En las condiciones anteriores el estimador de estado no converge.

Observaciones:

De las pruebas realizadas se concluye que la convergencia del proceso de estimación de estado se dificulta a medida que las mediciones de voltaje son menos precisas.

La no convergencia de este caso se atribuye al hecho de que al tener menor precisión la única medición de voltaje, la referencia necesaria para la solución del modelo reactivo tiende a debilitarse, haciendo menos robusto el proceso de estimación y produciendo en este caso el problema de convergencia.

Esta situación de no convergencia se resuelve al incluir mediciones adicionales de voltajes, como se muestra en el caso 4. Sin embargo, debe notarse que en ese caso también el número de iteraciones era elevado (10).

Los resultados del caso resaltan la importancia de contar con una adecuada redundancia en las mediciones de voltaje, de manera de obtener un proceso de convergencia más confiable.

Caso 6. Prueba de detección con baja calidad en información

Se realizan varias pruebas, a partir del caso base, variando la magnitud del error anormal en la medición. Lo anterior se repite en casos posteriores para diferentes escenarios de modelación para la precisión de las mediciones. La Tabla 3.5 resume los resultados de las pruebas.

Observaciones:

Se puede concluir que a medida que la calidad de información es menor la capacidad del estimador para identificar un error anormal disminuye. Es decir, a medida que la calidad es menor se requieren errores anormales de mayor magnitud para que éstos sean correctamente identificados. Otro aspecto importante a resaltar es que en la puesta en operación del estimador de estado se debe determinar una banda en la que sea factible realizar la detección de errores anormales en las mediciones.

Tabla 3.5 identificación de errores anormales con respecto a la calidad de información

ERROR MAXIMO ALEATORIO	ERROR ANORMAL	ITERACIONES	J	IDENTIFICA
2.5%	5 σ	3	62.7	*
	5.5 σ	3	67.8	*
	6 σ	3	73.4	FRO-VDG-400(P)
5%	5 σ	4	174.8	NAV-REC-230(P)
	6 σ	4	185.9	NAV-REC-230(P)
	8 σ	4	213.5	NAV-REC-230(P)
	8.5 σ	4	221.6	FRO-VDG-400(P)
10%	8 σ	4	644.0	NAV-REC-230(P)
	8.5 σ	4	669.8	NAV-REC-230(P)
	15 σ	4	822.3	NAV-REC-230(P)
	16 σ	4	851.6	NAV-REC-230(P)
	16.5 σ	4	867.5	NAV-REC-230(P)
	17 σ	4	883.9	FRO-VDG-400(P)

* - Indica medición no identificada

(P) - Indica medición activa

3.4 Análisis global de resultados

Del análisis de resultados en la pruebas realizadas se concluye; que el impacto de la inconsistencia entre la modelación del esquema de medición y los errores reales en mediciones puede producir que mediciones anormales no sean detectadas ó que mediciones normales sean identificadas como anormales, conllevando en consecuencia el riesgo de caer en una situación de inobservabilidad. Esto muestra la importancia de modelar adecuadamente la precisión del equipo de medición y hacerlo compatible con la calidad de la información recibida.

Los resultados obtenidos confirman que la banda de incertidumbre de los valores estimados se incrementa conforme crece el error de medición. Lo anterior muestra la importancia de presentar al operador un intervalo de confianza para el valor estimado. Este intervalo representa la precisión con la cual se están calculando las variables medidas. Así, si el estimador muestra resultados en un intervalo sumamente amplio, perderá valor el resultado, ya que el intervalo en que puede encontrarse el valor verdadero es tan amplio que lo hace poco confiable.

La redundancia de mediciones puede ayudar a reducir (filtrar) la incertidumbre de la salida, sin embargo en general si la calidad de la información es baja, el resultado también será de baja calidad. Esto puede permitir cuestionar la utilidad del estimador de estado como punto de partida para la determinación de estrategias de control.

Un aspecto importante relacionado con la precisión de mediciones de voltaje es la convergencia del proceso de estimación, las pruebas realizadas muestran problemas de convergencia a medida que las mediciones de voltaje son menos precisas. Esta situación se mejora al tener mayor número de mediciones de voltaje.

CAPITULO 4

PROCESAMIENTO DE ERRORES ANORMALES MÚLTIPLES EN UN ESTIMADOR DE ESTADO

Introducción

El objetivo de un algoritmo de identificación de errores es garantizar la confiabilidad de la base de datos procesada por el estimador de estado. En situaciones reales, aún y con el empleo de técnicas de pre-procesamiento de datos para filtrar la información, se reciben en el Centro de Control mediciones con errores anormales, también pueden presentarse errores en los parámetros de elementos o bien existir errores en la topología de la red por información incongruente del estado de interruptores. Para evitar la contaminación de la base de datos es fundamental que estos errores sean identificados y posteriormente se elimine su influencia del conjunto de mediciones. Lo anterior explica la necesidad de una función capaz de identificar datos anormales y su importancia en el proceso de estimación.

Para evaluar la eficiencia de diversos métodos de identificación de errores anormales se utilizan cinco criterios. Los primeros tres corresponden a los objetivos principales buscados por las formulaciones de identificación. Los otros dos se refieren a su disponibilidad práctica, es decir, a los requerimientos para su implantación.

- i) Localización de datos anormales: Se refiere a la confiabilidad para localizar datos anormales, o al menos proporcionar una lista de mediciones sospechosas, las cuales incluyan los datos anormales y algunas mediciones válidas.

- ii) **Corrección de la base de datos.** Es la capacidad para depurar la base de datos, lo cual es de gran importancia práctica y es una de las tareas esenciales en el proceso de estimación de estado.
- iii) **Reconocimiento de datos anormales no-identificables.** El algoritmo de identificación de errores debe estar en capacidad de elaborar una lista reducida de todas las mediciones sospechosas de ser anormales; y de alertar al operador del sistema de su incapacidad para identificar los datos sospechosos que han llegado a ser críticos, los cuales incluir tener errores anormales no-identificables.
- iv) **Requerimientos para la implantación.** Consideraciones prácticas en la implantación y diseño, tales como simplicidad, adaptabilidad a modificaciones del sistema, y capacidad de almacenamiento.
- v) **Tiempo de cómputo.** Deberá ser reducido para cumplir con los requerimientos para ejecución en tiempo real y su utilización en la supervisión del sistema.

4.1 Detección de mediciones anormales

Los criterios comunmente utilizados se basan en el análisis de residuales e índices de funcionamiento [14, 25, 27, 28, 30, 31, 32, 33, 35-39, 43, 44, 50, 51].

- i) vector de residuales ponderados $\underline{r}_w = (R^{-1})^{1/2} \underline{r}$
- ii) vector de residuales normalizados $\underline{r}_n = (D^{-1})^{1/2} \underline{r}$ con $D = \text{diag}(WR)$ donde D es la matriz de covariancia de residuales W es la matriz de sensibilidad de valores estimados
- iii) función de costos cuadráticos $J(x) = \underline{r}^T R^{-1} \underline{r}$

También es relevante resaltar que la capacidad del estimador para identificar errores anormales disminuye a medida que la calidad de información se reduce. Esto debe valorarse apropiadamente ya que la identificación de errores es una de las partes más importantes del procesador de información en tiempo real.

La detección de datos anormales se fundamenta en una prueba de hipótesis (HTI) que consiste en comparar $J(\hat{x})$, $|r_{wi}|$ o $|r_{Ni}|$ con un índice de detección λ .

4.2 Estimación de errores de medición

Con base en la relación entre el error de las cantidades medidas y el impacto que causa en los valores estimados de los residuales, es posible determinar un estimado del error en determinadas mediciones, identificando a estas como "mediciones sospechosas". El subíndice s identifica a estas mediciones, mientras que el subíndice t se asigna a mediciones estadísticamente "verdaderas" ($m-s$). De acuerdo a la separación anterior, el vector de errores y la matriz W pueden ser particionadas como sigue:

$$r = W e \quad (4.1)$$

$$e = [e_s^t \quad e_t^T]^T \quad s \leq k, \quad t = m - s \quad (4.2)$$

$$W = [W_s \quad W_t] \quad k = m - n \quad (4.3)$$

donde m es número de mediciones y n número de variables de estado. W_s es una matriz de dimensión $(m \times s)$, y W_t es una matriz de dimensión $(m \times t)$. De esta forma la ecuación 4.1 se transforma en

$$r = W_s e_s + W_t e_t \quad (4.4)$$

Como se puede observar el modelo de errores de medición (4.4) utiliza m relaciones, de las cuales sólo k son independientes; el resto de ellas $n = m - k$ son una combinación de las anteriores y no agregan información adicional. Así, se pueden manejar sólo p ($s \geq p \leq k$) relaciones independientes del total de las m que indica la ecuación (4.1).

$$\mathbf{r}_p = \mathbf{W}_p \mathbf{e} \quad (4.5)$$

donde \mathbf{W}_p tiene una dimensión ($p \times m$). Al usar la partición anterior se obtiene:

$$\mathbf{r}_p = \mathbf{W}_{ps} \mathbf{e}_s + \mathbf{W}_{pt} \mathbf{e}_t = \mathbf{W}_{ps} \mathbf{e}_s + \mathbf{d}_p \quad (4.6)$$

La expresión (4.6) representa un modelo lineal, donde \mathbf{e}_s es el vector a estimar, dadas las "mediciones" de los residuales \mathbf{r}_p y el "ruido estadístico" $\mathbf{d}_p = \mathbf{W}_{pt} \mathbf{e}_t$. La ecuación cuadrática ser minimizada tiene la siguiente forma:

$$\mathbf{J}(\hat{\mathbf{e}}_s) = (\mathbf{r}_p - \mathbf{W}_{ps} \hat{\mathbf{e}}_s)^T \mathbf{P} (\mathbf{r}_p - \mathbf{W}_{ps} \hat{\mathbf{e}}_s) \quad (4.7)$$

De la solución de (4.7) se deriva la siguiente expresión para el estimado de errores de medición.

$$\mathbf{e}_s = (\mathbf{W}_{ps}^T \mathbf{P} \mathbf{W}_{ps})^{-1} \mathbf{W}_{ps}^T \mathbf{P} \mathbf{r}_p \quad (4.8)$$

En general se pueden considerar dos casos, dependiendo de si p es mayor o igual que s . La matriz \mathbf{P} en (4.7) y (4.8) es una matriz de ponderación.

Se presentan a continuación tres métodos para la estimación, detección e identificación de errores anormales múltiples.

Se comparan su efectividad para identificar la anormalidad en varias mediciones. Asimismo, en la parte final de este capítulo se revisan varias alternativas para la estimación del tap en transformadores.

4.3 Identificación de errores múltiples por pruebas de hipótesis (HTI) [32]

Estimador de mediciones verdaderas (POE)

El igualar el número de mediciones a estimar el sesgo (p) con el número de

mediciones sospechosas (s) ($p=s$), la ecuación (4.8) se puede escribir como:

$$\hat{e}_s = (W_s^T P W_s)^{-1} W_s^T P r_s \quad (4.9)$$

y simplificando

$$\hat{e}_s = W_s^{-1} r_s = \Gamma_s r_s \quad (4.10)$$

4.3.1 Prueba de hipótesis para errores estimados

En este algoritmo se elabora una estrategia de identificación con un procedimiento de refinamiento sucesivo para las mediciones sospechosas. Esto se realiza a través de la selección en cada ciclo de aquellas mediciones para las cuales la prueba de hipótesis resulta positiva. Se selecciona una probabilidad de error tipo β (probabilidad de no rechazar una medición anormal).

La prueba se adapta individualmente a cada medición; es decir, se adapta a la exactitud de cada valor estimado e_{si} mediante el establecimiento de un valor individual de $(N_{1-\alpha/2})_i$; además, este parámetro se actualiza en cada ciclo de identificación, para así lograr un refinamiento positivo del procedimiento.

$$(N_{1-\alpha/2})_i = \frac{e_{si} + N_\beta \sqrt{\Gamma_{ii} - 1}}{\sqrt{\Gamma_{ii}}} \quad (4.11)$$

4.3.2 Algoritmo

Después de que se ha desarrollado la primera identificación y la prueba de detección ha resultado positiva, se establecen los valores e_{si} , N_β , $(N_{1-\alpha/2})_{max}$ y $s1$ de acuerdo al valor de los residuales normalizados mediante su desviación estándar $|r_{-Ni}|$.

- (i) Calcular $\Gamma_{s1} = W^{-1}_{s1s1}$ y e_{s1} .
- (ii) Calcular $(N_{1-\alpha/2})_i$ vs. Γ_{s1} con $0 \leq (N_{1-\alpha/2})_i \leq (N_{1-\alpha/2})_{max}$
- (iii) Calcular el índice de identificación de anomalía correspondiente para cada s_{1i} .

$$\lambda_i = (N_{1-\alpha/2})_i \sigma_i$$

$$\lambda = (N_{1-\alpha/2})_i \sigma_i \sqrt{\Gamma_{s1}} \quad \text{para } i=1,2,\dots,s1 \quad (4.12)$$

- (iv) Aplicar la prueba de identificación $|e_{s1i}| * \lambda_i$ y seleccionar s_{1i} para el cual $|e^{s1i}| > \lambda_i$

Esto proporciona una nueva lista $s_2 < s_1$, la cual será procesada y refinada a través de la aplicación repetida de los pasos (i) a (iv) de la prueba. El procedimiento finalizará cuando todas las mediciones seleccionadas hayan sido declaradas anormales. De esta forma se eliminan estas mediciones y se re-estima el vector de estado.

4.3.3 Casos de estudio

Se presentan diversos casos de prueba para el algoritmo presentado en 4.3.2, en el análisis se utiliza la red de la zona Coahuila del Area de Control Noreste de la Comisión Federal de Electricidad. La Fig. 4.1 muestra el diagrama unifilar y las mediciones en el sistema.

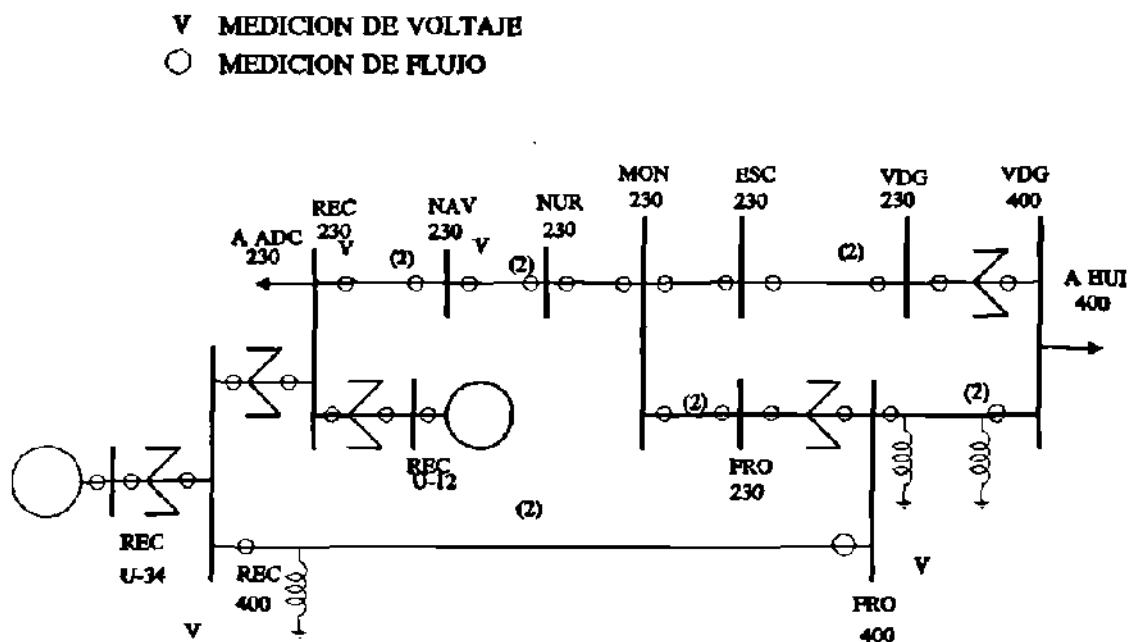


Fig. 4.1 Esquema de medición en la Zona Coahuila

Caso 4.3.3.1. Error de 20σ en REC-FRO-400, VDG-FRO-400, REC 400/230 FRO 230/400

Se simula un error anormal de 20σ en las mediciones de flujo de potencia activa de las líneas REC-FRO-400 y VDG-FRO-400, y en los transformadores REC 400/230 y FRO 230/400. Los resultados se muestran en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1. Caso 4.3.3.1. Resultados estadísticos

Mediciones sospechosas	r_w	J
REC-FRO-400 (P) REC 400/230 (P)	REC-FRO-400 (P)	1153.0

r_w - Medición con el residual normalizado de mayor valor

J - Valor del índice estadístico del estimador de estado.

(P) - Indica medición de potencia activa.

Tabla 4.2. Caso 4.3.3.1. Análisis final

Medición	error simulado (MW)	error estimado ($\hat{\epsilon}_i$) (MW)	λ	tipo de medición
REC-FRO-400 (P)	120.8	129.54	21.622	anormal
REC 400/230 (P)	30.2	35.84	6.323	anormal

Observaciones:

En este caso son identificadas solamente dos mediciones de las cuatro anormales del conjunto de medición. Lo anterior es producto de un efecto de "enmascaramiento", problema común en casos de mediciones interactuantes. En este caso existe una relación

entre las mediciones en la barra FRO-400. La estimación del sesgo en las mediciones anormales es satisfactoria.

Caso 4.3.3.2. Se retiran REC-FRO-400 Y REC 400/230

Con referencia al caso 4.3.3.1 se retiran físicamente las mediciones identificadas como anormales. Los resultados del proceso de estimación se muestran en la Tabla 4.3.

Tabla 4.3. Caso 4.3.3.2. Resultados estadísticos		
Mediciones sospechosas	r_w	J
VDG-FRO-400 (P)	VDG-FRO-400 (P)	328.7
FRO-VDG-400 (P)		

Tabla 4.4. Caso 4.3.3.2 Análisis final				
Medición	error simulado (MW)	error estimado ($\hat{\epsilon}_i$) (MW)	λ	tipo de medición
VDG-FRO-400 (P)	120.8	104.1	27.604	anormal
FRO-VDG-400 (P)	-	21.76	27.604	correcta

Observaciones:

En este paso se logra identificar la medición VDG-FRO-400 (P). La medición FRO 230/400 (P) permanece aún sin ser identificada en este segundo intento.

Como se puede observar, el valor de la estimación del sesgo disminuye su exactitud. Lo anterior se debe a que la redundancia local de medición se reduce conforme avanza el proceso de identificación debido a la eliminación de mediciones.

Caso 4.3.3.3. Se retira VDG-FRO-400

Partiendo del caso 4.3.3.2 anterior se retira físicamente la medición que se encontró anormal VDG-FRO-400. Los resultados de aplicar de nuevo el algoritmo identificador son los mostrados en las Tablas 4.5 y 4.6.

Tabla 4.5. Caso 4.3.3.3 Resultados estadísticos

Mediciones sospechosas	r_w	J
FRO 230/400 (P) FRO 400/230 (P)	FRO 230/400 (P)	89

Tabla 4.6. Caso 4.3.3.3 Análisis final

Medición	error simulado (MW)	error estimado ($\hat{\epsilon}_s$) (MW)	λ	tipo de medición
FRO 230/400 (P)	30.2	17.971	16.79	anormal
FRO 400/230 (P)	-	12.711	24.28	correcta

Observaciones:

Se requirió la eliminación de mediciones para que el algoritmo identifique en forma adecuada las mediciones anormales en cada paso.

Como puede observarse de las tablas de resultados, a medida que se pierde redundancia la efectividad de la estimación del sesgo de la medición anormal se reduce. En este caso se requiere de varios intentos para identificar correctamente los errores anormales múltiples dentro de la base de datos.

4.4 Identificación de errores múltiples con un algoritmo de estimación-identificación [31]

El principio básico y método de cálculo para la identificación de errores anormales múltiples, utilizando la metodología de estimación-identificación simultánea, parte de los principios en los que se sustenta la formulación anterior. La diferencia sustancial entre ambas radica en el número de relaciones lineales utilizadas y en el manejo de las pruebas de hipótesis empleadas.

4.4.1 Descripción matemática de la formulación

En esta formulación se utiliza la totalidad de las mediciones para la estimación del error (4.8). Al igualar la variable p al valor m , la ecuación (4.8) adquiere la siguiente forma:

$$\hat{e}_j = (W_{ms}^T P W_{ms})^{-1} W_{ms}^T P \mathbf{I} \quad (4.13)$$

donde:

W_{ms} - es una partición de W con dimensión $(m \times s)$

P - es la inversa de la matriz diagonal de covariancias:

$$(E[(W_{mt} e_t)(W_{mt} e_t)^T])^{-1} \quad (4.14)$$

W_{mt} - es una partición de W con dimensión $(m \times t)$

e_t - es el vector de errores de medición de las mediciones estadísticamente correctas.

r - es el vector de residuos de mediciones $(m \times 1)$

En esta formulación, todos los datos anormales pueden estimarse en un sólo cálculo, mediante la solución de la ecuación (4.13).

4.4.2 Corrección de la estimación de estado

La compensación de los valores estimados se efectúa mediante la estimación del impacto de los errores anormales en las mediciones sospechosas:

$$\Delta \hat{x}' = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \hat{e}_{sm} \quad (4.15)$$

donde

e_{sm} vector de dimensión m con la estimación de errores anormales.

La estimación del vector de estado se corrige (\hat{x}_{corr}) mediante

$$\hat{x}_{corr} = \hat{x} - \Delta x' \quad (4.16)$$

La estimación de mediciones corregidas es

$$\hat{z}_{corr} = h(\hat{x}_{corr}) \quad (4.17)$$

4.3 Casos de Estudio

Se presentan diversos resultados en caso de estudio sobre la red de la zona Coahuila del Area de Control Noreste de la Comisión Federal de Electricidad (CFE), utilizando este porcentaje de identificación de errores.

Caso 4.4.3.1. Se retiran REC-FRO-400, VDG-FRO-400 Y REC 400/230

Se repite el caso 4.3.3.1. El algoritmo converge en tres iteraciones con un índice igual a 1165.3. El máximo residual normalizado corresponde a la medición activa REC-FRO-400. Los resultados del error estimado se muestran en la Tabla 4.7.

Tabla 4.7. Caso 4.4.3.1 Análisis final			
Medición	Residual Normalizado	Sesgo (MW) Simulado	Sesgo (MW) Estimado
REC-FRO-400	3.2965	120.8	129.87
VDG-FRO-400	2.6314	120.2	120.6
REC 400/230	3.1599	-30.2	-35.54

Observaciones:

En este caso la formulación identifica en el primer paso sólo tres mediciones anormales. La capacidad de esta formulación para identificar un mayor número de datos anormales se explica por el hecho de utilizar la totalidad de los residuos de la base de datos.

Caso 4.4.3.2. Se retira FRO 230/400

Con referencia al caso anterior se corrigen las mediciones que se identificaron como anormales, procediendo posteriormente a efectuar otra corrida del algoritmo estimador-identificador.

Para este caso el estimador converge en tres iteraciones con un índice J igual a 246.61. La medición con el mayor residual normalizado corresponde a la medición activa FRO 230/400 (P). Los resultados de la estimación de errores se muestra en la Tabla 4.8.

Tabla 4.8. Caso 4.4.3.2 Análisis final			
Medición	Residual Normalizado	Sesgo (MW) Simulado	Sesgo (MW) Estimado
FRO 230/400	5.1490	30.2	25.0
FRO 400/230	4.9428	-	-4.93

Si se modifica la base de datos vigente corrigiendo las mediciones que resultaron identificadas como anormales. Los resultados de la nueva corrida del estimador convergen en tres iteraciones con un valor de J igual a 46.59. Este valor es inferior al límite superior de confianza (53.0) de este sistema, aceptando en consecuencia los resultados. La Tabla 4.9 muestra una síntesis de valores de flujos a lo largo de las etapas anteriores.

Observaciones:

En este caso se requirió de varios pasos para llegar a la solución, en forma similar al desarrollo de la formulación 4.3.1. Sin embargo, en esta formulación no fue necesario retirar mediciones, evitando el riesgo de inobservabilidad. También como resultado del

proceso se logra efectuar una compensación efectiva de mediciones.

Se debe notar el efecto de filtrado del estimador al comparar el valor del flujo estimado (FE) contra el valor del flujo medido (FM) con relación al flujo "verdadero" (FV) en la Tabla 4.9.

Tabla 4.9. Flujos de Potencia									
	REC-FRO-400		VDG-FRO-400		REC 400/230		FRO 230/400		
	M _w	M _{VAR}	M _w	M _{VAR}	M _w	M _{VAR}	M _w	M _{VAR}	
F.V.	567.2	-52.2	-516.2	-90.3	-157.2	-6.2	-40.5	-21.6	
F.M.	688.0	-51.4	-637.0	-89.5	-187.4	-6.3	-70.7	-21.7	
F.E.	589.5	-48.7	-562.9	-83.7	-167.0	-7.5	-54.4	-21.5	
F.C.	560.9	-53.8	-514.7	-88.3	-151.8	-6.2	-45.3	-21.5	

F.V. Flujos Verdaderos

F.E. Flujo Estimado Inicial

F.M. Flujos Medidos

F.C. Flujo Final Corregido

4.5 Identificación mediante compensación y cálculo lineal de residuales [45]

El proceso de identificación se inicia con la detección de datos anómalos en el conjunto de mediciones. La presencia de mediciones erróneas se asume cuando al menos una de las tres condiciones (sección 4.1) del criterio de detección es violado. El método desarrolla la identificación de datos anormales en dos etapas. En la fase 1 los residuales normalizados con el mayor valor absoluto son sucesivamente eliminados e incorporados a la lista de mediciones sospechosas a ser compensadas. Cuando la prueba de identificación del criterio de detección es negativa se asume que las mediciones que se han identificado como sospechosas incluyen todos los datos anormales. Esto concluye la fase 1 del proceso.

En la fase 2 se desarrolla la clasificación final de las mediciones sospechosas por medio de la comparación de los errores estimados normalizados contra índices derivados estadísticamente. Las mediciones consideradas como buenas se regresan al conjunto de mediciones.

4.5.1 Compensación de mediciones

El proceso de eliminación de mediciones sin retirarlas del conjunto de mediciones, pero si modificando sus valores, se le llama compensación de mediciones. La siguiente expresión determina la compensación de la medición.

$$\Delta z_c = W_{cc}^{-1} (z_{cc} - z_c) \quad (4.18)$$

donde:

z_{cc} valor(es) estimado(s) de la(s) medicion(es) a compensar.

z_c valor(es) medido(s) de la(s) medicion(es) a compensar.

W_{cc}^{-1} partición de W con los elementos correspondientes a las mediciones a compensar.

Δz_c compensación de la medición.

Cuando la prueba de detección es negativa, se asume que el conjunto contiene todos los datos normales. La última compensación de medición es la compensación final. En este punto las compensaciones finales Δz_{cf} son iguales a los estimados de los errores de las mediciones compensadas tomadas con signo contrario.

$$\hat{\epsilon}_c = -\Delta z_{cf} = W_{cc}^{-1} r_c \quad (4.19)$$

4.5.2 Cálculo lineal de residuales en mediciones

Cualquier cambio (Δz) en el vector de medición z se refleja en un cambio correspondiente en los residuales de medición Δr .

$$\Delta r = W \Delta z \quad (4.20)$$

$$r_{\text{nuevo}} = r_{\text{base}} + \Delta z \quad (4.21)$$

La relación (4.20) permite el cálculo del cambio en el vector de residuales ante un cambio en el vector de mediciones. La compensación de mediciones calcula Δz como $\Delta z = [\Delta z_c^T \ 0]^T$ siendo adecuada para la aplicación de (4.20).

4.5.3 Análisis estadístico de errores estimados en mediciones compensadas

Las propiedades estadísticas de \hat{e}_c están basadas en la representación del vector de errores de medición e . La matriz de covariancia se obtiene mediante la siguiente expresión:

$$\text{Cov}(\hat{e}_c) = W_\alpha^{-1} R_c \quad (4.22)$$

donde:

W_α - matriz de sensibilidad correspondiente a mediciones compensadas.

R_c - matriz diagonal con la variancia de mediciones compensadas.

El error estimado normalizado \hat{e}_{Ni} de cada medición compensada se obtiene de dividir \hat{e}_{ci} de cada medición compensada por su desviación estándar.

$$\hat{e}_{Ni} = \hat{e}_{ci} / (\sigma_i \sqrt{q_{ii}}) \quad (4.23)$$

La identificación final se desarrolla comparando errores estimados normalizados de mediciones compensadas con el índice seleccionado γ

$$\begin{aligned} |\hat{e}_{Ni}| &\leq \gamma_i && \text{para mediciones normales} \\ |\hat{e}_{Ni}| &> \gamma_i && \text{para mediciones anormales} \end{aligned}$$

4.5.4 Algoritmo formal

- Paso 1. Desarrollar la solución del caso base de estimación de estado.
- Paso 2. Calcular el jacobiano completo y los residuales normalizados para el caso base.
- Paso 3. Desarrollar la prueba de detección de errores anormales. Si la prueba es negativa terminar el proceso, en caso contrario pasar al paso 4.
- Paso 4. Añadir la medición con el mayor $|r_{Ni}|$ al conjunto compensado.
- Paso 5. Eliminar las mediciones sospechosas a través de compensación. Obtener las correcciones de compensadoras Δz_i . Determinar la variancia para la nueva medición eliminada.
- Paso 6. Desarrollar el cálculo lineal de residuales. Calcular nuevos valores para la función objetivo y residuales normalizados de las mediciones restantes.
- Paso 7. Desarrollar la prueba de detección. Si la prueba es negativa pasar al paso 8, en caso contrario regresar al paso 4.
- Paso 8. Desarrollar la clasificación final de las mediciones compensadas. Identificar datos anormales. Devolver las mediciones válidas al conjunto de mediciones.
- Paso 9. Eliminar datos anormales mediante la compensación de mediciones. Obtener la solución de estimación de estado final usando la matriz de ganancia del caso base.

4.5.5 Casos de estudio

Se presentan resultados de pruebas con el algoritmo presentado. Se utiliza la red formada por la Zona Coahuila del Area de Control Noreste de la Comisión Federal de Electricidad.

El esquema de medición posee 30 grados de libertad con un límite superior de confianza de 53.

Caso 4.5.1. Error en REC-FRO-400, VDG-FRO-400, REC 400/230 y FRO 230/400

Se simula un error anormal de 20σ en la parte activa de las mediciones del flujo de potencia en las líneas REC-FRO-400 y VDG-FRO-400, así como en los transformadores REC 400/230 y FRO 230/400. Los resultados del algoritmo se muestran en la Tabla 4.10.

Tabla 4.10 .Caso 4.5.1 Resultados estadísticos

Paso	Medición Compensada	J	Medición con mayor residual
	ninguna	1151.8	REC-FRO-400
1	REC-FRO-400	765.9	REC 400/230
2	REC-FRO-400 REC 400/230	476.8	VDG-FRO-400
3	REC-FRO-400 REC 400/230 VDG-FRO-400	235.8	FRO 230/400
4	REC-FRO-400 REC 400/230 VDG-FRO-400 FRO 230/400	37.8	NINGUNA

En la tabla 4.11 se muestra un resumen comparativo de los valores estimados por este método.

Tabla 4.11. Caso 4.5.1. Resultado final		
Mediciones Anormales	Error simulado (mw)	Error estimado (mw)
REC-FRO-400	120.8	124.9
REC 400/230	30.2	35.4
VDG-FRO-400	120.8	123.3
FRO 230/400	30.2	29.8

Observaciones:

- i) Como se observa el algoritmo llega a identificar los datos anormales a través de un proceso que no requiere la eliminación física de las mediciones como es el caso de otros algoritmos.
- ii) La cualidad anterior del algoritmo le permite manejar varias mediciones anormales evitando el riesgo de llegar a una condición de inobservabilidad por falta de mediciones.
- iii) Este método al igual que otros, debe contar con un algoritmo auxiliar de pre-procesamiento de mediciones por medio del cual se identifiquen las mediciones críticas. El procedimiento por si mismo no se encuentra preparado para procesar estas mediciones.

4.6 Errores en la posición del tap en transformadores

4.6.1 Estimación del tap mediante el sesgo de mediciones

Desde el punto de vista del estimador de estado, un error en el tap de un transformador tiene un efecto similar al de errores en las mediciones del flujo de potencia reactiva en el transformador o las inyecciones en los nodos extremos del mismo.

A partir de la idea anterior, el estimador establece una relación entre los residuales de las mediciones involucradas (r_t) y el error del tap en el transformador.

La siguiente expresión presenta un estimado del error en la posición del tap en función de los residuales de mediciones asociadas al transformador.

$$\hat{\epsilon}_t = [(\frac{\partial h_t}{\partial t})^t R_t^{-1} W_m (\frac{\partial h_t}{\partial t})] (\frac{\partial h_t}{\partial t})^t R_t^{-1} r_t \quad (4.24)$$

donde:

h_t es el valor estimado de la medición involucrada.

$\partial h_t / \partial t$ es un vector columna de derivadas parciales de h_t con respecto al tap t .

W_m es la submatriz de sensibilidad para las mediciones involucradas con el transformador.

R_t es la submatriz de covarianzas de las mediciones del transformador.

$\hat{\epsilon}_t$ estimación del error de tap.

La expresión (4.24) se reduce a la ecuación (4.25) cuando se tiene solamente una medición de flujo asociada al transformador en estudio.

$$e_t = \left(\frac{\partial h_s}{\partial t} \right)^{-1} W_s^{-1} r_s \quad (4.25)$$

4.6.1.1 Proceso de cálculo

- a) El estimador recurre a la formulación desacoplada rápida para la estimación del estado de la red.
- b) La detección de un error anormal se efectúa mediante una prueba de hipótesis sobre el valor del índice J que resulte de la corrida del estimador de estado.
- c) La presencia de un error en el modelado del tap produce que los flujos medidos y calculados generen un índice J fuera del intervalo de confianza preestablecido, detectando en esta forma el error de tap. Esto es tomado por el algoritmo de la formulación como indicativo de un error en la posición del tap. La subsecuente estimación del tap del transformador se realiza en función de la ecuación (4.24) o (4.25) dependiendo del número de mediciones en el transformador.
- d) El proceso de estimación de las variables de estado se repite, utilizando el valor de tap corregido anteriormente, calculándose de nuevo los valores de flujos a partir del nuevo valor de tap. No se retiran mediciones.
- e) La secuencia estimación de flujos/inyecciones-corrección de tap se efectúa hasta que los valores calculados (estado del sistema) con el tap corregido presenten un índice J dentro del intervalo de confianza. Bajo estas condiciones, el tap corregido (estimado) tendrá un valor muy cercano al verdadero.

Caso 4.6.1. Error en el tap del transformador VDG 400/230

En este caso se simulan valores de taps diferentes al verdadero (0.9499 p.u.) en el transformador VDG 400/230.

La Tabla 4.14 muestra el desarrollo del estimador para el caso de un tap superior y uno inferior al verdadero. Se puede observar que en ambas situaciones se logra una buena convergencia del estimador. De los resultados en la tabla es evidente que el estimador requiere de un número mayor de pasos de corrección de tap a medida que los errores en el tap son mayores.

Tabla 4.12 Transformador VDG 400/230				
Tap simulado	Iteración estimador	J(λ)	Residual normalizado mayor	Tap estimado
1.0000	3	986.0	MON-ESC-230(Q) *	.9498
0.9498	3	42.9	-	-
0.8500	3	3408.1	ESC-MON-230(Q) *	.9090
0.9090	3	608.3	ESC-MON-230(Q) *	.9390
0.9390	3	57.0	NUR-NAV-230(P) **	.9457
0.9457	3	48.7	-	-
* Q - medición de flujo de potencia reactiva				
** P - medición de flujo de potencia activa				

Debe observarse que las mediciones con mayor residual normalizado no corresponden a las mediciones asociadas con el transformador en el cual se simula el

error de tap (VDG 400/230), obteniendo las mediciones del transformador como sospechosas en un menor grado. Lo anterior se debe a que el impacto del error es mayor en la medición del flujo reactivo ESC-MON-230 y el flujo activo NUR-NAV-230 que en la medición de flujo reactivo del transformador VDG 400/230. Este comportamiento dificulta la operación adecuada del algoritmo.

Caso 4.6.2. Error en el flujo y tap del transformador REC 400/230

Se presenta el caso en el que se simula simultáneamente un error en la medición del flujo y en el tap del transformador REC 400/230. La Tabla 4.15 resume la evolución del algoritmo en este caso. El valor verdadero del tap en 1.0 p.u.

Tabla 4.13 Transformador REC 400/230 flujo de potencia y tap con error				
Tap simulado	Iteración estimador	$J(x)$	residual normalizado de mayor valor	Tap estimado
0.9500	2	682.1	REC 230/400(Q)*	.9904
0.9904	3	95.6	REC 400/230(P)**	.9974
0.9974	3	72.6	"	.9976
0.9976	3	115.4	"	.9979
0.9979	3	103.2	"	.9978
0.9978	3	97.2	"	.9979
* Q - medición de flujo de potencia reactiva				
** P - medición de flujo de potencia activa				

Se observa de los resultados que el estimador tienden a oscilar sin pasar la prueba

estadística del índice J. Sin embargo, el valor de tap se tiende a ajustar al verdadero. De esta forma resulta necesario proveer al estimador de un medio para separar el error de tap del error de medición en el flujo reactivo del transformador.

De este caso se concluye que el algoritmo carece de una forma de diferenciar entre un error de tap y uno de medición en el flujo de potencia.

4.6.2 Tap de transformadores como variable de estado

En esta formulación se utiliza la posición del tap en el transformador como una variable de estado. Se recurre a la formulación desacoplada rápida del estimador de estado. Las derivadas de las mediciones con respecto a la posición de tap se incorporan a la matriz del modelo reactivo. El valor de tap se incluye en el vector de variables de estado, considerando en el vector de términos independientes los valores correspondientes a las mediciones de tap. La siguiente expresión muestra la ecuación del modelo reactivo desacoplado.

$$\mathbf{G}_{QV} \Delta \mathbf{Y} = \mathbf{T}_Q \quad (4.26)$$

donde:

\mathbf{G}_{QV} - matriz de ganancia reactiva

$\Delta \mathbf{Y}$ - vector de estado de voltajes y taps

\mathbf{T}_Q - vector de términos independientes.

La expresión 4.26 se puede desglosar en la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} H_{QV} & H_{QT} \\ H_{IV} & H_{IT} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta v \\ \Delta t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_v \\ T_t \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

donde:

H_{Qv} matriz de derivadas parciales de mediciones reactivas con respecto al voltaje.

H_{Qt} matriz de derivadas parciales de mediciones reactivas con respecto al tap.

H_{Iv} matriz de derivadas parciales de mediciones de tap con respecto al voltaje.

H_{It} matriz de derivadas parciales de mediciones de tap con respecto al tap.

Δv vector de incrementos de voltajes

Δt vector de incrementos de tap

T_v vector de residuales de mediciones de voltajes

T_t vector de residuales de mediciones de tap

La aplicación de la formulación es extensiva también al modelado de varios taps como variables de estado. El algoritmo sigue el proceso típico de solución del estimador de estado desacoplado rápido, utilizando la siguiente secuencia iterativa.

Etapa I

Solución para $\Delta \theta$

$$G_{P\theta} \Delta \theta = T_P$$

A partir de esta etapa se actualiza el vector de ángulos θ en función de su incremento $\Delta \theta$, sustituyendo su valor en el vector de términos independientes reactivos T_Q .

Etapa II

Solución para Δv

$$G_{Qv} \Delta v = T_Q$$

El vector de estado Δv contiene las variables de estado de magnitud de voltaje y posición de taps.

El algoritmo iterará entre las etapas I y II, hasta cumplir en forma simultánea con

el siguiente criterio de convergencia:

$$\max|\Delta v_i^k| \leq 0.0001 \text{ y } \max|\Delta \theta_i^k| \leq 0.0001$$

El criterio de convergencia para la posición del tap es similar al de voltajes. A continuación se presentan varios casos de prueba de esta formulación.

Caso 4.6.3. Error de tap en transformador VDG 400/230

En este caso se simula una medición de 1.0 p.u. para el tap del transformador VDG 400/230 (valor correcto 0.9499). La tabla 4.6 muestra los resultados.

Tabla 4.14 Transformador VDG 400/230 con error de tap							
Paso	Tap estimado de transformadores					Convergencia	
	REC 400/230	REC U34/230	REC U12/230	FRO 400/230	VDG 400/230	θ	V
1	1.0075	1.0021	1.0005	1.0108	0.9607	5.8e-3*	3.9e-2
2	1.0067	1.0067	1.0017	1.0006	1.0094	1.7e-3	1.4e-3
3	1.0067	1.0017	1.0006	1.0095	0.9618	9.7e-4	1.3e-4
* e-3 representa $\times 10^{-3}$							

El algoritmo de estimación converge en tres iteraciones con un índice J de 137.8. Este valor pone de manifiesto la presencia de un dato anormal en la base de datos. El proceso de identificación revela posteriormente que el dato anormal es la medición de la posición del tap en VDG 400/230.

Caso 4.6.4. Error de flujo y tap en transformador VDG 400/230

Para este caso se simula un error de 4σ en la medición de flujo y un error de tap en el transformador VDG 400/230. El algoritmo converge en tres iteraciones con un índice J de 160.1. Es así que se detecta un error anormal en la base de datos. El dato anormal identificado inicialmente es la medición del tap en el transformador VDG 400/230.

Los resultados de este caso se muestran en la Tabla 4.17.

Tabla 4.15 Transformador VDG 400/230 con error de tap							
Paso	Tap estimado de transformadores					Convergencia	
	REC 400/230	REC U34/230	REC U12/230	FRO 400/230	VDG 400/230	θ	V
1	0.9992	0.9982	1.0031	0.9992	0.9957	2.6e-1*	3.5e-2
2	1.0060	1.0014	1.0010	1.0089	0.9570	5.6e-3	3.9e-2
3	1.0050	1.0009	1.0012	1.0073	0.9576	1.7e-3	1.6e-3
* e-3 representa $\times 10^{-3}$							

Caso 4.6.5. Cancelación virtual de medición de tap en VDG 400/230

Con referencia al caso anterior se efectúa una cancelación virtual de la medición del tap en VDG 400/230, asignándole una ponderación muy pequeña a esta medición. La Tabla 4.18 muestra la evolución del valor estimado de los taps. El algoritmo converge en cuatro iteraciones a un índice J de 71.4. En este caso la medición anormal identificada es el flujo en el transformador VDG 400/230.

Caso 4.6.6. Cancelación virtual de medición de flujo VDG 400/230

Con referencia al caso anterior se cancela la medición de flujo en el transformador VDG 400/230 con una ponderación muy pequeña. El algoritmo converge en cinco iteraciones con un índice J de 38.7 mostrando la Tabla 4.19 los resultados. Lo anterior confirma que los datos anormales han sido eliminados. Debe notarse que el valor de tap finalmente es el correcto .

Tabla 4.16 Transformador VDG 400/230 con error de tap

Paso	Tap estimado de transformadores					Convergencia	
	REC 400/230	REC U34/230	REC U12/230	FRO 400/230	VDG 400/230	θ	V
1	0.9987	0.9980	1.0033	0.9984	0.9946	2.6e-1*	3.6e-2
2	1.0003	0.9988	1.0028	1.0012	0.9459	5.6e-3	4.9e-2
3	0.9989	0.9981	1.0033	0.9991	0.9462	1.0e-3	2.1e-3
4	0.9989	0.9981	1.0033	0.9992	0.9465	1.1e-3	2.8e-4

* e-3 representa $\times 10^{-3}$

De este caso se puede apreciar las ventajas que esta formulación presenta sobre las anteriores, ya que permite tratar errores simultáneos en flujos y posición de tap en transformadores.

Tabla 4.17 Transformador VDG 400/230 con error de tap

Paso	Tap estimado de transformadores					Convergencia	
	REC 400/230	REC U34/230	REC U12/230	FRO 400/230	VDG 400/230	θ	V
1	1.0002	0.9987	1.0028	1.0005	0.9985	2.6e-1*	3.4e-2
2	1.0001	0.9987	1.0029	1.0009	0.9449	5.7e-3	5.3e-2
3	1.0002	0.9987	1.0028	1.0009	0.9495	7.7e-4	4.6e-3
4	1.0001	0.9987	1.0029	1.0009	0.9492	9.0e-4	2.9e-4
5	1.0001	0.9987	1.0029	1.0009	0.9493	1.0e-4	1.4e-5

* e-3 representa $\times 10^{-3}$

4.7 Análisis final

La formulación de estimación-identificación resulta la más adecuada para esquemas de medición con reducida redundancia, ya que dentro del proceso de detección e identificación de errores no se eliminan mediciones, sino que se efectúa una estimación del sesgo, corrigiendo en consecuencia la parte anormal de la medición. Esto evita en caer en una situación de inobservabilidad como producto de la eliminación de varias mediciones.

Se tiene que para estimar el tap, la formulación que utiliza la variable de tap como una variable de estado, permite mayor flexibilidad, ya que tiene la ventaja de poder discriminar entre si el error anormal se debe a un flujo reactivo anormal ó a una anomalía en la posición del tap.

El empleo de la formulación de estimación-identificación (formulación 4.4) presenta en algunos casos problemas de inobservabilidad reflejado a través de la presencia de matrices singulares en 4.13. El problema de inobservabilidad se debe a que la estimación del sesgo de las mediciones anormales provoca que el número de variables a estimar aumente, quedando sin cambio el número de mediciones. Esto hace necesario el contar con un adecuado grupo de seudomediciones (inyecciones cero, etc.).

CAPITULO 5

CONCEPTOS DE TECNICAS ALTERNAS PARA LA ESTIMACION DE ESTADO

Introducción

La técnica de mínimos cuadrados se ha utilizado en la mayoría de las aplicaciones de estimación de estado en Centros de Control. Sin embargo, aunque es una técnica probada siempre ha existido el interés de evaluar otros métodos para obtener la solución del problema clásico. La idea es mejorar la calidad y confiabilidad de la información que se utiliza en la toma de decisiones.

En este capítulo se describen los conceptos básicos de dos técnicas alternas de estimación de estado, las cuales pueden ser aplicadas a la supervisión de sistemas eléctricos de potencia. Estas técnicas han cobrado una mayor relevancia en la actualidad debido a sus características operativas en el tratamiento de mediciones anormales y puntos de apalancamiento.

Los resultados de pruebas muestran que la propagación de errores anormales depende del método de estimación utilizado. Asimismo, los procedimientos para la detección e identificación de errores son particulares de cada técnica de estimación. En este capítulo se presentarán conceptualmente los fundamentos de la identificación de errores en las técnicas alternas que se presentan.

5.1 Conceptos importantes

En esta sección se describen algunos conceptos relevantes asociados a la estimación de estado y a las etapas de detección e identificación de errores anormales.

5.1.1 Puntos de apalancamiento

Cuando la influencia de una medición sobre su valor estimado es significativamente alta, entonces la medición produce un punto de apalancamiento en el proceso de estimación de estado.

Como resultado de lo anterior, los residuales de las mediciones asociadas a puntos de apalancamiento serán muy pequeños (aún cuando la medición se encuentre contaminada con un error anormal). Lo anterior es similar a lo que se presenta con una medición crítica. Sin embargo, mientras que el eliminar una medición crítica provoca que el sistema se haga inobservable, en el caso de los puntos de apalancamiento pueden ser retirados sin causar problemas.

Considere el siguiente modelo lineal de medición dado por la ecuación (2.1).

$$\underline{z} = H(\underline{x}_0) + \underline{e} \quad (5.1)$$

El vector de errores \underline{e} tiene una distribución normal con media cero y matriz de variancia R ; $N(0,R)$

De la ecuación (2.6) se tiene que el valor estimado $\hat{\underline{x}}$ se puede expresar mediante:

$$\hat{\underline{x}} = (H^t R^{-1} H)^{-1} H^t R^{-1} \underline{z} \quad (5.2)$$

La expresión (5.3) proporciona el valor estimado de las variables \underline{z} a partir del vector de estado estimado $\hat{\underline{x}}$.

$$\hat{\underline{z}} = H \hat{\underline{x}} \quad (5.3)$$

Al sustituir la expresión (5.2) en (5.3) se obtiene la relación entre las variables medidas y calculadas.

$$\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{H} (\mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z} \quad (5.4)$$

sustituyendo (5.1) en (5.4)

$$\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{H} \mathbf{x} + \mathbf{H} (\mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{e} \quad (5.5)$$

identificando al término $\mathbf{H} \mathbf{x}$ como el valor verdadero de la medición (\mathbf{z}_1) se obtiene.

$$\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{z}_1 + \mathbf{H} (\mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{e} \quad (5.6)$$

Por otro lado, utilizando la matriz $\mathbf{L} = \mathbf{H}(\mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1}$ la expresión 5.4 es más compacta:

$$\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{L} \mathbf{z} \quad (5.7)$$

Se debe notar que \mathbf{L} es una matriz que relaciona la influencia de los valores medidos sobre los valores estimados de las mediciones. Se puede derivar también (ver sección 2.3 Capítulo 2) que \mathbf{L} es una matriz formada por el producto de las matrices de covariancias de valores calculados y la inversa de la matriz de covariancias de valores medidos.

De las expresiones (5.5) y (5.6) se puede obtener el vector de residuales de mediciones:

$$\mathbf{r} = \mathbf{z} - \hat{\mathbf{z}} \quad (5.8)$$

que en función del vector de errores se representa mediante:

$$\mathbf{r} = (\mathbf{I} - \mathbf{H} (\mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^t \mathbf{R}^{-1}) \mathbf{e} \quad (5.9)$$

expresando (5.9) en función de la matriz L resulta;

$$\mathbf{r} = (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{e} \quad (5.10)$$

En la expresión (5.10) es interesante analizar dos casos extremos.

- i) Redundancia cero.- En este caso se tiene que los valores medidos y calculados tienen las mismas variancias, lo cual causa que L sea unitaria y el vector de residuales sea cero. Se tiene un ajuste perfecto entre valores medidos y calculados.
- ii) Redundancia infinita.- En este caso la variancia de los valores calculados tiende a cero, resultando que L sea una matriz nula y el vector de residuales sea igual al vector de errores aleatorios. Es decir, los valores calculados son iguales a los valores verdaderos.

En la expresión (5.10) es posible definir al término $(\mathbf{I}-\mathbf{L})$ como una matriz de sensibilidad S que relaciona la influencia del vector de errores sobre los residuales. ...

$$\mathbf{r} = \mathbf{S} \mathbf{e} \quad (5.11)$$

La ecuación (5.11) puede expresarse en la siguiente forma al normalizar los residuales con la desviación estándar de las mediciones.

$$\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{r} = (\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{S}) \mathbf{R}^{1/2} (\mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{e}) \quad (5.12)$$

obteniendo.

$$\underline{\mathbf{r}}' = \mathbf{S}' \underline{\mathbf{e}}' \quad (5.13)$$

las nuevas variables en (5.13) se definen mediante;

$$\underline{\mathbf{r}}' = \mathbf{R}^{-1/2} \underline{\mathbf{r}}$$

$$\mathbf{S}' = \mathbf{R}^{-1/2} (\mathbf{I} - \mathbf{H}(\mathbf{H}'\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}'\mathbf{R}^{-1}) \mathbf{R}^{1/2} = \mathbf{R}^{-1/2} (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{R}^{1/2}$$

$$\underline{\mathbf{e}}' = \mathbf{R}^{-1/2} \underline{\mathbf{e}}$$

Se puede ver que la matriz de sensibilidad \mathbf{S} ya se había manejado en el Cap. 2 como la matriz de sensibilidad típica (\mathbf{W}). También se presentó la matriz de sensibilidad normalizada (\mathbf{W}_n) utilizando las covariancias de los residuales. La matriz \mathbf{S}' en (5.13) también es una matriz de sensibilidad normalizada, solo que en este caso se utilizan las covariancias de las mediciones.

Reordenando la expresión para \mathbf{S}' se tiene:

$$\underline{\mathbf{r}}' = (\mathbf{I} - \mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{L} \mathbf{R}^{1/2}) \underline{\mathbf{e}}' \quad (5.14)$$

La expresión (5.14) muestra la relación entre residuales normalizados ($\underline{\mathbf{r}}'$) y errores normalizados ($\underline{\mathbf{e}}'$) a través de una matriz de sensibilidad normalizada, compuesta de la diferencia entre la matriz unitaria y la matriz $\mathbf{L}' = \mathbf{R}^{-1/2} \mathbf{L} \mathbf{R}^{1/2}$.

La importancia de la matriz \mathbf{L}' reside en que a través de su inspección es factible determinar si una medición es crítica o es un punto de apalancamiento. A continuación se presentan las características importantes de \mathbf{L}' asociadas a estas mediciones:

Mediciones críticas:

- i) El elemento diagonal (i,i) en L' es exactamente igual a 1.
- ii) Elementos fuera de la diagonal en la i-esima columna y renglón son iguales a cero.
- iii) Los errores anormales en mediciones críticas se propagan únicamente a la variable de estado asociada a la medición crítica.

Puntos de apalancamiento:

- i) El elemento diagonal (i,i) en L' tiene valor cercano a uno. El siguiente criterio práctico es utilizado [75] para definir esta cercanía:

$$L_{ii}' \geq 2 \ n/m \quad (5.15)$$

donde:

m - número de mediciones

n - número de variables de estado

- ii) Elementos fuera de la diagonal en la i-esima columna y renglón presentan valores relativamente pequeños.
- iii) Los errores anormales en los puntos de apalancamiento si se propagan, por lo que se recomienda eliminar las mediciones asociadas a estos puntos, ya que contaminan la solución del estimador de estado.

5.1.2 Ejemplo Ilustrativo

Se presenta a continuación un ejemplo que muestra la generación e influencia de una medición que genera un punto de apalancamiento. La Fig. 5.1 muestra la red de prueba.

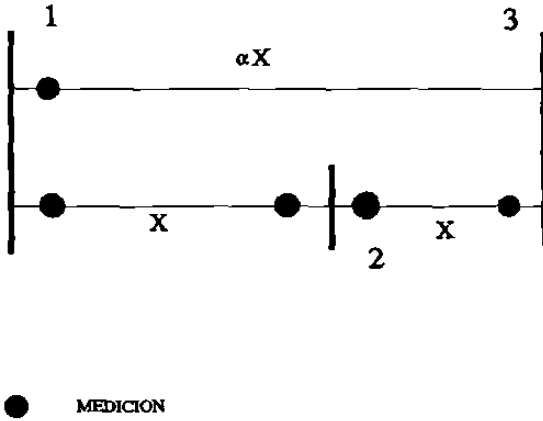


Fig. 5.1.- Caso de prueba

Se utiliza un modelo de corriente directa para calcular el flujo de potencia activa (P) en función del ángulo eléctrico (θ) entre los nodos extremos.

$$P_{ij} = \frac{\theta_i - \theta_j}{x_{ij}} \quad (5.16)$$

Aplicando (5.16) a las mediciones del problema de la Fig. 5.1, el modelo matricial de (5.1) se representa mediante:

$$\begin{bmatrix} P_{21} \\ P_{12} \\ P_{13} \\ P_{23} \\ P_{32} \end{bmatrix} = \frac{1}{x} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1/\alpha \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_2 \\ \theta_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_2 \\ e_3 \end{bmatrix} \quad (5.17)$$

Al utilizar en este ejemplo una matriz de ponderación unitaria en las ecuaciones del estimador de estado (5.2), se obtiene la siguiente expresión:

$$(H^t H) \theta = H^t P_m \quad (5.18)$$

La forma matricial detallada de la ecuación (5.18) para el caso de prueba es:

$$\begin{bmatrix} 4 & -2 \\ -2 & (2+1/\alpha^2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_2 \\ \theta_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{21}-P_{12}+P_{23}-P_{32} \\ -(1/\alpha)P_{13}-P_{23}+P_{32} \end{bmatrix} \quad (5.19)$$

A partir de la expresión (5.19) se pueden analizar dos casos importantes dependiendo del valor relativo de α el cual influye en la reactancia de la línea entre los nodos 1 y 3:

- i) Muy grande.- En este caso el valor de α no altera significativamente el valor del término $(2+1/\alpha^2)$. También, al examinar el vector del lado derecho de la ecuación (5.19) se observa que el valor de la medición P_{13} no influirá en el resultado de la estimación ya que está dividido entre un valor grande de α .
- ii) Muy pequeño.-En este caso se observa que el elemento $1/\alpha^2$ adquiere un valor dominante en el término $(2+1/\alpha^2)$ de la matriz en (5.19). Al revisar el lado derecho de esta ecuación se puede apreciar que la medición P_{13} influirá en forma dominante en el cálculo ya que está dividido entre un valor pequeño de α . Esto es equivalente a descartar las otras mediciones. Este es el comportamiento típico de los puntos de apalancamiento.

Al utilizar una matriz de ponderación Q en (5.19) se obtiene una expresión generalizada

$$\begin{bmatrix} q_1+q_2+q_4+q_5 & -q_4-q_5 \\ -q_4-q_5 & (1/\alpha^2)q_3+q_4+q_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_2 \\ \theta_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_1P_{21}-q_2P_{12}+q_4P_{23}-q_5P_{32} \\ -(1/\alpha)q_3P_{13}-q_4P_{23}+q_5P_{32} \end{bmatrix} \quad (5.20)$$

En la ecuación (5.20) se puede observar que para contrarrestar el efecto de la reactancia dado por α , el valor de la ponderación debe ser $q_3=\alpha^2$.

De lo anterior se puede concluir lo siguiente:

- i) Los puntos de apalancamiento pueden generarse como resultado de valores extremos de reactancias en la red. Las líneas cortas son candidatas a generar puntos de apalancamiento.
- ii) Mediciones con ponderaciones relativamente altas pueden producir un punto de apalancamiento.
- iii) Valores de mediciones exageradamente anormales pueden generar también puntos de apalancamiento.

5.1.3 Caso de prueba 1. Sistema sin puntos de apalancamiento.

Con referencia al ejemplo de la sección 5.1.2 se calcula la matriz L' para un valor de α igual a 1, manejando la ecuación de estimación (5.20) con una ponderación unitaria. La forma de las matrices H y L' es la siguiente:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$L' = \begin{bmatrix} .375 & -.375 & -.25 & .125 & -.125 \\ -.375 & .375 & .25 & -.125 & .125 \\ -.25 & .25 & .5 & .25 & -.25 \\ .125 & -.125 & .25 & .375 & -.375 \\ -.125 & .125 & -.25 & -.375 & .375 \end{bmatrix}$$

De los elementos diagonales de la matriz L' se puede concluir que no existen puntos de apalancamiento, ya que ningún elemento diagonal es mayor o igual al criterio práctico de $(2n/m)$ (.8 en este caso).

5.1.4 Caso de prueba 2. Sistema con punto de apalancamiento.

Con referencia al caso anterior se modela la línea entre los nodos 1 y 3 con una reactancia menor ($\alpha=.1$). Lo anterior hace que las matrices H y L' tomen la siguiente forma:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & -10 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$L' = \begin{bmatrix} .2525 & -.2525 & -.0495 & .2475 & -.2475 \\ -.2525 & .2525 & .0495 & -.2475 & .2475 \\ -.0495 & .0495 & .9901 & .0495 & -.0495 \\ .2475 & -.2475 & .0495 & .2525 & -.2525 \\ -.2475 & .2475 & -.0495 & -.2525 & .2525 \end{bmatrix}$$

De la inspección de la diagonal de la matriz L' se concluye que la medición del flujo P_{13} genera un punto de apalancamiento, ya que el elemento diagonal (0.9901) es mayor al criterio práctico de .8 (cercano a la unidad). Los resultados confirman el hecho de que al reducir la reactancia de la línea 1-3, con respecto a las otras reactancias del sistema, se genera un punto de apalancamiento en la medición de esa línea (P_{13}).

Al revisar la matriz L' se comprueba también que los elementos fuera de la diagonal para el punto de apalancamiento tienen un valor pequeño, lo cual indica que el error en un punto de apalancamiento tiende a propagarse al resto de las mediciones.

5.1.5 Caso de prueba 3. Utilización de ponderaciones.

Con referencia al caso anterior se otorga una ponderación a la medición P_{13} de .01, lo cual es resultado de manejar un valor de α de .1. La matriz L' resultante es la siguiente:

$$L' = \begin{bmatrix} .375 & -.375 & -.25 & .125 & -.125 \\ -.375 & .375 & .25 & -.125 & .125 \\ -.25 & .25 & .5 & .25 & -.25 \\ .125 & -.125 & .25 & .375 & -.375 \\ -.125 & .125 & -.25 & -.375 & .375 \end{bmatrix}$$

El resultado muestra que la matriz L' es igual a la del caso 1. Esta comparación permite concluir la factibilidad de controlar la aparición de un punto de apalancamiento por medio de la ponderación de mediciones.

5.1.6 Caso de prueba 4. Mediciones críticas.

Con referencia al caso 1, se retiran las dos mediciones en la línea 3-2. La forma de las matrices de medición (H), matriz L' y matriz de sensibilidad (W) es la siguiente:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$L' = \begin{bmatrix} .5 & -.5 & 0 \\ -.5 & .5 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$W = \begin{bmatrix} .5 & .5 & 0 \\ .5 & .5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

De la matriz W puede observarse que la medición P_{13} pasa a ser una medición crítica ($W_{33}=0$, punto 2.6) y su impacto en el elemento correspondiente de la matriz L' . En esta matriz el elemento de la diagonal para la medición crítica es exactamente la unidad y los elementos fuera de la diagonal son exactamente iguales a cero. En el caso de puntos de apalancamiento estos elementos fuera de la diagonal son muy pequeños y el elemento diagonal es cercano a la unidad.

Lo anterior comprueba que una medición crítica anormal no propaga su error a mediciones vecinas, ya que la columna correspondiente de la matriz de sensibilidad W es cero.

5.2 Estimador de estado mediante programación lineal

En esta formulación la función objetivo se define como la suma ponderada de los valores absolutos de los residuales de mediciones. En el proceso se resuelve una secuencia de problemas de programación lineal (LP) para minimizar la función objetivo. El interés de analizar esta formulación es evaluar su desempeño cuando algunas mediciones se encuentran contaminadas por errores anormales.

La serie de Taylor truncada para la ecuación (5.1) se representa mediante:

$$\mathbf{z} = \mathbf{z}_0 + \Delta \mathbf{z} = h(\mathbf{x}_0) + H(\mathbf{x}_0) \Delta \mathbf{x} + \mathbf{e} \quad (5.21)$$

donde $H(\mathbf{x}_0) = \partial h / \partial \mathbf{x} |_{\mathbf{x}_0}$.

La forma incremental de la ecuación (5.21) es la siguiente:

$$\Delta \mathbf{z} = H(\mathbf{x}_0) \Delta \mathbf{x} + \mathbf{e} \quad (5.22)$$

Dado que generalmente existirán más mediciones que variables de estado, la solución del problema mediante programación lineal definirá un subconjunto de las ecuaciones en (5.22) que resultará satisfecho estrictamente, mientras que otro presentará residuales entre valores medidos y calculados. Los residuales podrán tomar valores positivos o negativos. Las siguientes desigualdades muestran esta situación.

$$\Delta z_i \geq H_i(\mathbf{x}_0) \Delta x_i \quad (5.23)$$

o

$$\Delta z_i \leq H_i(x_0) \Delta x_i \quad (5.24)$$

El algoritmo de programación lineal manejará las ecuaciones (5.23) y (5.24) introduciendo en cada medición dos variables de holgura (s_{2i} , s_{2i-1}), cuyos valores serán no-negativos.

$$\Delta z_i = H_i(x_0) \Delta x + s_{2i} - s_{2i-1} \quad (5.25)$$

Las variables de holgura no podrán tomar valor simultáneamente. La diferencia entre variables de holgura representa el valor del residual, de manera que si el residual es positivo la variable s_{2i} tendrá valor y s_{2i-1} tomará un valor de cero. La situación se invierte en el caso de ser negativo el residual.

De esta manera, se establece la función objetivo a minimizar; la suma ponderada de los valores absolutos de residuales.

$$J = \sum_{i=1}^{i=m} w_i (s_{2i} + s_{2i-1}) \quad (5.26)$$

En la ecuación (5.26) el término s_{2i} representa el residual de la medición i cuando este es positivo, el término s_{2i-1} es el valor absoluto del residual cuando toma un valor negativo. La forma vectorial de (5.26) es:

$$\underline{c}^t \underline{s} \quad (5.27)$$

donde

$$\mathbf{c}^T = [w_1, w_1, w_2, w_2, \dots, w_m, w_m] \quad (5.28)$$

y

$$\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_{2m}]^T \quad (5.29)$$

siendo w_k el inverso de la variancia de la medición k .

En el caso general, el valor de las variables Δx del vector de estado no siempre es positivo. Con objeto de satisfacer el requerimiento de variables no-negativas en el algoritmo de programación lineal, es factible utilizar alguna de las siguientes alternativas:

- i) Se suma a cada variable Δx_k una constante suficientemente grande (ℓ) para asegurar que la nueva variable $\Delta x'_k$ ($\Delta x'_k = \Delta x + \ell$) sea siempre positiva.
- ii) Se utilizan dos variables para representar la variable original Δx_k ($\Delta x_k = \Delta x'_k - \Delta x''_k$).

La alternativa (ii) presenta la desventaja de duplicar el número de variables, por lo que se prefiere la opción (i).

Las consideraciones anteriores permiten que el problema original de la ecuación (5.22) se desarrolle utilizando las siguientes restricciones:

$$\mathbf{H}(x_0) \Delta \mathbf{x}' + \mathbf{D} \mathbf{s} = \Delta \mathbf{z}' \quad (5.30)$$

donde:

$$\Delta z' = \Delta z + H(x_0) [\ell, \ell, \dots, \ell]^T \quad (5.31)$$

y la matriz D se forma con los elementos D_{ij} para incluir las variables de holgura.

$$D_{ij} = \begin{cases} 1 & j=2i-1 \\ -1 & j=2i \\ 0 & \text{otros} \end{cases} \quad (5.32)$$

La solución del problema de optimización por el método simplex proporciona una estimación que satisface exactamente n de las m ecuaciones de medición. Estas ecuaciones son las que presentan la mayor consistencia y son ajustadas estrictamente por el estimador LP. Para el resto de las ecuaciones de medición habrá un residual entre variables medidas y calculadas, para estas mediciones las variables de holgura serán diferentes de cero. Aquí es necesario evaluar si todas las mediciones que fueron ajustadas exactamente están libres de errores anormales. Intuitivamente se encuentra que no hay garantía que lo anterior se cumpla, por lo cual se hace necesario un análisis de errores con objeto de evaluar los resultados del estimador LP.

5.2.1 Detección de errores del estimador LP

Considere que el arreglo de la ecuación (5.22) se particiona en la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} \Delta z_c \\ \Delta z_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_c \\ H_s \end{bmatrix} [\Delta x] + \begin{bmatrix} e_c \\ e_s \end{bmatrix} \quad (5.33)$$

el subíndice c es utilizado para indicar las mediciones (conjunto c) que son satisfechas exactamente por el estimador LP, y el subíndice s incluye las mediciones sospechosas de incluir errores anormales y con probabilidad de ser rechazadas (conjunto s). Note que H_c siempre es una matriz cuadrada.

Los residuales de mediciones pueden ser escritos como:

$$\begin{bmatrix} r_c \\ r_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta z_c \\ \Delta z_s \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} H_c \\ H_s \end{bmatrix} [\Delta \hat{x}] \quad (5.34)$$

para el conjunto de mediciones satisfecho exactamente los residuales serán cero ($r_c=0$).

Substituyendo (5.33) en la ecuación (5.34);

$$\begin{bmatrix} 0 \\ r_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_c \\ H_s \end{bmatrix} [\Delta t] + \begin{bmatrix} e_c \\ e_s \end{bmatrix} \quad (5.35)$$

donde, $\Delta t = \Delta x - \Delta \hat{x}$. La ecuación (5.35) puede ser reducida mediante la eliminación de esta variable.

$$\underline{r}_s = M \underline{e}_c + \underline{e}_s \quad (5.36)$$

donde:

M representa la matriz jacobiana del modelo lineal reducido ($M = -H_s H_c^{-1}$)

En (5.36) se observa que cualquier error anormal en el conjunto c o en el conjunto s se reflejará en el vector de residuales r_s . También debe notarse que la ecuación (5.38) es una combinación lineal de variables aleatorias, lo cual permitirá calcular los valores

esperados y variancias de residuales.

Particionando la matriz de covariancia de mediciones

$$R = \begin{bmatrix} R_c & 0 \\ 0 & R_s \end{bmatrix} \quad (5.37)$$

Si los errores de medición tienen una distribución normal con valor esperado cero, el vector r_s tendrá también valor esperado cero y una matriz de covariancia φ_s :

$$N(0, \varphi_s) \quad (5.38)$$

donde, $\varphi_s = R_s + M R_c M^T$.

Las propiedades estadísticas de los residuales de mediciones sospechosas pueden ser utilizados para probar si existe algún dato anormal en el conjunto de mediciones. El residual normalizado para cada medición i se obtiene como;

$$r_{SN}^i = \frac{|r_{si}|}{\sqrt{\varphi_s(i,i)}} \quad (5.39)$$

Este índice permite realizar una prueba de hipótesis, que de resultar positiva indica la presencia de datos anormales en el conjunto de datos, los cuales podrían estar presentes en el conjunto s o en el conjunto c . Esta prueba unicamente permite detectar errores anormales.

5.2.2 Identificación de errores anormales

Una vez que la prueba de residuales normalizados (5.39) ha detectado la presencia de datos anormales será necesario definir el origen de la anomalía. Como se puede ver de la ecuación (5.36), el error podría encontrarse en e_c o e_s . Aplicando, en la ecuación (5.36), la formulación clásica del estimador de mínimos cuadrados ponderados para la estimación del vector e_c , se obtiene:

$$\hat{e}_c = (M^t R_s^{-1} M)^{-1} M^t R_s^{-1} \underline{r}_s \quad (5.40)$$

Se debe notar que para estimar el vector \hat{e}_c se requiere un número mayor de mediciones en el conjunto s que en el conjunto c . También se debe contar con una adecuada redundancia local en el conjunto s para que sea factible aplicar la expresión (5.40).

Substituyendo el valor de r_s en (5.40) y obteniendo el valor esperado resulta

$$E[\hat{e}_c] = E[e_c] + (M^t R_s^{-1} M)^{-1} M^t R_s^{-1} E[e_s] \quad (5.41)$$

la matriz de covariancias se obtiene de la combinación lineal de variables aleatorias en

$$\text{Cov}[\hat{e}_c] = (M^t R_s^{-1} M)^{-1} + R_c \quad (5.42)$$

El análisis de la ecuación (5.41) muestra que es posible identificar errores anormales en el conjunto c , siempre y cuando en el conjunto s no existan errores anormales ($E[e_s]=0$). Bajo esta condición se tendrá que la estimación dada por la ecuación (5.41) será insesgada. Se puede observar también que si el conjunto s se encuentra contaminado por errores anormales, el efecto de la propagación de errores puede provocar que el proceso

de identificación de errores anormales en el conjunto c sea poco confiable.

Las propiedades estadísticas del vector e_s pueden ser determinadas utilizando el vector de residuales r , que se obtiene a partir de los valores de \hat{e}_c .

$$r = r_x - M \hat{e}_c \quad (5.43)$$

La expresión del residual normalizado permite obtener un índice para cada elemento $i \in S$:

$$r_N^i = \frac{|r_i|}{\sqrt{R_s(i,i)}} \quad (5.44)$$

En (5.44) se utiliza la variancia del conjunto s ($R_s(i,i)$), sin embargo también sería factible utilizar los elementos de la matriz de covariancia de los residuales.

$$\text{Cov}[r] = R_s + M (M^t R_s^{-1} M)^{-1} M^t \quad (5.45)$$

Para la identificación de errores se realiza la prueba de hipótesis siguiente:

H_0 : No se tienen errores anormales en el conjunto s

H_1 : Se tienen errores anormales en el conjunto s

La prueba rechazará H_0 si $r_N^i \geq N_{(1-\alpha/2)}$, siendo α la probabilidad de falsa alarma. Si la prueba resulta positiva (H_0 es rechazada), entonces la medición del conjunto s con el mayor valor de residual normalizado dado por la ecuación (5.39) será eliminada. Sin embargo, si la prueba resulta negativa (H_0 es aceptada), entonces se deberá realizar una

prueba sobre el vector \hat{e}_c con objeto de identificar las mediciones del conjunto c con errores anormales.

$$e_{cW}^i = \frac{|\hat{e}_c^i|}{\sqrt{R_c(i,i)}} \quad (5.46)$$

Se debe observar que en la expresión (5.46) se utiliza la covariancia de mediciones y no la covariancia del valor estimado de \hat{e}_c (5.23).

5.2.3 Algoritmo LP [51]

- 1.- Efectuar una corrida del estimador de programación lineal y obtener r_c .
- 2.- Calcular el residual normalizado r_{sN}^i utilizando la ecuación (5.20)). Si $r_{sN}^i \geq \lambda_1$ continuar en el paso 3. En caso contrario, detener el proceso, concluyendo que no existen errores anormales en el esquema de medición.
- 3.- Estimar \hat{e}_c utilizando la ecuación (5.21).
- 4.- Calcular los residuales normalizados r_N^i , utilizando la ecuación (5.25). Si $r_N^i \geq \lambda_2$ continuar con el paso 5, en caso contrario ir al paso 6.
- 5.- Eliminar la medición con el mayor residual r_{sN}^i del paso 2 y continuar con el paso 1.
- 6.- Calcular los errores normalizados en el conjunto c utilizando la ecuación (5.27) y eliminar la medición con el mayor valor e_{cW}^i . Continuar con el paso 1.

Los índices λ_1 y λ_2 pueden determinarse en base a la probabilidad de falla α deseada.

5.2.4 Comentarios sobre el algoritmo

Es importante señalar que si el número de mediciones en el conjunto s es menor que en el conjunto c , no será posible efectuar la estimación completa del vector \hat{e}_c con la ecuación (5.21). En este caso el número de ecuaciones es menor que el número de incógnitas.

En el caso de tener el mismo número de mediciones en los conjuntos c y s , el algoritmo ajustará en forma exacta las mediciones con los valores calculados, por lo que todos los residuales serán iguales a cero. Por lo tanto, el paso cuatro del algoritmo no se podrá realizar.

También es importante notar que la presencia de errores anormales en el conjunto s no afectan los valores de las variables estimadas, esto es debido a que no participan en la solución final (variables básicas) del algoritmo de programación lineal.

En el algoritmo presentado, en la identificación de errores anormales en el conjunto s se asume que no hay errores anormales en el conjunto c , lo cual no siempre se cumple.

Otra observación relevante es que la eliminación de mediciones se realiza en forma secuencial y una a la vez, lo cual puede afectar el tiempo para obtener la solución final del problema de estimación.

Se observa también, que en la solución siempre se tendrá un ajuste perfecto para el conjunto de mediciones c , las cuales incluyen errores anormales, por lo cual, no se tendrá el efecto de filtrado de errores. El resto de las mediciones, conjunto s , no participan en la solución.

5.3 Estimador de mínima mediana cuadrada (MMC)

En muchas aplicaciones la estimación de parámetros se realiza utilizando el método de mínimos cuadrados. Sin embargo, este método se afecta por la inclusión de datos anormales, esto es, al incluir un error anormal en el conjunto de mediciones el error se propaga y provoca cambios en otras variables. Esto ha llevado a la búsqueda de otras alternativas de estimación que eliminen este problema.

El método de estimación basado en la mínima mediana cuadrada (MMC) se clasifica dentro de los estimadores robustos que pueden manejar errores anormales en mediciones. A continuación se presentará la base conceptual de este método.

El desarrollo del estimador MMC inicia con la determinación del número de muestras observables a extraer de un conjunto mayor de mediciones. La cantidad de muestras se encuentra definida por el número de errores anormales que se espera encontrar en el conjunto de mediciones.

A partir del conjunto de mediciones de la muestra seleccionada, con un número de mediciones igual a número de variables de estado, se realiza una estimación de estado con cero grados de libertad. Lo anterior causa que los residuales en las muestras sean cero.

La idea intuitiva es tratar de encontrar una muestra que no contenga errores anormales. Si este es el caso, aún cuando no exista redundancia ésta será una buena estimación.

Para evaluar la calidad de la estimación se determinan los residuales de las mediciones que no fueron utilizadas en el proceso de estimación y se evalúa la mediana de los mismos al ordenarlos en forma creciente. El criterio utilizado por MMC para

definir el estado más probable es elegir aquél que se calculó con la muestra que dió lugar a la mínima mediana de los residuales normalizados.

5.3.5 Algoritmo para el estimador de Mínima Mediana Cuadrada MMC

- i).- De un conjunto de m mediciones observables se seleccionan k muestras observables de n (número de variables de estado) mediciones. En cada submuestra se realiza el cálculo de las variables de estado. Debido a la falta de redundancia, los residuales de las mediciones utilizadas en este proceso serán igual a cero.
- ii).- A partir de las variables de estado anteriores se obtienen los valores calculados de las m mediciones en el sistema.
- iii).- Se determinan los residuales al cuadrado de las mediciones.
- iv).- Se ordenan en forma creciente los residuales al cuadrado de mediciones y se determina la mediana de este conjunto.
- v).- Los pasos (i) a (iv) se repetirán hasta concluir con el total de muestras (k) del conjunto m . Se procede a minimizar la función objetivo formada por las medianas de todas las muestras.
- vi).- Se seleccionan las variables de estado correspondientes a la muestra con la mínima mediana del proceso (v) como el estado más probable del sistema.

5.3.6 Selección de las muestras

La selección del número de submuestras a extraer se fundamenta en la idea de obtener aleatoriamente un número de muestras tal que la probabilidad (P) de que al menos una de las muestras seleccionadas no incluya un error anormal se aproxime a un valor seleccionado (0.95). La probabilidad anterior se expresa por:

$$P = 1 - (1 - (1 - \epsilon)^f)^k \quad (5.47)$$

donde:

- P probabilidad de que al menos una muestra no se encuentre con error anormal.
- ϵ fracción supuesta de errores anormales dentro de las m mediciones. Si se esperan f datos anormales en el conjunto de m mediciones, entoces: $\epsilon = f/m$.

A manera de ejemplo, si se tiene 247 mediciones para un sistema con 117 variables de estado. Si número de datos anormales esperado es de 5 ($f=5$), siendo por lo tanto ϵ igual a 0.02. Se tiene para una probabilidad del 95% ($P=.95$) será necesario extraer 62 muestras ($2k=62$).

5.3.7 Observaciones importantes

Se tiene que el algoritmo MMC no requiere definir una ponderación a las mediciones para calcular las variables de estado en las submuestras, ya que las matrices involucradas son cuadradas y esto hará que la ponderación no influya en los resultados del cálculo de esta muestra.

Se debe realizar una prueba de observabilidad sobre el conjunto total de las mediciones, ya que este definiría si el sistema se encuentra dividido en islas observables a las que podría aplicarse en forma independiente el algoritmo anterior.

A medida que el conjunto de mediciones tiene un mayor número de errores anormales el número de muestras por analizar crece significativamente.

5.4 Aspectos relevantes de las formulaciones

La formulación del Estimador en base a programación Lineal (LP) [52] no siempre puede rechazar de manera automática los errores anormales de mediciones debido a que la ponderación de mediciones, utilizada en la función objetivo, afecta la decisión de que ecuaciones quedan satisfechas estrictamente.

Para mejorar la operación del estimador LP se requiere resolver un problema de mínimos cuadrados ponderados (WLS) para la detección e identificación de errores.

Los estimadores (LP, WLS) que utilizan en forma directa la ponderación de mediciones son afectados por la presencia de puntos de apalancamiento. Los errores en las mediciones asociadas a estos puntos no podrán ser identificados. La presencia de estos puntos se debe detectar a través de los valores de la matriz de sensibilidad y matrices asociadas.

En referencia a la identificación de errores anormales, cuando se usa el estimador basado en programación lineal las mediciones sospechosas son aquellas con residuales no-cero y las mediciones con residuales idénticos a cero se consideran sin error anormal. En la formulación WLS los residuales normalizados de mayor valor son los correspondientes a mediciones sospechosas de contener errores anormales, los residuales cero indican mediciones críticas.

El estimador basado en la mínima mediana cuadrada presenta un comportamiento más estable ante la presencia de mediciones anormales y puntos de apalancamiento. Sin embargo, para obtener la solución se requiere una secuencia de problemas que demandan grandes recursos computacionales.

Conceptualmente, el estimador de mediana mínima cuadrada escoge submuestras del conjunto de mediciones, esperando, probabilísticamente, encontrar una que no contenga errores anormales, para finalmente escoger, de todas ellas, la que cumpla con el objetivo del procedimiento de estimación (mínima mediana cuadrada).

Un aspecto general relevante es que los errores en mediciones críticas no podrán ser identificados por ninguna de las formulaciones de estimación. Este problema tendrá que ser resuelto de otra manera, posiblemente utilizando una secuencia de resultados de varias estimaciones en el tiempo. Esta es una área de investigación futura.

En la literatura se reporta que la formulación MMC [70] no requiere la parte de detección e identificación de errores anormales. En realidad lo que sucede es que en otros métodos (WLS, LP) la función de estimación y detección e identificación de errores están separadas, en cambio en MMC la estimación y la detección de errores se efectúa en forma simultánea. El proceso de búsqueda y solución de submuestras forma parte de la detección e identificación de errores.

La operación del estimador LP se ve significativamente mejorada al utilizarlo en combinación con un procedimiento de identificación de datos anormales basado en un estimador de mínimos cuadrados ponderados (WLS).

El estimador en base a programación lineal es *significativamente afectado* en su robustez por la presencia de puntos de apalancamiento, en cambio el estimador MMC presenta un comportamiento más estable ante la presencia de estos puntos.

Por otro lado, la formulación MMC presenta problemas computacionales para su implementación en tiempo real, debido principalmente al número de casos que se deben analizar en el proceso de estimación.

CAPITULO 6

PROCESADOR DE INFORMACION

Introducción

Se presenta un esquema formal para un Procesador de Información en Tiempo Real para un Centro de Control. Se detalla el algoritmo general para la detección e identificación de datos anormales. Lo anterior se apoya con casos reales que utilizan información de una parte del sistema de la Comisión Federal de Electricidad.

El advenimiento de la computadora digital, con su rapidez y capacidad para el manejo masivo de información, ha hecho posible la operación de las redes eléctricas desde los Centros de Control. Ahí, se vigila periódicamente el estado eléctrico de la red y se realiza la simulación de contingencias antes de efectuar cambios en la topología de la misma.

Para efectuar el análisis de una falla o cambio en la topología de la red, debe conocerse el estado eléctrico actual del sistema, lo cual no es una tarea simple, dada la naturaleza aleatoria de las mediciones y de los diversos factores que afectan la transmisión de datos; normalmente el conjunto de mediciones es perturbado por errores.

A fin de "filtrar", en lo posible, los errores aleatorios, eliminando las mediciones dudosas y determinar el conjunto coherente "mas probable" para las variables eléctricas, se hace uso de un procesador de información en tiempo real. El procesador utiliza un algoritmo basado en el análisis estadístico de las mediciones redundantes, relacionadas entre sí por las ecuaciones eléctricas de la red.

El procesador de información está formado por cuatro etapas fundamentales: configurador de la red, cálculo de variables de estado y la detección e identificación de errores anormales. El resultado de la interacción de estas etapas da por resultado una base de datos validada y suficientemente confiable para llevar a cabo acciones de control.

Un problema común en sistemas con estructura radial es la falta de redundancia en mediciones, esto es por razones económicas o debido a desperfectos en el equipo de medición ya instalado. Lo anterior da lugar a esquemas de medición con baja redundancia, lo cual a su vez causa que el estimador no se encuentre preparado para detectar e identificar errores anormales en zonas con redundancia reducida.

Una falla en las características de detección e identificación del estimador hace cuestionable su utilización para evaluar la seguridad del sistema. En este capítulo se presentan los cambios necesarios en los procedimientos para la detección e identificación de errores, de manera que el operador de sistema tenga mayor información sobre el proceso de estimación.

El Procesador de Información en Tiempo Real que se describe ha sido instalado como prototipo en el Área de Control Norte de la Comisión Federal de Electricidad.

6.1 Procesador de información en tiempo real

El propósito de la implantación del procesador de información en la operación del sistema eléctrico de potencia [35-37, 39, 40] es el de proporcionar una base de datos confiable como producto de la validación estadística de los datos telemedidos y recibidos en el Centro de Control.

Entre las diversas acciones de control a efectuar con una base de datos validada por el procesador de información se encuentran:

- i) La supervisión del sistema a través de la información desplegada en pantallas, detectando y estimando mediciones incorrectas.
- ii) El cálculo de factores de penalización para la actualización del programa de despacho económico.
- iii) La evaluación de la seguridad del sistema a través de la simulación de contingencias en tiempo real.
- iv) La operación automática de programas de despacho económico y control de generación.
- v) El estudio de posibles estrategias de control en la operación de interruptores.

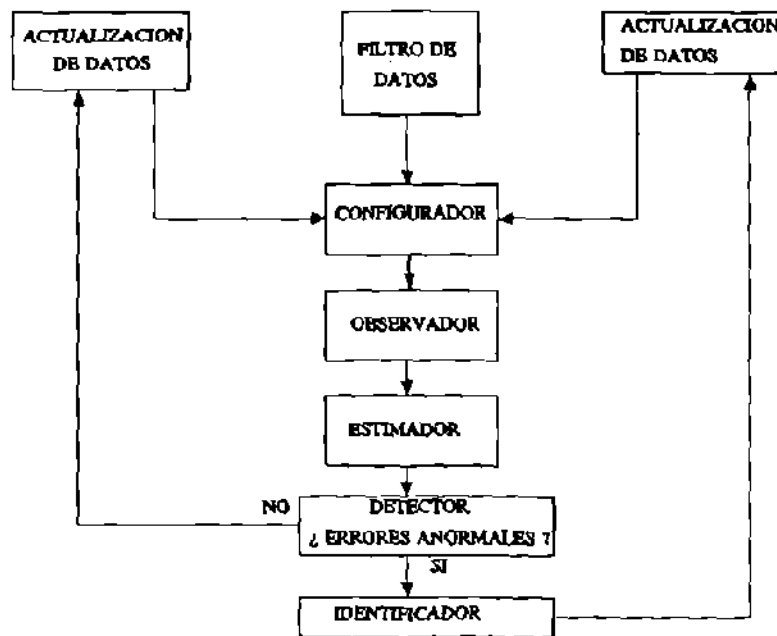


Fig. 6.1 Procesador de información en tiempo real

La Fig.6.1 muestra el diagrama lógico a seguir por el procesador de información.

6.1.1 Variables de entrada

Las variables de entrada al procesador son las siguientes:

- i) Mediciones de variables.
 - Flujo de potencia activa y/o reactiva en líneas de transmisión.
 - Potencia activa y/o reactiva en nodos de carga y/o generación (inyecciones).
 - Magnitud de voltaje en barras.
 - Valor de la posición del tap en transformadores.
 - Estado de los interruptores en la red de potencia.

- ii) Modelo matemático del sistema y datos del equipo de medición asociado.
 - Parámetros de líneas y transformadores.
 - Precisión de mediciones (desviación estándar).

- iii) Seudomediciones. Valores de mediciones asignados a priori a la base de datos en función de la experiencia, historia de flujos y cargas, o a las condiciones vigentes en el sistema.

6.1.2 Variables de salida

Las variables de salida del procesador pueden ser:

- i) Valor estimado de flujos de potencia, inyecciones nodales, magnitudes de voltaje, posición de taps en transformadores y la configuración de la red en función del estado de interruptores.
- ii) Variancias e intervalos de incertidumbre para las variables estimadas.
- iii) Identificación de mediciones ó parámetros estadísticamente anormales.

A continuación se describe brevemente la función de cada módulo del Procesador de Información, señalando los aspectos importantes a considerar de una aplicación real.

6.1.3 Preprocesamiento de información

Esta etapa tiene como objetivo retirar de la base de datos las mediciones significativamente absurdas. Estas serían por ejemplo; valores de flujos de potencia muy superiores al valor de la capacidad nominal de la línea de transmisión o transformador.

La presencia de un dato absurdo conduce frecuentemente a problemas de convergencia en el algoritmo de estimación de estado. En un caso más afortunado, los datos absurdos son detectados, identificados y eliminados por el procesador. Sin embargo, lo anterior implica una carga computacional innecesaria, pudiendo ser evitada con un filtro en esta etapa.

La lógica de operación del filtro utiliza la comparación de las mediciones con un intervalo lógico de datos nominales del equipo utilizado. Asimismo, en esta etapa se verifica si el estado de algunos interruptores ha cambiado y determina las subestaciones donde ha ocurrido el cambio. Lo anterior es con el objeto de evitar la configuración del sistema cuando éste en realidad no ha cambiado. Es importante también en esta etapa verificar de manera simple el valor de los parámetros de elementos. Por ejemplo, evitar el procesar casos con valores de taps fuera del rango lógico de operación del transformador.

Para lograr una operación adecuada en esta etapa se deberá contar los siguientes datos:

Capacidad nominal de líneas y transformadores.

Parámetros de líneas y transformadores.

Rango de variación del tap en transformadores.

Rango de variación del voltaje en las barras del SEP.

Es importante mantener la base de datos de manera de seguir adecuadamente los cambios que se realicen en la red.

6.1.4 Configurador

La función de este módulo es la de determinar la conectividad de la red a través del estado telemedido de interruptores en subestaciones. La base de datos describe la *conectividad de la red en términos de secciones de barra e interruptores de circuito*. Todos los equipos, como generadores, alimentadores de carga, reactores, líneas de transmisión, etc; están conectados a secciones de barra. Las secciones de barra pueden estar conectada entre sí, al mismo nivel de voltaje, mediante los interruptores de una subestación.

La salida del configurador de topología es la información tradicional que describe una red eléctrica en forma de barras y ramas. Cada barra es identificada junto con la generación, cargas y reactores asociados. Asimismo, se describe la conectividad entre las barras debido a las líneas de transmisión y transformadores. También el configurador debe ser capaz de identificar islas eléctricas en la red y descartar aquellas que no se encuentren energizadas (sin generación).

Configuración de Subestaciones.- Como primer paso del configurador se procede a nivel de subestación, donde se definen las barras independientes (nodos eléctricos) y los elementos (líneas, transformadores, etc.) conectados a ellas. En este paso se verifica si el estado de un interruptor ha cambiado. En caso contrario, esa subestación queda sin modificación dentro del configurador general.

Configuración de la red.- Se identifican las islas energizadas. En este paso en lugar de combinar secciones de barra a través de interruptores que se encuentran cerrados para formar barras independientes, se combinan nodos interconectados a través de ramas del SEP.

En la ejecución del Procesador de Información, la lógica de operación del configurador se activa sólo si presentan cambios en el estado (abierto/cerrado) de los interruptores.

Para ajustar la lógica anterior, en el caso de existir interruptores sin supervisión en su medición (fuera de barrido), se prepara el configurador para interactuar con el operador del sistema. En caso de incertidumbre, se da opción al operador de indicar el estado más probable de ese interruptor. Con base a lo anterior, se procede a ejecutar el procesador de topología.

Se propone que el proceso de configuración maneje tres alternativas cuando se tienen interruptores fuera de barrido:

- i).- Se cuestiona al operador sobre el estado más probable de ese interruptor, aceptando la decisión del operador en base a su experiencia o a la información disponible.
- ii).- Realizar dos corridas del configurador, una con el interruptor abierto y otra con el interruptor cerrado. Si el resultado de la configuración en ambas corridas es el mismo, se concluye que el estado de ese interruptor es irrelevante y se prosigue la estimación. En caso contrario, se retiran del área de estimación las variables de estado de esa subestación.

- iii).- Como tercera alternativa se procede a retirar de la zona de estimación a la subestación si el número de interruptores fuera de barrido es mayor a uno.

En aplicaciones reales se presentan con frecuencia errores en la señalización del estado de interruptores. Lo anterior impacta en la configuración de la red, ya que el estado de un interruptor puede llegar a definir si una barra se encuentra dividida o no. Esto reviste gran importancia ya que los módulos del observador y estimador operan con el modelo de red formado por el configurador.

6.1.5 Observador

Este módulo determina la observabilidad del sistema en estudio. Cuando se cuenta con un número suficiente de mediciones para calcular el vector de estado de magnitudes de voltaje y ángulo de fase para todos los nodos del sistema, se dice que la red es observable. El módulo de observabilidad se activa cada vez que se tiene un cambio en la disponibilidad de mediciones o en la topología de la red. Una vez que se determina la observabilidad de la red, el procesador continua con el módulo de estimación. En caso contrario, el módulo de observabilidad determina el conjunto de barras observables.

Las barras inobservables son retiradas de la topología en estudio, o pueden convertirse en observables a través de la adición de seudomediciones. En una aplicación es posible tener varias islas observables, estimando en cada una de ellas el vector de estado a partir de la asignación de una barra de referencia en cada isla.

6.1.5.1 Observabilidad de la red

El observador maneja dos alternativas:

red: A través del algoritmo de triangularización de matriz de ganancia

taps: En este caso existen dos opciones dependiendo si el transformador es de dos o tres devanados.

La observabilidad de la red se determina a través de un algoritmo algebraico, el cual se fundamenta en un proceso de triangularización sobre la matriz de ganancia del estimador de estado [21]. Un aspecto importante a desarrollar por el procesador, una vez que se concluyen los módulos de configuración y observación, es definir las islas eléctricas que se forman por apertura de interruptores, y las islas de medición que se forman por la separación de grupos de nodos observables.

La partición en islas observables en la red provoca que las líneas que interconectan dos áreas observables sean inobservables. Esto tiene que ser señalado en la salida del observador.

Para lograr la observabilidad del sistema es importante contar con una redundancia adecuada de mediciones, así como con una conveniente ubicación de las mismas. La combinación satisfactoria de los dos puntos anteriores permite cubrir mejor la estimación del sistema.

6.1.5.2 Observabilidad de taps

En el caso de un transformador de dos devanados, el tap será observable si se cuenta con un mínimo de tres mediciones reactivas en el transformador, las cuales pueden ser una combinación de las siguientes mediciones; flujo de potencia, inyección en los nodos extremos, magnitud de voltaje en los nodos extremos, medición de posición de tap.

En el caso de un transformador de tres devanados se utiliza un modelo T con inyecciones cero en los nodos ficticios. En la Fig. 6.2 se presenta un diagrama ilustrativo.

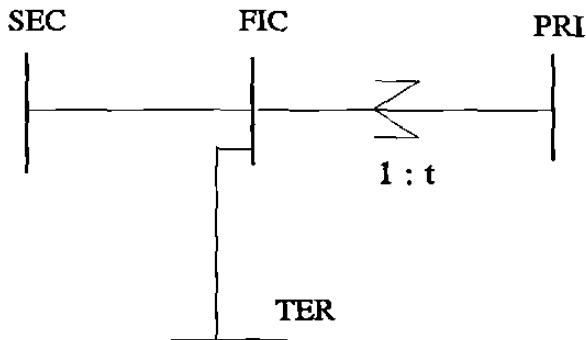


Fig. 6.2 Modelo T del transformador de tres devanados

La lógica utilizada para confirmar la observabilidad en este tipo de transformador es también disponer de un mínimo de tres mediciones reactivas en el entorno. En el análisis se consideran inyecciones cero de potencia activa y reactiva en el nodo ficticio (FIC) y en el nodo que representa el terciario del transformador (TER).

En los desarrollos se realizaron pruebas exhaustivas en transformadores de tres devanados con el modelo T, encontrando importante sintonizar la ponderación dada a los voltajes. Si por alguna razón el tap no es observable, el utilizar un valor supuesto del tap causará un error en el modelo del transformador. En estos casos se recomienda marcar como inobservable todo el transformador.

6.1.6 Estimador

La operación de este módulo se sustenta en que el estado estable de una red eléctrica de potencia se describe por el vector de magnitudes y ángulo de fase de los voltajes nodales. La estimación del estado se realiza utilizando información del sistema, consistente en datos de la estructura de la red, valores de parámetros del sistema de transmisión y con un conjunto suficiente de mediciones de flujo de potencia y magnitudes de voltaje.

El módulo utiliza la formulación desacoplada rápida del estimador de estado. La implantación del estimador de estado es similar al Control Automático de Generación. Primeramente, se prueba fuera de línea con la base de datos estática real y con la información en tiempo real simulada. Después las pruebas en línea se realizan en dos o tres subestaciones. Una vez se logran resultados, el estimador es probado con el resto del sistema.

La información presentada finalmente por el estimador se encuentra separada en variables activas y reactivas: valor medido, valor estimado, desviación estándar del valor estimado, residuales de mediciones e intervalo de confianza de los valores estimados.

En la información presentada se especifican los resultados estimados en base a su tipo

- i) Observable: Es una variable que puede ser calculada.
- ii) Inobservable: Es una variable que no puede ser estimada por falta de redundancia.
- iii) Crítica: Medición en la que no pueden ser detectados errores anormales. Si la medición se retira dará lugar a que el sistema sea inobservable.
- iv) Punto de Apalancamiento: Medición que al tomar un valor anormal provoca un resultado no confiable. Los residuales de estas mediciones son sumamente pequeños y estadísticamente no son detectables los valores anormales.

De acuerdo a las definiciones anteriores, pueden existir mediciones observables - críticas y mediciones observables con puntos de apalancamiento.

6.1.7 Detector

En este módulo se determina si los resultados del estimador son estadísticamente consistentes con los valores recibidos en el Centro de Control. Para ello se realiza una prueba de hipótesis sobre la suma de los residuales ponderados al cuadrado (índice J). El nivel de significación de la prueba de hipótesis es del 99% sobre una distribución Ji-cuadrada (χ^2).

La presencia del índice J dentro del intervalo de confianza correspondiente parecería indicar que los datos medidos son estadísticamente correctos. Sin embargo, se tiene que el hecho de un índice J dentro del intervalo de confianza no es condición suficiente para afirmar que no hay errores anormales, ya que pueden existir mediciones críticas ó puntos de apalancamiento en los cuales no es detectable el valor anormal.

También se presentan casos en los cuales en índice J cae abajo del límite inferior de confianza. Esto podría indicar una condición anormal producida en ocasiones por una modelación inadecuada de la precisión de mediciones.

En el caso de tener cero redundancia (número de mediciones igual al número de variables) el estimador ajustará exactamente los valores estimados a los medidos, siendo imposible la detección de errores anormales.

El estimador de estado efectúa el cálculo del estado eléctrico de cada una de las islas observables. En cada isla se calcula un índice J con objeto de clasificar las islas donde existan mediciones anormales e identificar aquellas donde se aplicarán las técnicas de identificación.

6.1.8 Identificador

Una vez que se ha detectado la anormalidad en la base de datos, se procede a identificar el ó los datos anormales. Para ello se desarrolla inicialmente una lista de residuales normalizados. La valoración de la anormalidad de cada medición se realiza a través de una prueba de hipótesis sobre el residual normalizado de cada medición sobre una distribución t-student. A partir de lo anterior se concluye que las mediciones sospechosas de presentar un error anormal son aquellas con un residual normalizado superior al índice dado en la distribución t-student. Se propone utilizar alguno de los siguientes criterios de identificación-eliminación de errores anormales:

- i) Listar los residuales normalizados. De esta lista se tiene que el elemento con mayor magnitud en esta lista corresponderá, con gran probabilidad, a la medición anormal. A partir de lo anterior se retira físicamente dicha medición y se realiza nuevamente la estimación.
- ii) Desarrollar una estimación del sesgo en las mediciones sospechosas. Las mediciones son corregidas a partir del sesgo estimado correspondiente.
- iii) Cancelar virtualmente la medición anormal encontrada mediante una ponderación pequeña en la medición sospechosa.
- iv) Eliminar físicamente el total de las mediciones sospechosas, realizando nuevamente la estimación de estado con la base de datos restante. Posteriormente se incorporan una a una las mediciones sospechosas, efectuando en cada paso la estimación de estado correspondiente. Las mediciones valoradas nuevamente como anormales son eliminadas definitivamente. El proceso anterior termina cuando el estimador no detecta error anormal.

6.2 Detección e identificación de datos anormales

Estos atributos del estimador de estado se encuentran sustentados en pruebas de hipótesis. El estimador realiza esta función recurriendo al análisis estadístico de los residuales normalizados.

La aceptación ó rechazo de los resultados se realiza en la etapa de detección de errores anormales. Lo anterior consiste en verificar la consistencia probabilística de los datos a través de una prueba de hipótesis sobre el índice J. Este índice tiene una distribución Ji-cuadrada (χ^2).

La identificación de datos con errores anormales se lleva a cabo recurriendo al análisis estadístico del valor absoluto de los residuales normalizados.

$$t = \frac{|Z^m - Z^e|}{s \sqrt{\Pi_{ii}}} \quad (6.1)$$

donde:

Z^m es la variable medida.

Z^e es el estimado de la variable.

$$s = \sqrt{\frac{\hat{J}}{N_{lg}}}$$

\hat{J} valor del índice J con los valores estimados.

N_{lg} número de grados de libertad.

Π_{ii} variancia del residual correspondiente a la medición i. Elemento diagonal de la matriz de covariancias de residuales Π .

La matriz de covariancia de residuales es calculada en forma desacoplada mediante;

$$\begin{aligned}\Pi_P &= R_P^{-1} - H_{P\theta} (H_{P\theta}^t R_P H_{P\theta})^{-1} H_{P\theta}^t \\ \Pi_Q &= R_Q^{-1} - H_{Qv} (H_{Qv}^t R_Q H_{Qv})^{-1} H_{Qv}^t\end{aligned}$$

Por medio de una prueba de hipótesis sobre la estadística t es factible determinar (probabilísticamente) los datos anormales, t posee una distribución t student. Una alternativa para identificar el dato con mayor probabilidad de error es la selección del residual normalizado de mayor valor.

Lo anterior por lo general lleva a utilizar el siguiente algoritmo.

- i) Efectura el proceso de estimación de las variables
- ii) Evaluar el índice J
- iii) Elaborar una lista de todas las mediciones críticas y puntos de apalancamiento.
- iv) Efectuar el proceso de estimación-identificación (capítulo 4 punto 4.4).
- v) Repetir el proceso tantas veces como se presenten anomalías. La Fig. 6.3 muestra el algoritmo generalizado para la detección e identificación de los errores.

6.3 Algoritmo generalizado de identificación de datos anormales

En sistemas poco mallados con frecuencia se presenta el problema de falta de redundancia, el cual afecta las distintas etapas del procesador de información en tiempo real.

En la etapa de cálculo de las variables de estado existirán casos en que la falta de mediciones provocará que la matriz de ganancia sea singular. También puede presentarse el caso de que las matrices estén mal condicionadas, dificultando el proceso

de convergencia en el estimador.

Es en las etapas de detección e identificación de errores donde la falta de redundancia llega a adquirir un papel relevante, ya que por este motivo el estimador podrá eventualmente no tener posibilidad de identificar errores anormales, dificultando la toma de decisiones operativas en un Centro de Control.

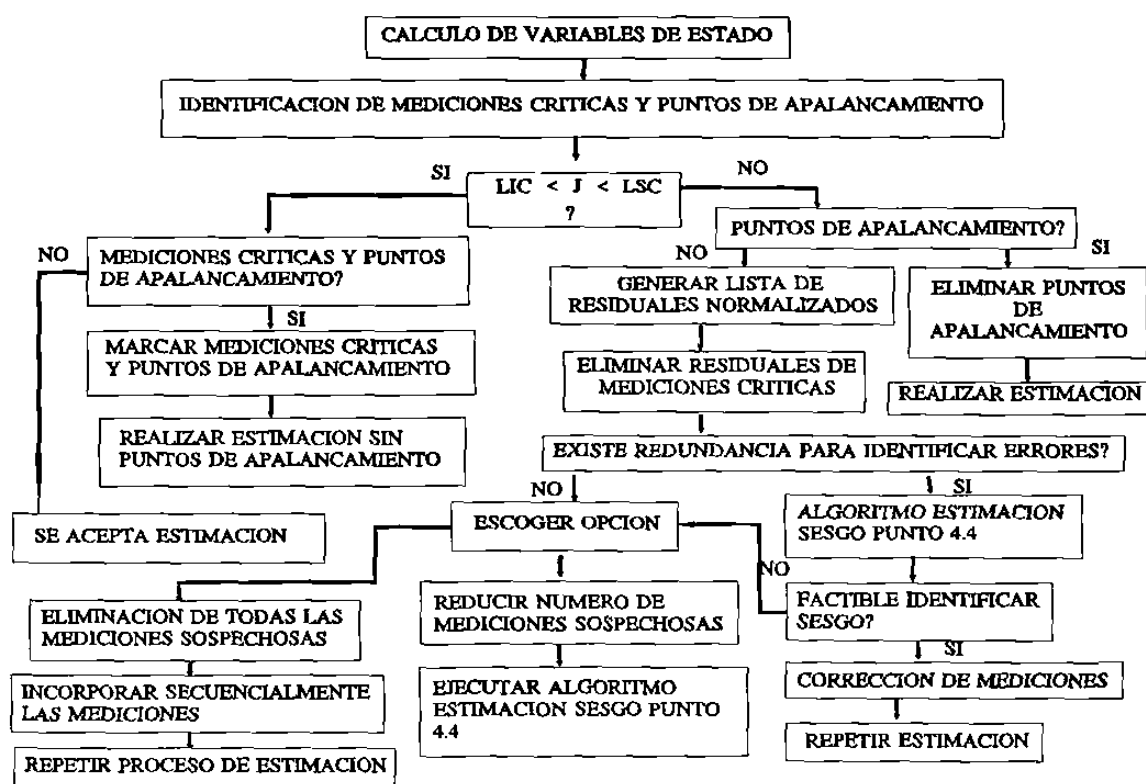


Fig. 6.3 Algoritmo generalizado de detección e identificación de datos anormales

En la etapa de identificación se presentan los siguientes casos importantes:

- i) Variancia del residual con valor muy pequeño y negativo.
- ii) Variancia del residual igual a cero.
- iii) Variancia del residual con valor muy pequeño y positivo.

- iv) Relación residual/desviación estándar con valor relativamente normal, aún cuando la variancia del residual adquiere un valor relativamente pequeño.
- v) Puntos de apalancamiento (punto 5.1.1 Cap. 5).

El algoritmo de identificación presenta dos procedimientos a seguir dependiendo del valor del índice J . Si el índice J se encuentra fuera del intervalo de confianza (LIC y LSC), se elabora una lista de residuales normalizados. De esta lista se ignoran los residuales correspondientes a variancias cero, a valores absolutos de variancias menor a un valor establecido, y a puntos de apalancamiento (punto 5.1.1 Cap. 5). El criterio para identificar los puntos de apalancamiento es el separar aquellas mediciones asociadas a términos $L'_{ij} \geq 2m/n$ (cc. 5.15 Cap. 5).

Se tienen en la actualidad tres alternativas para enfrentar el problema de los puntos de apalancamiento:

- i) Identificar y eliminar los puntos de apalancamiento antes de efectuar la estimación.
- ii) Diseñar un estimador que sea insensible a los puntos de apalancamiento [66].
- iii) Las ecuaciones de medición son modificadas por una transformación de manera que el resultado no contenga puntos de apalancamiento [75].

Una vez que se han omitido las mediciones anteriores, se aplica el algoritmo de estimación de sesgo del punto 4.4, con los resultados se corrigen las mediciones sospechosas y se efectúa nuevamente la estimación. En el caso de no haber redundancia para la estimación del sesgo, se deberá escoger alguna de las opciones mostradas en el algoritmo de la Fig. 6.3.

Si el índice J se encuentra dentro del intervalo de confianza, es necesario verificar si existen mediciones críticas (punto 2.6 Cap. 2) o puntos de apalancamiento (punto 5.1.1

Cap. 5). En estas mediciones no será factible detectar errores anormales por lo que la estimación presenta incertidumbre. En caso contrario, se acepta la estimación de estado.

En la determinación de mediciones críticas y puntos de apalancamiento es necesario calcular los residuales y su matriz de covariancias. Así mismo, se requiere determinar los elementos diagonales de la matriz L' (punto 5.1.1). Utilizando la información anterior se identifican las mediciones con los siguientes criterios:

Mediciones críticas.-	Residual cero y variancia de residual menor o igual a una tolerancia pequeña.
Puntos de apalancamiento.-	Elementos diagonales de la matriz L' con valor mayor o igual a $2m/n$ (Ec. 5.15). Variancia de residual menor o igual a una tolerancia pequeña.

El algoritmo generalizado propuesto se muestra en la Fig. 6.3. Se consideran los problemas típicos en esquemas de medición con baja redundancia.

En los siguientes casos prácticos se identificarán las características anteriores por su número respectivo.

6.4 Casos de Estudio

En los casos de estudio se recurre directamente a la información recibida en el Centro de Control a través del Sistema de Información y Control en Tiempo Real (SICTRE). La red utilizada se muestra en la Figura 6.4. Se incluye la topología y componentes de la red correspondiente a la Zona Coahuila del Area de Control Noreste.

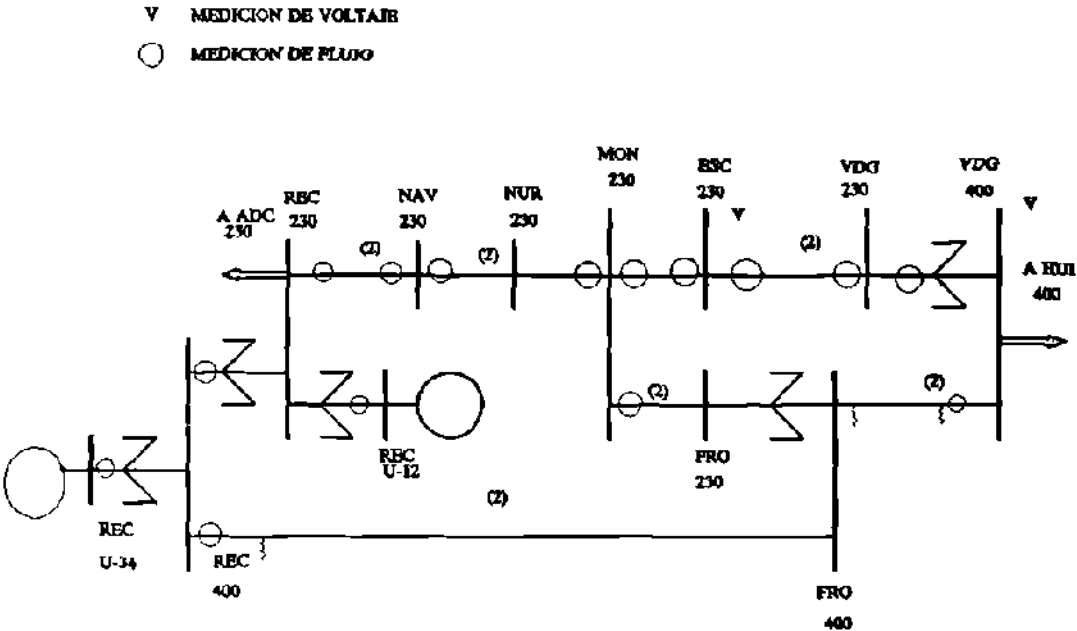


Fig. 6.4 Esquema de medición en el Area de Control Noreste

Como se muestra por la Fig. 6.4, la red se encuentra conectada con el resto del sistema a través de la barra REC-230, de la subestación Río Escondido, y de la barra VDG-400 de la subestación Villa de García.

6.5 Caso base

El esquema de medición se resume en la siguiente forma:

Datos de mediciones activas:

Mediciones de flujo de potencia en líneas	15
Mediciones de inyecciones nodales	0

Datos de mediciones reactivas:

Mediciones de flujos de potencia en líneas	14
Mediciones de inyecciones nodales	0
Mediciones de voltaje	2
Total de mediciones	31

Las variables de estado quedan integradas por la magnitud del voltaje y el ángulo de fase de los nodos del sistema de prueba. El esquema de medición posee ocho grados de libertad. El intervalo de confianza - para una distribución Ji-cuadrada y una probabilidad de 99% - tiene límites (superior e inferior) de 22 y 1.34 respectivamente.

Resultados

El algoritmo de estimación converge en tres iteraciones, el índice J toma un valor de 8. La tabla 6.1 muestra los valores de flujos medidos y estimados.

TABLA 6.1 Flujos Medidos y Estimados (M_w M_{VAR})

Caso Base

Flujo en Líneas	Medido P	Estimado P	Medido Q	Estimado Q
REC-FRO-400	689	695.7	-	-114.1
FRO-REC-400	-	-687.8	-	-55.7
REC-NAV-230	187	186.1	16	15.9
NAV-REC-230	-185	-185.6	-21	-21.1
NAV-NUR-230	139	137.3	3	3.0
NUR-NAV-230	-	-135.4	-	-3.5
NUR-MON-230	-	106.2	-	-13.9
MON-NUR-230	-107	-104.3	6	6.0
MON-ESC-230	93	90.1	-32	-31.2
ESC-MON-230	-89	-88.1	15	15.8
ESC-VDG-230	-18	-19.6	-36	-39.9
VDG-ESC-230	21	19.7	35	29.8
FRO-VDG-400	-	607.9	-	30.3
VDG-FRO-400	-596	-602.0	57	57.0
FRO-MON-230	-	54.0	-	16.1
MON-FRO-230	-54	-54.0	-21	-21.0
REC 400/230	-134	-136.0	3	3.0
REC 230/400	-	136.0	-	1.9
REC 400/U34	-	-611.0	-	9.7
REC U34/400	611	611.0	43	43.0
REC 230/U12	-	-519.0	-	-9.6
REC U12/230	519	519.0	47	47.0
FRO 400/230	-	119.8	-	103.0
FRO 230/400	-	-119.8	-	-98.0
VDG 400/230	-	199.5	-	-15.4
VDG 230/400	-198	-199.5	18	23.5

Caso 1. Medición anormal en el flujo REC-NAV-230

En este caso se tiene redundancia local en la medición del flujo de la línea de transmisión REC-NAV-230, ya que se miden los flujos en ambos extremos de esta línea (REC-NAV-230 y NAV-REC-230). La Figura 6.3 y la Tabla 6.1 muestran el esquema de medición correspondiente.

A fin de verificar la respuesta de las etapas de detección e identificación, se modifica la lectura del flujo de potencia en la línea REC-NAV-230 (parte activa y reactiva), agregando a la medición original un valor igual a quince desviaciones estándar de la medición.

Resultados

El estimador converge en tres iteraciones con un índice J igual a 132. A través del índice J el estimador detecta la presencia de errores anormales.

Las Tablas 6.2 y 6.3 muestran la variancia estimada de los residuales y la normalización correspondiente. Se señalan los residuales y variancias a descartar en el proceso de identificación:

TABLA 6.2 Residuales Normalizados Activos
Lectura REC-NAV-230 Anormal

Medición Activa	Variación del Residual	Residual Normalizado	Tipo de Incongruencia
REC-FRO-400	3.33 E-3	1.16 E-1	
REC-NAV-230	1.03 E-3	2.86	
NAV-REC-230	1.03 E-3	2.79	
NAV-NUR-230	2.10 E-4	2.13 E-1	
MON-NUR-230	5.75 E-4	1.11 E-1	
MON-ESC-230	1.30 E-3	5.56 E-2	
ESC-MON-230	1.30 E-3	4.80 E-2	
ESC-VDG-230	1.03 E-3	1.01 E-2	
VDG-ESC-230	1.03 E-3	1.11 E-4	
VDG-FRO-400	2.70 E-3	1.14 E-1	
MON-FRO-230	-1.60 E-17	0 + j 1.94 E+2	i)
REC 400/230	2.95 E-4	1.16 E-1	
REC U34/400	0.0	INDETERMINADO	ii)
REC U12/230	3.45 E-18	7.74 E+3	iii)
VDG 230/400	1.60 E-4	1.14 E-1	

El algoritmo generalizado elimina los residuales incongruentes señalados, identificando en consecuencia la parte activa del flujo REC-NAV-230 como la errónea. Se puede observar que el residual de mayor valor después del anterior no se encuentra asociado a la parte reactiva de la medición REC-NAV-230.

Caso 2.- Medición anormal en el flujo MON-FRO-230

Se presenta el resultado de agregar a la medición de flujo MON-FRO-230 un error de 15 desviaciones estándar, tanto en la parte activa como reactiva. El resto de las mediciones y la topología de la red permanece en condiciones similares a las del caso base.

TABLA 6.3 Residuales Normalizados Reactivos
Lectura REC-NAV-230 Anormal

Medición Activa	Variancia del Residual	Residual Normalizado	Tipo de Incongruencia
REC-NAV-230	1.03 E-3	8.13 E-2	
NAV-REC-230	1.02 E-3	7.94 E-2	
NAV-NUR-230	2.98 E-8	7.93 E-2	
MON-NUR-230	8.18 E-8	7.80 E-2	
MON-ESC-230	1.05 E-3	3.74 E-3	
ESC-MON-230	1.00 E-3	2.83 E-3	
ESC-VDG-230	1.03 E-3	1.31 E-2	
VDG-ESC-230	1.03 E-3	1.74 E-2	
VDG-FRO-400	0.0	INDETERMINADO	ii)
MON-FRO-230	-1.56 E-17	0 + j 2.03 E+1	i)
REC 400/230	-1.21 E-17	0 + j 3.33 E+1	i)
REC U34/400	-5.55 E-17	0 + j 1.65 E+2	i)
REC U12/230	5.20 E-17	1.35 E+2	iii)
VDG 230/400	7.06 E-4	2.26 E-2	
ESC-230	3.82 E-6	2.27 E-2	
VDG 400	3.82 E-6	2.21 E-2	

Resultados

Se logra convergencia en tres iteraciones, obteniendo un índice J de 7.9. Se tiene que el índice J cae abajo del límite superior de confianza, aún cuando el error de medición es significativo. Es decir, el error resulta transparente al proceso de detección del estimador.

El origen de este comportamiento se debe a la falta de redundancia local en la medición del flujo MON-FRO-230. Esto provoca que el estimador ajuste el valor estimado al medido, haciendo cero la contribución de los residuales correspondientes en

el índice J . Lo anterior implica que el estimador se encuentra inhabilitado para detectar errores anormales en zonas sin redundancia. En la Tabla 6.4 se observa que el estimador iguala los valores medidos y estimados en REC U34/400, REC U12/230 y MON-FRO-230.

La revisión de la variancia de los residuales, realizada por el algoritmo generalizado, confirma el hecho de que en esos elementos el estimador no es capaz de detectar errores anormales. Este factor de incertidumbre demerita la confiabilidad del estimador, por lo que se sugiere incrementar el número de mediciones relativas a los elementos con residuales de variancia inferior a un valor específico. De esta forma, se incrementa la redundancia del esquema de medición. Es en este aspecto, donde resulta ventajoso explotar las bondades de mediciones adicionales.

Caso 3.- Medición anormal en el flujo REC-FRO-400

En el esquema de medición se observa que solamente se tiene medición en la parte activa del flujo REC-FRO-400, no se tiene disponible la medición del flujo de FRO-REC-400.

Resultados

El estimador converge en tres iteraciones, mostrando como resultado un índice J de 27. A partir del valor del índice se observa que el estimador detecta la presencia de un dato anormal, ya que J es mayor al límite superior de confianza (22).

El proceso de identificación del dato anormal se lleva a cabo recurriendo al análisis de los residuales normalizados condensados en las Tablas 6.5 y 6.6, se presenta la variancia de residuales y los residuales normalizados. En estas tablas se enumeran los residuales incongruentes.

TABLA 6.4 Flujos Medidos y Estimados (MW MVAR)
Lectura MON-FRO-230 Anormal

Flujo en Líneas	Medido P	Estimado P	Medido Q	Estimado Q
REC-FRO-400	689	695.7	-	-114.1
FRO-REC-400	-	-687.8	-	-55.7
REC-NAV-230	187	186.1	16	15.9
NAV-REC-230	-185	-185.6	-21	-21.1
NAV-NUR-230	139	137.3	3	3.0
NUR-NAV-230	-	-135.4	-	-3.5
NUR-MON-230	-	106.2	-	-13.9
MON-NUR-230	-107	-104.3	6	6.0
MON-ESC-230	93	90.1	-32	-31.2
ESC-MON-230	-89	-88.1	15	15.8
ESC-VDG-230	-18	-19.6	-36	-39.9
VDG-ESC-230	21	19.7	35	29.8
FRO-VDG-400	-	607.9	-	30.2
VDG-FRO-400	-596	-602.0	57	57.0
FRO-MON-230	-	-13.9	-	51.8
MON-FRO-230	14	14.0	47	47.0
REC 400/230	-134	-136.0	3	3.0
REC 230/400	-	136.0	-	1.9
REC 400/U34	-	-611.0	-	9.7
REC U34/400	611	611.0	43	43.0
REC 230/U12	-	-519.0	-	-9.7
REC U12/230	519	519.0	47	47.0
FRO 400/230	-	137.0	-	127.7
FRO 230/400	-	-137.0	-	-120.7
VDG 400/230	-	199.5	-	-15.4
VDG 230/400	-198	-199.5	18	23.5

Se observa que al descartar las mediciones enumeradas, quedan como datos de mayor probabilidad de error las mediciones de flujo activo REC-FRO-400 y NAV-NUR-230, ya que presentan los residuales (iguales) con el mayor valor.

TABLA 6.5 Residuales Normalizados Activos
Lectura REC-FRO-400 Anormal

Medición Activa	Variancia de Residuales	Residual Normalizado	Tipo de Incongruencia
REC-FRO-400	3.33 E-3	2.50	
REC-NAV-230	1.03 E-3	3.74 E-2	
NAV-REC-230	1.03 E-3	2.13 E-1	
NAV-NUR-230	2.10 E-4	2.50	
MON-NUR-230	5.76 E-4	2.42	
MON-ESC-230	1.30 E-3	1.0	
ESC-MON-230	1.30 E-3	1.24	
ESC-VDG-230	1.03 E-3	1.38 E-1	
VDG-ESC-230	1.03 E-3	3.61 E-1	
VDG-FRO-400	2.70 E-3	2.45	
MON-FRO-230	-1.60 E-17	0 + j 7.48 E+1	i)
REC 400/230	2.95 E-4	2.49	
REC U34/400	0.0	INDETERMINADO	ii)
REC U12/230	3.47 E-18	2.13 E+5	iii)
VDG 230/400	1.60 E-4	2.46	

La incertidumbre en la identificación de la medición errónea es consecuencia de una redundancia local reducida en el esquema de medición. En este caso se observa también que existen varios residuales con valores muy cercanos al valor máximo.

Caso 4.- Medición anormal en el flujo REC-FRO-400 con inyección cero

En este caso se prueba la introducción de una medición de inyección de potencia activa igual a cero en la barra FRO-400. La introducción de esta medición proporciona una redundancia local para el flujo REC-FRO-400. La prueba se realiza en referencia al caso tres, en el cual se identificaron dos mediciones (una correcta y otra errónea) como anormales, ya que ambas presentaban el mismo residual.

TABLA 6.6 Residuales Normalizados Reactivos
Lectura REC-FRO-400 Anormal

Medición Activa	Variancia de Residuales	Residual Normalizado	Tipo de Incongruencia
REC-NAV-230	1.026 E-3	2.796 E-2	
NAV-REC-230	1.025 E-3	2.820 E-2	
NAV-NUR-230	2.979 E-8	2.774 E-2	
MON-NUR-230	8.182 E-8	3.251 E-2	
MON-ESC-230	1.048 E-3	3.540 E-1	
ESC-MON-230	1.004 E-3	3.586 E-1	
ESC-VDG-230	1.035 E-3	6.535 E-1	
VDG-ESC-230	1.035 E-3	8.674 E-1	
VDG-FRO-400	0.0	INDETERMINADO	ii)
MON-FRO-230	-1.56 E-17	0 + j 2.18 E+2	i)
REC 400/230	-1.21 E-17	0 + j 6.98 E+2	i)
REC U34/400	-5.55 E-17	0 + j 5.30 E+3	i)
REC U12/230	5.20 E-17	4.61 E+3	iii)
VDG 230/400	7.060 E-4	1.11	
ESC-230	3.816 E-6	1.09	iv)
VDG 400	3.816 E-6	1.09	iv)

Resultados

El estimador converge en tres iteraciones con un índice J de valor igual a 27, detectando la presencia del error.

Las Tablas 6.7 y 6.8 muestran las variancias de los residuales, así como la normalización de estas últimas. Se observa que la medición con el residual de mayor magnitud, descartando los residuales incongruentes, es la medición correspondiente al flujo REC-FRO-400 activo. Lo anterior muestra el efecto positivo de la inyección cero dentro de la etapa de identificación.

TABLA 6.7 Residuales Normalizados Activos
REC-FRO-400 Anormal con Inyección Cero en FRO-400

Medición Activa	Variancia de Residuales	Residual Normalizado	Tipo de Incongruencia
REC-FRO-400	8.06 E-3	3.33	
REC-NAV-230	1.03 E-3	0.10	
NAV-REC-230	1.03 E-3	0.11	
NAV-NUR-230	2.39 E-4	2.93	
MON-NUR-230	6.57 E-4	2.30	
MON-ESC-230	1.39 E-3	0.29	
ESC-MON-230	1.39 E-3	0.28	
ESC-VDG-230	1.03 E-3	2.31 E-2	
VDG-ESC-230	1.03 E-3	3.43 E-2	
VDG-FRO-400	8.43 E-3	6.40 E-1	
MON-FRO-230	1.64 E-6	1.96	
REC 400/230	3.37 E-4	2.94	
REC U34/400	0.0	INDETERMINADO	ii)
REC U12/230	3.47 E-18	3.29 E+3	iii)
VDG 230/400	2.09 E-4	5.58 E-1	
FRO 400	3.54 E-2	2.01	

TABLA 6.8 Residuales Normalizados Reactivos
Lectura REC-FRO-400 Anormal con Inyección Cero en FRO-400

SMedición Activa	Variancia de Residuales	Residual Normalizado	Tipo de Incongruencia
REC-NAV-230	1.03 E-3	1.14 E-2	
NAV-REC-230	1.03 E-3	1.13 E-2	
NAV-NUR-230	2.98 E-8	1.02 E-2	
MON-NUR-230	8.18 E-8	9.01 E-3	
MON-ESC-230	1.05 E-3	6.92 E-2	
ESC-MON-230	1.00 E-3	6.88 E-2	
ESC-VDG-230	1.03 E-3	1.48 E-2	
VDG-ESC-230	1.03 E-3	1.94 E-2	
VDG-FRO-400	0.0	INDETERMINADO	iii)
MON-FRO-230	-1.56 E-17	0 + j 1.32 E+1	i)
REC 400/230	-1.21 E-17	0 + j 8.30 E+1	i)
REC U34/400	-5.55 E-17	0 + j 4.25 E+1	i)
REC U12/230	5.20 E-17	2.90 E+1	iv)
VDG 230/400	7.06 E-4	2.40 E-2	
ESC-230	3.82 E-6	2.23 E-2	
VDG 400	3.82 E-6	2.34 E-2	

6.6 Comentarios finales

A continuación se presentan algunos factores que influyen en forma sobresaliente en la operación adecuada del procesador de información en tiempo real.

6.6.1 Índice estadístico J

De acuerdo a las pruebas realizadas se encuentra que en esquemas con baja redundancia no es factible evaluar estadísticamente la bondad de las mediciones por medio de la prueba de hipótesis del índice J. Lo anterior obedece al ajuste del algoritmo entre valores medidos y estimados, dando residuales de valor cero en las mediciones sin redundancia. Se tiene así, que un índice J dentro del intervalo de confianza no será indicativo de una base de datos sin errores anormales. Esto muestra la necesidad que el procesador determine en cuales mediciones no será posible detectar errores anormales.

El algoritmo de la Fig. 6.3 incluye el procesamiento de errores no detectables, sugiriendo el aumento de redundancia en aquellas mediciones cuyos residuales presenten una variancia igual o inferior a un valor predeterminado (cero, negativa ó un valor positivo específico).

6.6.2 Sintonización del Estimador

En la implantación de un estimador resulta de gran utilidad realizar un estudio preliminar, utilizando la simulación de mediciones a partir de los resultados de un estudio de flujos. A través de este estudio teórico es posible efectuar la sintonización de las características estadísticas del estimador, así como identificar elementos con problemas para la detección e identificación de errores.

Se ha observado, por ejemplo, que un modelado inadecuado de la desviación estándar del equipo de medición origina que el índice J tienda a caer fuera del intervalo de confianza, aún cuando las mediciones no involucren errores anormales.

Si la desviación estándar simulada es la correspondiente a un esquema de medición de mayor exactitud que la real (muy pequeña), frecuentemente se encontrará

un índice J mayor al límite superior de confianza. La situación se invierte en el caso de que la exactitud del esquema de medición sea menor a la real. También se ha observado que un modelado inadecuado de la precisión de la medición produce una convergencia lenta en el proceso de solución.

6.6.3 Estimación de voltajes

El modelado estadísticos de los errores en magnitudes de voltaje tiene una influencia relevante en el desarrollo de las etapas del estimador. La asignación de un ponderación igual o inferior, respecto a otras mediciones, provoca que el estimador no llegue a converger. Adicionalmente, la falta de suficientes mediciones de voltaje provoca que la matriz de ganancia reactiva sea singular. La convergencia del estimador será mejor en la medida en que la ponderación de los voltajes se incremente. Sin embargo, a partir de un valor determinado, el índice J tiende a ser mayor al límite superior de confianza. Esto es debido a que la exactitud modelada en los voltajes llega a ser mayor al valor real.

6.6.4 Observabilidad

En general, una baja redundancia en el esquema de medición provoca que el sistema presente zonas con problemas de observabilidad. A su vez, en un sistema observable el algoritmo de identificación tradicional puede dar lugar a sistemas no observables, cuando se eliminan incorrectamente mediciones sin error.

En aplicaciones reales es necesario definir zonas observables dentro de un sistema. Esto ofrece la ventaja de establecer previamente las zonas en las que es factible generar una matriz de ganancia, agilizando la labor del estimador. De esta manera se evita que la estimación de zonas observables se vea interferida por la no observabilidad de otras. En todos los casos la estimación de todas las zonas observables se realiza

simultáneamente. En cada área observable se tendrá la referencia correspondiente.

La falta de observabilidad en alguna zona del sistema impedirá la realización de estudios a nivel de sistema ya que el estimador no tendrá validada la información completa.

CAPITULO 7

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

7.1 Conclusiones

Se presentan a continuación las conclusiones más relevantes de los tópicos abordados en los capítulos de esta tesis. También se incluyen algunas recomendaciones sobre la implantación del Procesador de Información en Tiempo Real y sobre posibles trabajos de investigación en este tema.

7.1.1 Conclusiones sobre propagación de errores anormales

- La propagación de errores anormales se efectúa generalmente sobre las mediciones eléctricas más cercanas. En el caso de una medición anormal en el flujo de potencia en una línea, la mayor propagación del error se tiene sobre la medición vecina de la misma línea.
- Se confirma que en el caso de mediciones críticas, los errores anormales en estas mediciones no se propagan a otras mediciones del sistema. Lo anterior puede ser utilizado para separar zonas de propagación de errores anormales en el sistema de potencia.
- En las pruebas realizadas se observa independencia de la propagación de errores anormales sobre mediciones de diferente tipo (mediciones activas y reactivas). También se tiene que la magnitud del error anormal presente en una medición

no impacta la tendencia de propagación del mismo.

- A través de la matriz de sensibilidad normalizada, entre residuales y errores de medición, es posible analizar el mecanismo de propagación de los mismos en un sistema particular.

7.1.2 Conclusiones sobre el impacto de la calidad de la información

- Se confirma que el estimador de estado puede funcionar incorrectamente, detectando e identificando errores anormales, como resultado de una modelación inadecuada de la precisión del equipo de medición.
- La respuesta natural del estimador de estado ante el modelado inadecuado de la precisión del equipo de medición es la eliminación progresiva de mediciones, siendo factible el incidir en una situación de inobservabilidad.
- Se observa que al tener una menor calidad en el equipo de medición, los valores estimados tienen mayor incertidumbre. Lo anterior reduce la utilidad del procesador de información, haciendo necesario un proceso continuo de verificación y calibración del equipo de medición.
- Al tener un esquema de medición con menor precisión (mayor incertidumbre) en las mediciones de magnitudes de voltaje, el número de iteraciones del estimador de estado se incrementa sensiblemente.
- También se observa que a medida que se reduce la precisión de mediciones se degrada la capacidad para identificar errores anormales.

7.1.3 Conclusiones sobre procesamiento de errores anormales múltiples

- El algoritmo Estimador-Identificador (capítulo 4) de mediciones presentó las mejores características para la supervisión en línea de un sistema de potencia.
- La formulación basada en pruebas de hipótesis (HTI) requiere de la eliminación de mediciones para su correcta aplicación. Lo anterior conlleva el riesgo de llegar a una condición de inobservabilidad.
- Ninguno de los algoritmos descritos en el capítulo 4 puede lograr la identificación de errores anormales en mediciones críticas.
- Los errores en la posición del tap de los transformadores afectan significativamente los valores de flujos de potencia reactiva y magnitudes de voltajes calculados por el estimador. Esto es debido a que el error de tap equivale a un error en el modelo.
- Los algoritmos basados en un proceso lineal para el ajuste del tap (capítulo 4) se ven afectados cuando se encuentra presente un error anormal en la medición del flujo del transformador.
- La formulación que incluye el tap como una variable de estado presenta la ventaja de poder detectar e identificar errores simultáneos de tap y flujo de potencia en el transformador. El requisito es disponer de una redundancia adecuada de mediciones en la zona en donde se encuentra el transformador.

7.1.4 Conclusiones sobre el análisis de técnicas alternas

- La formulación del estimador que utiliza la programación lineal (LP) [52] no siempre puede rechazar de manera automática los errores anormales de mediciones. Esto es debido a que la ponderación de mediciones, utilizada en la función objetivo, afecta la definición del conjunto de ecuaciones que se ajustarán estrictamente.
- Para mejorar la operación del estimador LP se requiere resolver un problema de mínimos cuadrados ponderados (WLS) de manera de lograr la detección e identificación de errores.
- Los estimadores (LP, WLS) que utilizan en forma directa la ponderación de mediciones son afectados por la presencia de puntos de apalancamiento. Los errores en las mediciones asociadas a estos puntos no podrán ser identificados. La presencia de estos puntos se debe detectar a través de los valores de la matriz de sensibilidad y matrices asociadas.
- Cuando se usa el estimador basado en programación lineal las mediciones sospechosas de contener errores anormales son aquellas con residuales no-cero, las mediciones con residuales idénticos a cero se consideran sin error anormal, en este último caso se incluyen mediciones críticas y no-críticas. En la formulación WLS los residuales normalizados de mayor valor son los correspondientes a mediciones sospechosas, los residuales cero indican mediciones críticas.
- El estimador basado en la mínima mediana cuadrada presenta un comportamiento más estable ante la presencia de mediciones anormales y puntos de apalancamiento. Sin embargo, para obtener la estimación se requiere resolver una secuencia de problemas que demandan grandes recursos computacionales.

- Conceptualmente, el estimador de mediana mínima cuadrada escoge aleatoriamente submuestras del conjunto de mediciones, esperando encontrar una que *no contenga errores anormales*, para finalmente seleccionar, de todas ellas, la que cumpla con el objetivo del procedimiento de estimación (*mínima mediana cuadrada*).
- Un aspecto relevante es que los errores en mediciones críticas no podrán ser identificados por ninguna de las formulaciones de estimación. Este problema tendrá que ser resuelto de otra manera, posiblemente utilizando una secuencia de resultados de varias estimaciones en el tiempo. Este es un tema de investigación futuro.
- En la literatura se reporta que la formulación MMC [70] *no requiere la fase de detección e identificación de errores anormales*. En realidad lo que sucede es que en otros métodos (WLS, LP) la función de estimación y detección e identificación de errores están separadas, en cambio en MMC la estimación y la detección de errores se efectúa en forma simultánea. El proceso de búsqueda y solución de submuestras forma parte de la detección e identificación de errores.

7.1.5 Conclusiones sobre el procesador de información generalizado

- Un esquema de medición con redundancia reducida se encuentra desprovisto de la capacidad de identificar errores anormales en elementos sin redundancia.
- En sistemas con baja redundancia, un índice J dentro de los límites de confianza no implicará necesariamente una estimación aceptable.
- En aplicaciones reales valores extremos (grandes y pequeños) del índice J indican

una anomalía en el proceso.

- Es necesario verificar la variancia de los residuales para determinar las mediciones en las que es posible realizar la detección de errores anormales. Esto permitirá definir donde se deben agregar mediciones para mejorar la estimación.
- *El análisis de las variancias de residuales permite agilizar el desarrollo de la etapa de identificación, ya que son descartados los residuales normalizados que se encuentran asociados a variancias muy pequeñas, permitiendo efectuar la identificación en forma automática.*
- Como alternativa al incremento de redundancia se deben utilizar al máximo las inyecciones nodales de potencia cero, lo que contribuirá a mejorar el proceso de identificación. Estas mediciones deben incluirse como restricciones de igualdad en la solución del problema de estimación.
- Es importante presentar adecuadamente en el centro de control los resultados de los valores estimados de variables medidas y no medidas, indicando claramente la naturaleza estadística de las mediciones: crítica, inobservable, punto de apalancamiento, etc.
- Es necesario realizar un preprocesamiento de la información presentada al estimador a través de un filtro para los datos recibidos. Lo anterior evita que errores evidentes representen una carga computacional innecesaria al procesador de información.
- La lógica utilizada para verificar la observabilidad del tap en los transformadores se reduce a verificar la existencia mínima de mediciones reactivas en el entorno del transformador.

7.2 Recomendaciones para trabajos futuros

Se presentan a continuación una serie de recomendaciones sobre la utilización del *Procesador de Información* dentro de la supervisión de la red de potencia, lo cual lleva al desarrollo de nuevos programas de investigación.

- Es necesario continuar la búsqueda de alternativas eficientes para detectar datos anormales en mediciones de carácter crítico, así como en mediciones representativas de puntos de apalancamiento.
- Se debe profundizar en el análisis del estimador basado en la programación lineal para lograr una mayor capacidad para detectar-identificar errores anormales en puntos de apalancamiento y mediciones críticas.
- Es importante la estructuración de un algoritmo de estimación que utilice una combinación eficiente de la técnica de mínimos cuadrados ponderados, el algoritmo basado en programación lineal, y los conceptos de mínima mediana cuadrada.
- Se recomienda evaluar alternativas para incluir en el estimador mediciones de magnitudes de corrientes que son comunes en algunos sistemas eléctricos.
- Es importante explorar alternativas para realizar tareas de calibración remota del equipo de medición a través del estimador de estado.
- Se debe considerar como una opción real la utilización de mediciones fasoriales de voltaje, en especial se recomienda evaluar su efecto en la redundancia y las técnicas de solución.

- En esquemas futuros de aplicación práctica se deben considerar en forma sistemática los errores de modelo, que deben ser detectados e identificados explícitamente.

Referencias

- [1] F.C. Schweppe and E.J. Handschin, "Static state estimation in electric power systems," Proc. IEEE, vol. 62, pp.972-983, July 1974.
- [2] A.M. Sasson, S.T. Ehrmann, P. Lynch, and L.S. Van Slyck, "Automatic power system network topology determination," IEEE Trans. on PAS, vol 92, pp. 610-618, Mar./Apr. 1973.
- [3] T.E. Dyliaacco, K.A. Ramarao, and A.W. Weiner, "Network status analysis for real-time systems," in 8th PICA Conf. Proc., pp. 356-362, June 1973.
- [4] M. Prais and A. Bose, "A topology processor that tracks network modifications over time," paper 875M602-6 presented at the IEEE/PES Summer Meet., San Francisco, CA, July 1987.
- [5] J.W. Gu, K.A. Clements, G.R. Krumpholz, and P.W. Davis, "The solution of ill-conditioned power system state estimation problems via the method of Peters and Wilkinson", PICA Conf. Proc., pp 239-246, May 1983.
- [6] A. Simoes-Costa and V.H. Quintana, "A robust numerical technique for power system state estimation", IEEE Trans. on PAS, vol 100, pp. 691-698, Feb. 1981.
- [7] --,"An orthogonal row processing algorithm for power system sequential state estimation", IEEE Trans. on PAS, vol. 100, pp 3791-3800, Aug. 1981.
- [8] W. Wang and V.H. Quintana, "A decoupled orthogonal row processing algorithm for power state estimation", IEEE Trans. on PAS, vol. 103, pp. 2337-2344, Aug. 1984.

- [9] A. Monticelli, C.A.F. Murari, and F.F. Wu, "A hybrid state estimator: Solving normal equations by orthogonal transformations", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 105, pp. 3460-3466, Dec. 1985.
- [10] F.C. Aschmoneit, N.M. Peterson, and E.C. Adrian, "State estimation with equality constraints", *10th PICA Conf. Proc.*, pp 427-430, May 1977.
- [11] A.Gjelsvik, S. Aam, and L. Holten, "Hachtel's augmented matrix method-A rapid method improving numerical stability in power system static state estimation", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 104, pp. 2987-2993, Nov. 1985.
- [12] H.P. Horisberger, J.C. Richard, and C. Rossier, "A fast decoupled static state estimator for electric power systems", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 95, pp. 208-215, Jan/Feb. 1976.
- [13] A. García, A. Monticelli, and P. Abreu, "Fast decoupled state estimation and bad data processing", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 98, pp. 1645-1652, Sept. 1979.
- [14] J.J. Allemong, L. Radu, and A.M. Sasson, "A fast and reliable state estimation algorithm for AEP's new control center", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 101, pp. 933-944, Apr. 1982.
- [15] K.A. Clements and B.F. Wollenberg, "An algorithm for observability determination in power system state estimation", paper A75 447-3, presented at the IEEE/PES Summer Meet, July 1975.
- [16] J.S. Horton and R.D. Masiello, "On-line decoupled observability processing", *10th PICA Conf. Proc.*, pp. 420-426, May 1977.
- [17] G.R. Krumpholz, K.A. Clements, and P.W. Davis, "Power system observability: A practical algorithm using network topology", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 99, pp.1534-1542, July/Aug. 1980.
- [18] V.H. Quintana, A. Simoes-Costa, and A. Mandel, "Power system observability using a direct graph-theoretic approach", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 101, pp. 617-626. Mar. 1982.

- [19] I.W. Slutsker and J.M. Scudder, "Network observability analysis through measurement jacobian matrix reduction", presented at the IEEE/PES Winter Meet., Feb. 1986.
- [20] A. Monticelli and F.F. Wu, "Network observability: Theory", IEEE Trans. on PAS, vol. 104, pp. 1042-1048, May 1985.
- [21] --. "Network observability: Identification of observable islands and measurement placement", IEEE Trans. on PAS, vol. 104, pp. 1035-1041, May 1985.
- [22] --."Observability analysis for orthogonal transformation based state estimation", IEEE Trans. on PAS, vol. PWRS-1, pp. 201-206, Feb. 1986.
- [23] K.A. Clements, G.R. Krumpholz, and P.W. Davis, "Power system state estimation with measurement deficiency: An algorithm that determines the maximal observable subnetwork", IEEE Trans. on PAS, vol. 101, pp. 3044-3052, Sept. 1982.
- [24] --,"Power system state estimation with measurement deficiency: An observability/measurement placement algorithm", IEEE Trans. on PAS, vol. 102, pp. 2012-2020, July 1983.
- [25] --,"Power system state estimation residual analysis- An algorithm using network topology", IEEE Trans. on PAS, vol. 100, pp.1779-1787, Apr. 1981.
- [26] K.A. Clements and P.W. Davis,"Multiple bad data detectability and identifiability: A geometric approach", IEEE Trans. on Power Delivery, vol. 1, pp. 355-360, July 1986.
- [27] A. Monticelli and A. Garcia, "Reliable bad data processing for real time state estimation", IEEE Trans. on PAS, vol. 102, pp. 1126-1139, May 1983.
- [28] E. Handschin, F.C. Schweppe, J. Kohlas, A. Fiechter, "Bad data analysis for power systems state estimation", IEEE Trans. on PAS, vol. 94, pp 329-337, Mar./Apr. 1975.

- [29] F. Broussolle, "State estimation in power systems: Detecting bad data through the sparse inverse matrix method", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 97, pp. 678-682, May 1978.
- [30] F. Aboytes and B.J. Cory, "Identification of measurement parameter and configuration errors in static state estimation and bad data processing", *PICA Conf. Proc.*, May 1975.
- [31] N. Xiang, S.Wang, and F. Yu, "A new approach for detection and identification of multiple bad data in power system state estimation", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 101, pp.454-462, Feb. 1982.
- [32] L.Mili, Th. Van Cstem, and M. Ribbens-Pavella, "Hypothesis testing identification: A new method for bad data analysis in power system state estimation", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 103, pp. 3239-3252, Nov. 1984.
- [33] --,"Bad data identification methods in power system state estimation-A comparison study", *IEEE Trans. on PAS*, vol. 104, pp. 3037-3049, Nov. 1985.
- [34] F. Aboytes, F. Betancourt, "Conceptos básicos para la aplicación de técnicas de estimación de estado", *Symposium IEEE. Septiembre 1988. Monterrey N.L.*
- [35] F. Aboytes, F. Betancourt, "Problemas en la detección e identificación de errores en sistemas con baja redundancia de mediciones", *Segunda reunión de verano en Ingeniería eléctrica IEEE sección México, Acapulco Gro. Julio 1989.*
- [36] F. Betancourt, F. Aboytes, "Aplicación de la estimación de estado en el cálculo de taps en transformadores", *Symposium SIEEEM/89 IEEE. Sección Mty. Monterrey N.L. Noviembre 1989.*
- [37] F. Aboytes, F. Betancourt, "Comparación de alternativas para la estimación en tiempo real de taps en transformadores", *Tercera reunión de verano en Ingeniería eléctrica IEEE-Sección México, Acapulco Gro, Julio 1990.*

- [38] F. Betancourt, F. Aboytes, "Aplicación de la estimación del sesgo de mediciones anormales múltiples en sistemas de potencia", Congreso internacional del IEEE LATINCON'90, Monterrey N.L., Marzo 1990.
- [39] F. Aboytes, F. Betancourt, "Evaluación de alternativas eficientes para la detección e identificación de errores anormales en el proceso de estimación de estado", Cuarta reunión de verano en Ingeniería Eléctrica, IEEE-Sección México, Acapulco, Gro., Julio 1991.
- [40] F. Aboytes, F. Betancourt, "Impacto de la calidad de información y la modelación de errores en la supervisión de un sistema mediante un estimador de estado", Quinta reunión de verano de potencia en Acapulco Gro., México, Julio 1992.
- [41] Monticelli, A. Wu, F.F. and Yen, M., "Multiple bad data identification for state estimation by combinatorial optimization", *IEEE Trans. on Power Delivery*, Vol. 1, No.3, July 1986.
- [42] Mili, L. and Van Cutsem, T., "Implementation of hypothesis testing identification in power system state estimation", *IEEE Trans. on PAS*, Vol.3, pp.887-893, Aug.1988.
- [43] El-Sayed, S., "Investigation of weighted least squares state estimators having bad data detection and identification capabilities", M.S. Thesis, The University of Alabama, June 1988.
- [44] Slutsker, I.W., "Bad data identification in power system state estimation based on measurement compensation and linear residual compensation", *IEEE Trans. on PAS*, Vol.4, pp.53-60, 1989.
- [45] El-Keib, A.A., El-Sayed M.S., "A model decoupled state estimator with effective bad data identification", *Proc. IEEE Southeastcon'89*, March 1989.
- [46] Kanetkar, J., "Power system state estimation and linear residual bad data identification", M.S. Thesis, The University of Alabama, June 1990.

- [47] Irving, M.R., Owen, R.C. and Sterling, M.J.H., "Power system state estimation using linear programming", pp.879-885, IEE Proc.,Part C, Vol.125, pp.879-885, Sept. 1978.
- [48] Irving, M.R. and Sterling, M.J.H., "Implementation of State estimation and Data validation in Electric power systems", 'Comparative models for electrical load forecasting', ed. Bunn and Farmer, John Wiley, 1985.
- [49] Falcao, D.M., Cooke, P.A. and Brameller, A., "Power system tracking state estimation and bad data processing", IEEE Trans. on PAS, Vol. 101, pp.325-333, Feb.1982.
- [50] Falcao, D.M. and de Assis, S.M., "Linear Programming state estimation: Error analysis and gross error identification", IEEE Trans. on PAS, Vol.3, pp.809-815, Aug. 1988.
- [51] Abur,A., "A bad data identification method for linear programming state estimation", Paper No.90 WM 237-8 PWRS, IEEE Winter Meeting, Atlanta, Feb. 1990.
- [52] Lo K.L. and Mahmoud Y.M., "A Decoupled Linear programming technique for power system state estimation", IEEE Trans. on PAS, Vol. 1, pp.154-160, Feb. 1968.
- [53] El-Keib, A.A. and Singh, H., "Linear programming based state estimation in power systems", Proc. 22nd Southeastern symposium on system theory, CS Press, Los Alamitos, Calif. Catalog No.2038,pp. 265-268, March 1990.
- [54] Kotiuga, W.W. and Vidyasagar M. "Bad data rejection properties of weighted least absolute value techniques applied to static state estimation", IEEE Trans. on PAS, Vol. 101, April 1982.
- [55] Barrodale, I. and Roberts, F.D.K., "An improved algorithm for discrete linear approximation", SIAM Journal on Numerical Analysis, Vol.10, Oct.1973.

- [56] Abdelmalek, N.N., "An efficient method for the discrete linear approximation problem", *Mathematics of computation* 29, pp. 844-850, 1975.
- [57] Kotiuga, W.W., "Development of a least absolute value power system tracking state estimator", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 104, May 1985.
- [58] Chvatal, Vasek, "Linear Programming", Freeman, 1983.
- [59] Wagner H.M., "Linear Programming Techniques for regression analysis", *Journal of the American Statistical Association*, Vol.54, 1959.
- [60] F. Aboytes, "Computer methods for state estimation and security assessment in the electrical power systems", Ph. D. Thesis, Imperial College, Univ. of London, 1974.
- [61] F. Aboytes, B.J. Cory. "Identification of Measurement Parameter and Configuration Errors in Static State Estimation and Bad Data Processing", *PICA Conference Proceedings*, May 1975.
- [62] S. Alain Molina, "Decomposition and Measurement Optimization in Electrical Power Systems State Estimation", Ph. D. Thesis, Imperial College, Univ. of London, Sept. 1977.
- [63] Schweppe, F.C. and Wildes, J.C. "Power system static state estimation: Part I-Exact model", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 89, pp 120-125, January 1970.
- [64] Schweppe, F.C. and Rom, D, " Power system static state estimation: Part II- Approximate model", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 89, pp 125-130, January 1980.
- [65] Schweppe, F.C. "Power system static estimation Part III: Implementation" *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 89, pp 130-135, January 1980.
- [66] Mili, L., Phaniraj, V. and Rousseaauw P.R., "Robust estimation theory for bad data diagnostics in electric power systems", *Advances in Control and Dynamical Systems*, Vol XXXVI (ed. CT Leondes) Academic Press, New York.

- [67] Dopazo, J F, Klitin, O A, Stagg, G.W. and Van Slyck, L.S., "State calculation of power systems from line flow measurements", *IEEE Trans. on PAS*, Vol 89, pp 1698-1708, September 1980.
- [68] Dopazo, J F, Klitin, O A and Van Slyck, L S, "State calculation of power systems from line flow measurements: PartII", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 91, pp 145-151, January 1972.
- [69] Larson, R, Tinney, W. and Peschon, J, "State estimation in power systems: Part I- Theory and feasibility", *IEEE Trans. on PAS*, Vol 89, pp 345-352, March 1970.
- [70] Larson, R. Tinney, W and Peschon, J., "State estimation in power systems: Part II implementation and applications", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 89, pp 353-363, March 1970.
- [71] Merrill, H M and Schweppe, FC, "Bad data suppression in power system state estimation", *IEEE Trans. on PAS*, Vol. 90, pp 2718-2725, November/December 1971.
- [72] Liu, W-H E,Wu, FF and Lun, SM, "Estimation of parameter errors from measurement residuals in state estimation", *IEEE PES Summer Meeting (1988)*.
- [73] Special report, "Distribution automation", *Elec. World*, pp 43-50, December 1986.
- [74] Bertsekas, D P and Tsitsiklis, J N Parallel, "Distributed computation Numerical Methods", Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ 1989.
- [75] Mehmet K. Celik, Abur A., "A robust WLAV state estimator using transformations", *IEEE/PES 1991 Winter Meeting*, New York, New York, - February 3-7, 1991.

- [76] E. Tse, R. E. Larson, and N.M. Peterson, "Algorithms for State Estimation in Large Interconnected Power Systems", IEEE International Symposium on Circuit Theory Proceedings, pp. 61-65, Toronto, Ontario Canada, April 1973, 9-11, 1973.
- [77] F. Aschmoneit, "Ein Beitrag zur Optimalen Schätzung des Lastflusses in Hochspannungsnetzen", Dissertation, RWTH Aachen, Germany, 1974.