

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

**FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y
ELECTRÓNICA**

**ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO DE SISTEMAS
ELÉCTRICOS DE POTENCIA EN MATLAB**

**TESIS PREVIA A LA OBTENCIÓN DEL GRADO DE
MAGÍSTER EN INGENIERÍA ELÉCTRICA**

ANDRÉS FERNANDO NARVÁEZ PORTILLO

anarvaez@cenace.org.ec

DIRECTOR: SANTIAGO GRIJALVA, PH.D.

santiago@powerworld.com

CODIRECTOR: JESÚS JÁTIVA, PH.D.

jjativa@yahoo.com

Quito, Abril 2009

DECLARACIÓN

Yo, Andrés Fernando Narváez Portillo, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

A través de la presente declaración cedo mis derechos de propiedad intelectual correspondientes a este trabajo, a la Escuela Politécnica Nacional, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

Andrés Fernando Narváez

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Andrés Fernando Narváez Portillo, bajo mi supervisión.

Santiago Grijalva, Ph.D.
DIRECTOR DE TESIS

Jesús Játiva, Ph.D.
CODIRECTOR DE TESIS

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer de forma especial al Doctor Santiago Grijalva por su invaluable ayuda para mi crecimiento profesional y personal. Agradezco infinitamente al Doctor Jesús Játiva por compartir conmigo sus conocimientos y buenos consejos y por su valioso aporte en la realización de este trabajo.

Un agradecimiento sincero a los Ingenieros Gabriel Argüello y Gonzalo Uquillas por brindarme la oportunidad de cursar este postgrado y el apoyo para la culminación de esta tesis. Igualmente agradezco a todo el personal del Centro Nacional de Control de Energía que realizaron su aporte desinteresado.

Andrés Fernando Narváez

DEDICATORIA

Este trabajo lo dedico a mis padres y a mi hermana por su inapreciable apoyo, comprensión y sabios consejos en cada instante de mi vida; porque han sido la base de todos mis logros.

También dedico este trabajo a María Gabriela por ser mi inspiración y compartir mis sueños.

Andrés Fernando Narváez

CONTENIDO

RESUMEN	X
PRESENTACIÓN	XI
CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 EVOLUCIÓN DE TÉCNICAS DE ESTIMACIÓN ROBUSTA	1
1.1.1 BREVE DESCRIPCIÓN DE LA EVOLUCIÓN DE LA TEORÍA GENERAL DE ESTIMACIÓN DE ESTADO ROBUSTA [1]	1
1.1.2 EVOLUCIÓN DE LA TEORÍA DE ESTIMACIÓN DE ESTADO ROBUSTA EN SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA	3
1.2 NUEVAS TÉCNICAS DE ESTIMACIÓN ROBUSTA	5
1.3 IMPLEMENTACIÓN DE ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS	10
CAPÍTULO 2. ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO	13
2.1 TEORÍA DE ESTIMACIÓN DE ESTADO ROBUSTA	13
2.1.1 ANÁLISIS DE ROBUSTEZ	13
2.1.1.1 Robustez Cualitativa de un Estimador de Estado	13
2.1.1.2 Robustez Global de un Estimador de Estado	13
2.1.1.3 Robustez Local de un Estimador de Estado	15
2.1.2 PUNTOS EXTERNOS Y DE APALANCAMIENTO	16
2.1.2.1 Definición de Puntos Externos (Outliers)	16
2.1.2.2 Concepto de Puntos de Apalancamiento (Leverage Points)	16
2.1.2.3 Identificación de Puntos de Apalancamiento	17
2.1.2.4 Clasificación y Representación Gráfica de los Puntos Externos y Puntos de Apalancamiento	23
2.2 TIPOS DE ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS	27
2.2.1 ESTIMADORES DE ESTADO TIPO M	27
2.2.1.1 Definición de los Estimadores de Estado Tipo M	27
2.2.1.2 Clasificación de los Estimadores de Estado Tipo M	28
2.2.2 ESTIMADOR DE ESTADO DE LA MENOR MEDIANA DE LOS CUADRADOS (LMS)	30
2.3 VENTAJAS DE LOS ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS	31
2.3.1 INSENSITIVIDAD ANTE LA PRESENCIA DE DATOS ERRÓNEOS	31
2.3.1.1 Robustez de los Estimadores de Estado Tipo M	31
2.3.2 FACILIDAD DE IMPLEMENTACIÓN DE LOS ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS	32
2.3.3 FACILIDAD DE CONVERGENCIA DE LOS ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS	33
2.3.4 DESEMPEÑO DE LOS ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS	34
2.4 DEMOSTRACIÓN DE LAS LIMITACIONES DEL ESTIMADOR DE ESTADO CONVENCIONAL	35
2.4.1 ESTIMADORES DE ESTADO A SER COMPARADOS	36
2.4.1.1 Estimador de Estado basado en Mínimos Cuadrados ponderados - WLS (Convencional)	36
2.4.1.2 Estimador de Estado Robusto del Menor Valor Absoluto - LAV	37
2.4.1.3 Estimador de Estado Robusto M Generalizado tipo Schweppe – Huber SHGM	38
2.4.1.4 Estimador de Estado Robusto de la Menor Mediana de los Cuadrados - LMS	41
2.4.2 ESTIMACIÓN ROBUSTA DE UN SISTEMA DE POTENCIA DE 3 BARRAS	43
2.4.2.1 Cálculo de Distancias Robustas para el Sistema de 3 Barras	44
2.4.2.2 Caso 1: Todas las Mediciones Correctas	46
2.4.2.3 Caso 2: Comportamiento ante Puntos Externos	47
2.4.2.4 Caso 3: Comportamiento ante Puntos de Apalancamiento	49
2.4.3 ESTIMACIÓN ROBUSTA DEL SISTEMA DE POTENCIA DE 14 BARRAS IEEE	53
2.4.3.1 Caso 4: Comportamiento ante Puntos de Apalancamiento del Sistema de 14 Barras IEEE	56
2.5 SELECCIÓN DE UN ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO	60
2.5.1 EVALUACIÓN DE LOS ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS ANALIZADOS	60
2.5.1.1 Punto de Falla	60
2.5.1.2 Tiempo de Procesamiento para Encontrar una Solución Válida	61
2.5.1.3 Precisión de los resultados	61
2.5.2 ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO ELEGIDO	62
CAPÍTULO 3. PROGRAMA COMPUTACIONAL DE ESTIMACIÓN ROBUSTA	64

3.1	ALCANCE Y DISEÑO DEL PROGRAMA.....	64
3.1.1	ALCANCE	64
3.1.2	CONSIDERACIONES EN LA MODELACIÓN DE LOS ELEMENTOS DEL SISTEMA ELÉCTRICO.....	64
3.1.3	NÚMERO DE BARRAS.....	65
3.1.4	DATOS DE ENTRADA.....	65
3.1.5	RESULTADOS	66
3.2	DESCRIPCIÓN DETALLADA DE LA PROGRAMACIÓN	66
3.2.1	HERRAMIENTA DE PROGRAMACIÓN A UTILIZARSE.....	66
3.2.2	DIAGRAMA DE FLUJO.....	67
3.2.3	DESCRIPCIÓN DETALLADA DE LOS ALGORITMOS	68
3.2.3.1	Construcción de la Matriz Admitancia de Barra.....	68
3.2.3.2	Construcción de la Matriz Jacobiano de Mediciones.....	68
3.2.3.3	Cálculo de la Estadística de Proyección	70
3.2.3.4	Algoritmo de Estimación Robusta	71
3.2.4	PARTICULARIDADES DEL PROGRAMA	72
3.2.5	FORMATO DE LOS RESULTADOS ENTREGADOS	74
3.2.6	PRUEBAS DE FUNCIONALIDAD.....	75
3.2.7	MANUAL DE USUARIO	75
3.3	INTEGRACIÓN DE UNA INTERFAZ PARA OBTENER DATOS DESDE UN SISTEMA DE GESTIÓN DE ENERGÍA	76
3.3.1	DESCRIPCIÓN DE UN SISTEMA DE GESTIÓN DE ENERGÍA	76
3.3.2	DESCRIPCIÓN DEL MODELO DE RED UTILIZADO EN UN SISTEMA DE GESTIÓN DE ENERGÍA	77
3.3.3	DATOS DE ENTRADA AL PROGRAMA	78
CAPÍTULO 4. APLICACIÓN DEL ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO AL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO ECUATORIANO		79
4.1	MODELACIÓN DEL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO ECUATORIANO EN EL ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO.....	79
4.1.1	CARACTERÍSTICAS DEL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO ECUATORIANO ..	79
4.1.2	MODELACIÓN DE LOS ELEMENTOS DEL SISTEMA DE POTENCIA	80
4.1.3	MATRICES ADMITANCIA DE BARRA Y JACOBIANO DE MEDICIONES DEL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO	83
4.1.4	PARTICULARIDADES DEL MODELO DEL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO...	86
4.2	OBTENCIÓN DE DATOS DESDE EL SISTEMA DE GESTIÓN DE ENERGÍA DEL CENACE ..	86
4.2.1	CARACTERÍSTICAS GENERALES DEL SISTEMA DE GESTIÓN DE ENERGÍA DEL CENACE	86
4.2.2	DATOS OBTENIDOS DESDE LA INTERFAZ CON EL EMS.....	87
4.2.3	ARQUITECTURA DE LA INTERFAZ CON EL EMS	88
4.3	EJECUCIÓN DEL ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO EN VARIOS ESCENARIOS Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	89
4.3.1	PÉRDIDA COMPLETA DE LOS DATOS DE UNA UNIDAD TERMINAL REMOTA	90
4.3.2	EFEECTO DE LAS LÍNEAS DE TRANSMISIÓN MUY CORTAS.....	91
4.3.3	EFEECTO DE LAS MEDICIONES ERRÓNEAS DE LAS POSICIONES DE LOS TAPS	94
4.3.4	ANÁLISIS DE LA ESTADÍSTICA DE PROYECCIÓN DE LAS MEDICIONES.....	97
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....		100
BIBLIOGRAFÍA		105
ANEXO 1: ECUACIONES DE LAS MEDICIONES Y SU JACOBIANO		110
ANEXO 2: MANUAL DE USUARIO DEL PROGRAMA ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO...		114
ANEXO 3: ESTADÍSTICA DE PROYECCIÓN DE LAS MEDICIONES DEL SNI		116

REFERENCIA DE TABLAS

Tabla 2.1.	Funciones Objetivo ρ y sus Derivadas ψ para algunos Estimadores M.....	29
Tabla 2.2.	Datos de las Líneas del Sistema de 3 Barras	43
Tabla 2.3.	Resultados del Flujo de Potencia del Sistema de 3 Barras.....	44
Tabla 2.4.	Mediciones del Sistema de 3 Barras.....	44
Tabla 2.5.	Matriz Jacobiano de Mediciones del Sistema de 3 Barras	45
Tabla 2.6.	Distancias Robustas del Sistema de 3 Barras	45
Tabla 2.7.	Valores Estimados para el Caso 1 - Sistema de 3 Barras.....	46
Tabla 2.8.	Valores Estimados para el Caso 2 - Sistema de 3 Barras.....	47
Tabla 2.9.	Residuales para el Caso 2 - Sistema de 3 Barras.....	48
Tabla 2.10.	Valores Estimados para el Caso 3.1 - Sistema de 3 Barras.....	50
Tabla 2.11.	Residuales para el Caso 3.1 - Sistema de 3 Barras.....	50
Tabla 2.12.	Valores Estimados para el Caso 3.2 - Sistema de 3 Barras.....	51
Tabla 2.13.	Residuales para el Caso 3.2 - Sistema de 3 Barras.....	52
Tabla 2.14.	Datos de las Líneas del Sistema de 14 Barras IEEE	54
Tabla 2.15.	Resultados del Flujo de Potencia del Sistema de 14 Barras IEEE.....	55
Tabla 2.16.	Valores Estimados para el Caso 4 - Sistema de 14 Barras IEEE.....	56
Tabla 2.17.	Residuales para el Caso 4 - Sistema de 14 Barras IEEE.....	58
Tabla 2.18.	Puntos de Falla de los Estimadores Robustos Analizados	60
Tabla 2.19.	Tiempo de Procesamiento de los Estimadores Robustos Analizados.....	61
Tabla 2.20.	Precisión de Resultados de los Estimadores Robustos Analizados.....	62
Tabla 4.1.	Comparación de la Precisión de los Resultados de los Estimadores de Estado Convencional y Robusto	90
Tabla A3.1.	Estadística de Proyección para las Mediciones de Inyección de Potencia ...	116
Tabla A3.2.	Estadística de Proyección para las Mediciones de Flujo	121

REFERENCIA DE FIGURAS

Figura 2.1. Visualización de los Puntos Externos y de Apalancamiento	23
Figura 2.2. Mapa de Puntos Externos	25
Figura 2.3. Sistema Eléctrico de Potencia de Prueba de 3 Barras	43
Figura 2.4. Mapa de Puntos Externos para el Caso 2 del Sistema de 3 Barras.....	49
Figura 2.5. Mapa de Puntos Externos para el Caso 3.2 del Sistema de 3 Barras.....	53
Figura 2.6. Sistema Eléctrico de Potencia de Prueba de 14 Barras IEEE	54
Figura 2.7. Mapa de Puntos Externos para el Caso 4 del Sistema de 14 Barras IEEE.....	59
Figura 3.1. Diagrama de Flujo del Programa para Estimación de Estado.....	67
Figura 4.1. Anillo de 230 kV del Sistema Nacional Interconectado.....	80
Figura 4.2. Visualización de la Porosidad de la Matriz Admitancia de Barra para el SNI... 84	
Figura 4.3. Visualización de la Porosidad de la Matriz Jacobiano para el SNI.....	85
Figura 4.4. Curvas de Residuales del WLS para el Caso de Líneas de Transmisión muy Cortas	93
Figura 4.5. Curvas de Residuales del SHGM para el Caso de Líneas de Transmisión muy Cortas	94
Figura 4.6. Curvas de Residuales del WLS para el Caso de Mediciones Erróneas de Posiciones de los TAPs	96
Figura 4.7. Curvas de Residuales del SHGM para el Caso de Mediciones Erróneas de Posiciones de los TAPs	96
Figura 4.8. Estadística de Proyección para las Mediciones de Inyección de Potencia	97
Figura 4.9. Estadística de Proyección para las Mediciones de Flujo	98
Figura 4.10. Relación entre la Estadística de Proyección de las Mediciones de Flujo y la Reactancia de los Circuitos.....	99

RESUMEN

Esta tesis describe los procesos de selección, diseño e implementación de un estimador de estado robusto y su aplicación a un sistema eléctrico de potencia real.

El estimador de estado convencional, basado en mínimos cuadrados ponderados, presenta serias limitaciones cuando existen mediciones erróneas con el carácter de puntos de apalancamiento desfavorables y cuando está sujeto al efecto de enmascaramiento de mediciones erróneas múltiples. Por el contrario, los estimadores de estado robustos tienen la capacidad de permanecer invariantes en presencia de errores gruesos y puntos de apalancamiento desfavorables.

Se comparan varios métodos de estimación de estado robusta y se selecciona el método con las mejores características. El estimador de estado robusto seleccionado fue implementado en Matlab. Se describen las particularidades de su implementación y el desarrollo de una interfaz con un SCADA/EMS para su aplicación sobre el Sistema Nacional Interconectado Ecuatoriano. Finalmente, se comparan sus resultados con el estimador de estado convencional, los cuales confirman la superioridad del estimador de estado robusto.

Palabras clave: Punto de Colapso de un Modelo de Estimación, Punto de Apalancamiento, Estimación de Estado, Estimación de Estado Robusta, Sistemas Eléctricos de Potencia.

PRESENTACIÓN

En la actualidad el tamaño y la dinámica de los sistemas eléctricos de potencia hacen necesario la utilización de modernos sistemas computacionales denominados SCADA/EMS¹ para su supervisión y control. Las organizaciones encargadas de la operación técnica de los sistemas eléctricos de potencia son denominados comúnmente Operadores Independientes del Sistema (ISO). En el Ecuador esta responsabilidad está a cargo del Centro Nacional de Control de Energía – CENACE.

El estimador de estado es una de las funciones más importantes del sistema SCADA/EMS. Tiene como objetivo principal detectar, identificar y eliminar las mediciones y/o parámetros erróneos del sistema de potencia y proporcionar el estado más probable del mismo.

Las suposiciones de los estimadores basados en mínimos cuadrados, sobre los errores, no siempre se cumplen, lo cual producirá desviaciones importantes en los resultados obtenidos. El limitado desempeño del estimador de estado convencional, basado en los mínimos cuadrados ponderados, es claramente visible ante la presencia de puntos de apalancamiento, los cuales son mediciones erróneas que arrastran al resto hacia un comportamiento alejado del patrón esperado.

En el presente trabajo se ha desarrollado un programa de estimación de estado basado en estadística robusta, con un desempeño superior al estimador de estado convencional y con la capacidad de permanecer insensitivo a las desviaciones más importantes dentro de un conjunto de mediciones redundantes.

¹ SCADA: Supervisory Control and Data Acquisition. Sistema de Adquisición de Datos y Control Supervisorio
EMS: Energy Management System. Sistema de Gestión de Energía

En el primer capítulo de esta tesis se presenta una revisión bibliográfica que permite establecer: la evolución, métodos, implementación y el estado del arte en estimadores de estado robustos.

En el segundo capítulo se presenta: la teoría de robustez, la definición y clasificación de los puntos de apalancamiento, y la clasificación de los estimadores robustos. Se establece la superioridad en el desempeño estadístico de los estimadores robustos sobre los estimadores convencionales y se elige el estimador robusto con las mejores características para posteriormente ser implementado.

En el tercer capítulo se presenta: el diseño del programa computacional de estimación robusta desarrollado en esta tesis, las particularidades de la implementación del programa y el desarrollo de una interfaz con un sistema SCADA/EMS.

En el cuarto capítulo se describe la aplicación del programa de estimación robusta al sistema eléctrico ecuatoriano, más conocido como Sistema Nacional Interconectado (SNI).

Finalmente, en el quinto capítulo se ofrecen las principales conclusiones y recomendaciones de este trabajo.

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1 EVOLUCIÓN DE TÉCNICAS DE ESTIMACIÓN ROBUSTA

1.1.1 BREVE DESCRIPCIÓN DE LA EVOLUCIÓN DE LA TEORÍA GENERAL DE ESTIMACIÓN DE ESTADO ROBUSTA [1]

Alrededor de 1920 Fisher planteó la teoría de estimación paramétrica², la cual asume el conocimiento a priori de la distribución de probabilidad a la que se ajustan los errores de las mediciones que constituyen el modelo de estimación. Sobre esta base Fisher desarrolló el tipo de estimadores de máxima verosimilitud, los cuales son óptimos cuando se cumplen las asunciones sobre el comportamiento de los errores de las mediciones. Los estimadores de estado basados en mínimos cuadrados, ampliamente utilizados, se los aplica generalmente sin verificación del cumplimiento del modelo paramétrico asumido (que generalmente es el Gaussiano) y sin ninguna protección contra los puntos externos (outliers).

En 1960 J. W. Tukey, alertó sobre la rápida pérdida de eficiencia que experimentan los estimadores de estado basados en mínimos cuadrados, conforme se incrementa el número de mediciones que se alejan del modelo elegido. Adicionalmente, planteó que la media aritmética, a la cual corresponde el estimador basado en mínimos cuadrados referido a una dimensión, se torna menos eficiente que la mediana, la cual tiene una estrecha relación con el estimador de estado basado en el menor valor absoluto de los residuales (LAV)³.

Posteriormente, Wilcoxon, Hodges y Lehman, entre otros, desarrollaron la denominada teoría de estimación no paramétrica, opuesta por completo a aquella planteada por Fisher y que sostiene que no es necesario un

² No se debe confundir esta teoría con la estimación de parámetros de un sistema, realizada a partir del conocimiento del estado actual del mismo.

³LAV: Least Absolute Value

conocimiento a priori de la distribución de probabilidad de los errores de las mediciones.

En 1961 P. J. Huber inició la teoría de estimación robusta, partiendo de la premisa que en la práctica se puede plantear un modelo aproximado, al cual no necesariamente se ajustarán todos los datos, pero sí la mayoría de ellos. Aquellos puntos que no se ajustan al modelo utilizado son los denominados puntos externos (outliers), cuya influencia debe ser minimizada. En este sentido Huber definió el concepto de robustez como “la insensitividad de los resultados a pequeñas desviaciones con respecto al modelo asumido”. En 1964 Huber inició el desarrollo de los estimadores tipo M (estimadores generalizados de máxima verosimilitud).

En 1968 F. R. Hampel planteó varios conceptos que complementan la teoría de Fisher, en el sentido que la robustez de un estimador de estado se evalúa comparando la desviación y la varianza del estado resultante en función de la desviación de los datos de entrada con respecto a las asunciones sobre ellos.

En 1971 Hampel planteó la evaluación de la robustez de un estimador de estado en función de los siguientes criterios:

- La Robustez Cualitativa: que evalúa la sensibilidad de los resultados respecto a la desviación de los datos de entrada con relación a su comportamiento asumido.
- La Robustez Global: evaluada en base al punto de falla de la muestra, el cual determina la máxima desviación que el estimador puede soportar.
- La Robustez Local: evaluada en base a funciones de varianza y que analiza el efecto en los resultados de cambios infinitesimales en el nivel de polarización y varianza de los datos de entrada.

En 1984 P. J. Rousseeuw [30] propuso una variación al método convencional de regresión basado en la minimización de la suma de los

cuadrados de los residuales, reemplazando la suma por la mediana, es decir, el principio de este estimador es minimizar la dispersión de los residuales. Este estimador de estado es capaz de resistir hasta un 50% de contaminación en los datos.

1.1.2 EVOLUCIÓN DE LA TEORÍA DE ESTIMACIÓN DE ESTADO ROBUSTA EN SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA

El estimador de estado convencional aplicado a los sistemas eléctricos de potencia, basado en mínimos cuadrados ponderados (WLS), considerando un modelo de regresión lineal y en estado estable, fue presentado inicialmente por Fred Schweppe en 1969 y 1970. Algunos métodos para la detección e identificación de datos erróneos, en las mediciones y en el modelo, también fueron propuestos por el mismo autor, así como, la utilización de seudo mediciones y las consideraciones para los sistemas interconectados [19].

Schweppe comprobó que la presencia de datos erróneos disminuye el desempeño del estimador basado en mínimos cuadrados ponderados y en 1971, junto con Merrill [20] propusieron la utilización de una función objetivo no cuadrática, dando como resultado un estimador de estado con supresión de datos erróneos, conocido como Merrill-Schweppe.

Con el estimador Merrill-Schweppe, surgió la generación de los estimadores de estado no cuadráticos, una característica fundamental de los mismos es comportarse de la misma forma que los estimadores de estado basados en mínimos cuadrados ponderados cuando los residuales son pequeños, es decir, sin la presencia de datos erróneos. Sin embargo, son altamente robustos cuando los residuales son grandes, es decir, ante la presencia de datos erróneos.

Los estimadores tipo M son una categoría más general que agrupa a todos los estimadores de estado basados en la optimización de una función de los residuales. Consecuentemente, el estimador basado en mínimos cuadrados ponderados y el estimador Merrill-Schweppe son estimadores tipo M.

En 1975 Handschin, Schweppe y otros [31] plantearon los métodos de residuales ordenados y de residuales agrupados para la identificación de datos erróneos. Adicionalmente, resaltaron la importancia de diferenciar entre los datos erróneos que interactúan entre sí y aquellos que no lo hacen.

En 1982 W. Kotiuga y M. Vidyasagar [7] presentaron la aplicación, a sistemas eléctricos de potencia, de técnicas de estimación de estado en base al menor valor absoluto ponderado (WLAV). Se comprobó cómo este estimador de estado simultáneamente detecta y elimina datos erróneos presentando una mejor estimación del estado actual del sistema.

En 1985 Mili, Van Cutsem, y Ribbens-Pavella [32] realizaron un estudio comparativo de los métodos para la identificación de los datos erróneos y los clasificaron en 3 grupos: identificación por eliminación, criterio no cuadrático e identificación por prueba de hipótesis. Los estimadores basados en métodos no cuadráticos presentaban bajo desempeño, problemas de convergencia y alta sensibilidad a bajos niveles de redundancia local y múltiples datos erróneos que interactúan entre sí; lo cual, los hacía parecer métodos no aplicables en un futuro inmediato.

A mediados de los 80's investigadores como M. M. Adibi, P. J. Rousseeuw, P. J. Beckman, V. Barnett y D. M. Hawkins, entre otros, reportaron las principales causas de los puntos externos en los sistemas eléctricos de potencia [1].

En 1988 Van Slyck y Allemong [37] presentaron las conclusiones de sus 13 años de experiencia en la operación del estimador de estado en American

Electric Power (AEP); entre ellas, las características más importantes de los puntos externos (outliers), desde el punto de vista práctico, algunos de ellos aparecen de forma temporal, es decir van cambiando con cada ejecución del estimador de estado y en promedio del 1 al 2 % de las mediciones son puntos externos.

En 1990 Mili, Phaniraj y Rousseeuw [1] reportaron que hasta ese entonces, se habían desarrollado 3 líneas de investigación de la estimación de estado en los sistemas eléctricos de potencia:

- El estimador de estado basado en mínimos cuadrados ponderados (WLS), con su máxima debilidad en el efecto de enmascaramiento de múltiples datos erróneos.
- Los estimadores tipo M, que dan una ponderación baja a las mediciones con residuales altos.
- El estimador de menor valor absoluto (LAV), el cual es vulnerable a la presencia de puntos externos con una elevada influencia en los resultados o puntos de apalancamiento (leverage points).

1.2 NUEVAS TÉCNICAS DE ESTIMACIÓN ROBUSTA

En 1990 Mili, Phaniraj y Rousseeuw [1] presentaron un estimador robusto basado en la menor mediana de los cuadrados de los residuales. Este estimador provee estimaciones correctas, independientemente de la existencia de un gran porcentaje de datos erróneos, por lo tanto, era considerado un método muy prometedor en la estimación de estado de sistemas eléctricos de potencia. Sin embargo, este tipo de estimadores presenta serios problemas a la hora de su sintonización; así es que, cuando el estimador es ajustado para la estimación en un área de alta redundancia local, el mismo pierde la capacidad de detectar datos erróneos en áreas con baja redundancia local y viceversa. Para superar las dificultades descritas en el párrafo anterior, en 1995 Mili, Cheniae y otros [2] propusieron

descomponer el sistema en subredes pequeñas y aplicar el estimador basado en la menor mediana de los cuadrados en cada una de ellas; corrigiendo de esta forma la influencia de cada subred sobre el resto.

Recientemente, ha resurgido interés en la investigación de los estimadores no cuadráticos del tipo M. En 1985 L. Mili, T. Van Cutsem y M. Ribbens-Pavella, reportaron que la causa de la lentitud en la convergencia o divergencia de los estimadores no cuadráticos es la presencia de múltiples datos erróneos que interactúan entre sí, conocidos actualmente como puntos de apalancamiento.

En 1991, L. Mili, V. Phaniraj y P.J. Rousseeuw [3] presentaron la aplicación a sistemas eléctricos de potencia del estimador de estado basado en la minimización de la mediana de los cuadrados de los residuales. Se verificó que este estimador presenta un alto grado de robustez ante la presencia de puntos de apalancamiento. En la implementación del algoritmo se utilizó la técnica desacoplada rápida de estimación de estado.

En 1991 A. Abur [4] estableció que la aplicación directa del método simplex⁴ a la solución de la minimización del valor absoluto de los residuales para la estimación de estado en sistemas eléctricos de potencia, resultaba en un código ineficiente y propuso un algoritmo rápido para la resolución de este problema. El algoritmo aprovecha la porosidad de la matriz Jacobiano y la estructura de las ecuaciones de las mediciones.

En 1991 W. W. Kotiuga [5] propuso un estimador robusto del tipo de menor valor absoluto con la capacidad de incorporar cambios en: el conjunto de las mediciones, el punto de operación y la estructura del sistema de potencia, sin necesidad de reiniciar la ejecución del programa.

⁴ Simplex: Método para la solución de problemas de programación lineal.

En 1992 M. K. Celik and A. Abur [6] presentaron un estimador de estado robusto del tipo de menor valor absoluto ponderado (WLAV) que permanece invariante ante la presencia de puntos de apalancamiento. Los puntos de apalancamiento son distribuidos uniformemente en el espacio de regresión a través de transformaciones lineales en las ecuaciones de las mediciones. Estas transformaciones representan un cambio de coordenadas en el espacio de regresión.

En 1992 M. K. Celik and A. Abur [7] plantearon la aplicación de técnicas de escalamiento con la finalidad de evitar el efecto de los puntos de apalancamiento en el estimador basado en el menor valor absoluto ponderado (WLAV). Adicionalmente, el escalamiento permite reducir el número de iteraciones simplex incrementando el desempeño computacional.

En 1993 A. Abur [8] desarrolló un estimador de estado basado en el menor valor absoluto (LAV) que soporta restricciones de igualdad y desigualdad, el uso de restricciones de igualdad reduce el número de iteraciones simplex. En general las restricciones se utilizan para incrementar la confiabilidad de los resultados sin afectar el desempeño computacional. Este estimador de estado permite simultáneamente eliminar el efecto de los datos erróneos en el sistema de potencia interno y forzar los límites operativos en el sistema de potencia externo.

En 1994 H. Singh y F.L. Alvarado [9] presentaron la aplicación de métodos de punto interior al estimador de estado basado en el menor valor absoluto ponderado en sistemas eléctricos de potencia. La formulación dual del problema presenta ventajas sobre la formulación primal, dado que, las restricciones resultan en un problema simple de mínimos cuadrados.

En 1995 H. Singh y F.L. Alvarado [10] plantearon la incorporación de detección de errores de topología al algoritmo del estimador de estado del menor valor absoluto. Este objetivo se logra mediante la incorporación de

nuevas variables y restricciones adicionales. La determinación del estado de ciertas líneas sospechosas se logra con cambios mínimos a la estructura del estimado del menor valor absoluto.

En 1996 M.G. Cheniae, L. Mili y P.J. Rousseeuw [11] presentaron un algoritmo altamente robusto para la identificación de datos erróneos en los sistemas eléctricos de potencia, el cual está basado en una combinación de la descomposición del sistema de potencia en áreas y la aplicación del estimador basado en la menor mediana de los cuadrados. El algoritmo realiza una preclasificación de las mediciones disponibles y además es aplicable en porciones seleccionadas del sistema, especialmente aquellas con mayores problemas en la estimación de estado.

En 1996, Mili, Cheniae y otros [12] introdujeron el uso de la estadística de proyección para la identificación de los puntos de apalancamiento y la limitación de sus efectos negativos en la solución del estimador de estado no cuadrático. Con base en la estadística de proyección, que es una distancia robusta, se procede a robustecer los estimadores del tipo M, produciéndose la generación de los estimadores M generalizados o tipo GM.

En 1997 Abur, Magnago y Alvarado [13] propusieron un método alternativo para la eliminación del efecto de los puntos de apalancamiento, especialmente de las mediciones de inyección de potencia, mediante la utilización de técnicas de expansión de la matriz Jacobiano. Este método ha sido aplicado exitosamente al estimador de estado basado en el menor valor absoluto (LAV).

En 1997 H. Singh, F. L. Alvarado y W. E. Liu [14] propusieron la incorporación de restricciones de desigualdad al estimador basado en el menor valor absoluto, lo cual permite ampliar la estimación de estado hasta las áreas externas, característica que se torna esencial en un ambiente

competitivo, en el cual no siempre se contará con información precisa sobre el sistema de potencia vecino.

En 1998 G. Durgaprasad y S. S. Thakur [15] propusieron un estimador dinámico robusto, basado en un modelo real de la dinámica de los sistemas eléctricos de potencia. Mediante un análisis nodal se provee de un método eficiente para la previsión de estado, es decir, se predice el comportamiento dinámico del sistema. Se utilizó un filtro robusto para los datos erróneos, que a diferencia del filtro de Kalman, permanece finito a pesar que una o más mediciones se tornen extremadamente grandes.

En el 2004 S. Gastoni, G. Granelli y M. Montagna [16] presentaron un procedimiento robusto de estimación de estado, cuyo principio es la evaluación de diferentes vectores de estado obtenidos al resolver muestras de mediciones con la misma dimensión que el número de estados. El resto de mediciones puede acoplarse o no a la solución en base al valor de sus residuales, la solución es óptima cuando se logra el máximo acoplamiento.

En el 2005 E. Kyriakides, S. Suryanarayanan y G. Heydt [17] propusieron una técnica de estimación de estado robusta basada en la función de Huber. Antes del proceso de estimación de estado, se aplica una prueba estadística para determinar imperfecciones estructurales en el modelo. Adicionalmente, se demostró la utilidad de un estimador robusto en algunas aplicaciones como la estimación de parámetros.

En el 2006 R. Mínguez, A. J. Conejo y A. S. Hadi [18] presentaron el desarrollo de una técnica para estimar de forma precisa el estado de los sistemas de potencia, utilizando transformaciones apropiadas de las mediciones correlacionadas y que no siguen una distribución de Gauss. El objetivo de este estimador de estado es filtrar los errores debidos a: el sistema de medición, el proceso de comunicaciones, los parámetros de la red incorrectos y la mala calibración de las mediciones.

1.3 IMPLEMENTACIÓN DE ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS

La utilización de un estimador de estado robusto dentro de un ambiente de tiempo real requiere de varias modificaciones a fin de satisfacer los requerimientos que impone la operación de los sistemas eléctricos de potencia.

Una etapa muy importante para conseguir la operación adecuada de un estimador de estado constituye la fase de ubicación y calibración de las mediciones y la sintonización de los parámetros internos de la función dentro del sistema de control.

Por ejemplo, en 1998, M. Chapman y otros [25] presentaron la experiencia de la implementación de un estimador de estado robusto en el centro de operaciones que controla sistema el sistema eléctrico de EEF (Enterprise Electricques Fribourgeoises) - Suiza. Previo a la instalación en el sistema de control en tiempo real fue necesario realizar una serie de simulaciones en el ambiente fuera de línea, a fin de demostrar que el algoritmo de estimación de estado utilizado SHGM (estimador de estado generalizado tipo M, Schweppe – Hubert) presenta excelentes propiedades de convergencia, en presencia de datos erróneos.

En un estimador de estado aplicado a un sistema de potencia real el algoritmo debe ser capaz de manejar enormes cantidades de mediciones. Es importante seleccionar cuidadosamente la metodología estadística para la depuración de los datos erróneos de las mediciones.

El procedimiento utilizado en la implementación de un estimador de estado depende del tipo y tamaño de sistema de potencia, tipo de mediciones y

comunicaciones existentes, los recursos de software y hardware disponibles y el uso que los operadores le van a dar. El buen criterio de los ingenieros que conocen el sistema de potencia es un factor clave en el éxito de la implementación.

La covarianza de las mediciones puede ser calculada antes de la implementación de un estimador de estado y resulta muy útil durante las etapas de diseño y desarrollo [19].

En 1997 R. Baldick, K. A. Clements, Z. Pinjo-Dzidal y P. W. Davis [21] plantearon la implementación de un estimador de estado que combina una función objetivo no cuadrática y varias técnicas de eliminación de datos erróneos, es decir, se combinan los beneficios de un estimador de máxima verosimilitud, como es el de mínimos cuadrados y la robustez ante los datos erróneos del estimador del menor valor absoluto. La implementación de este algoritmo está basada en el método iterativo Gauss-Newton para resolver las condiciones de optimalidad.

En 2005 J. Doudna y D. Salem-Natarajan [22] plantearon los aspectos que deben ser afrontados durante la implementación del estimador de estado, por las organizaciones encargadas de la operación técnica de los sistemas eléctricos de potencia (ISO). En estos casos los modelos de tiempo real son inmensos y abarcan varias áreas de control interconectadas entre sí. Las instalaciones supervisadas son propiedad de los participantes del mercado eléctrico y deberá recibir de ellos las tele-mediciones e información de los modelos.

En 2005 J. Allemong [23] realizó una serie de comentarios acerca de los requerimientos para la implementación exitosa de un estimador de estado en un sistema de gestión de energía (EMS) para una organización encargada de la administración técnica de un sistema de potencia.

En 2006 J. Alber [24] presentó los aspectos relevantes de la instalación de un estimador de estado en el programa “DgSILENT PowerFactory”. El algoritmo de estimación de estado está basado en optimización no lineal y se hace énfasis en la evaluación del desempeño de los algoritmos planteados.

La mayoría de artículos técnicos revisados sobre estimación robusta en sistemas eléctricos de potencia, evalúan sus algoritmos y procedimientos aplicándolos a sistemas didácticos, como son los modelos de: 14, 30, 57 y 118 barras de la IEEE, pero no sobre un sistema eléctrico real.

CAPÍTULO 2. ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO

2.1 TEORÍA DE ESTIMACIÓN DE ESTADO ROBUSTA

2.1.1 ANÁLISIS DE ROBUSTEZ

Un estimador de estado se considera estadísticamente robusto si el estado proporcionado por el mismo, permanece insensitivo a las desviaciones más importantes dentro de un conjunto de mediciones redundantes.

2.1.1.1 Robustez Cualitativa de un Estimador de Estado

Dado un vector de mediciones $\mathbf{z} = \{z_1, z_2, \dots, z_m\}$, con una función acumulada de distribución de probabilidad real G , la cual es desconocida y ha sido aproximada por una función acumulada de distribución de probabilidad F . Se dice que un estimador de estado $\hat{\theta}$ es cualitativamente robusto en F si ante una pequeña desviación de las mediciones respecto a F , los valores estimados permanecen alrededor de sus valores reales. En la práctica se puede verificar la robustez cualitativa de un estimador en base a su continuidad en F .

La desviación asintótica de un estimador puede definirse como:

$$b = |\hat{\theta}(G) - \hat{\theta}(F)| \quad (2.1)$$

El estimador $\hat{\theta}$ será cualitativamente robusto si la desviación asintótica permanece acotada⁵ para una fracción positiva ε de contaminación o errores en el vector de mediciones [25].

2.1.1.2 Robustez Global de un Estimador de Estado

La robustez global de un estimador de estado se determina en base a la máxima fracción de contaminación que puede soportar, es decir, en base a su punto de falla.

⁵ Acotado: Que no rebasa los límites finitos preestablecidos.

Dado un vector \mathbf{z} de m mediciones correctas, al aplicar sobre ellas un estimador de estado definido se produce como resultado el vector $\hat{\mathbf{x}}$. Si en el vector \mathbf{z} un número ξ de mediciones han sido reemplazadas por valores arbitrarios muy altos se conforma el vector \mathbf{z}' , también de m elementos, de tal forma que la fracción de contaminación será:

$$\varepsilon = \frac{\xi}{m} \quad (2.2)$$

Considerando que el vector $\hat{\mathbf{x}}'$ representa el resultado del estimador de estado para el vector de mediciones \mathbf{z}' , la máxima desviación en el estimador de estado producto de la contaminación será:

$$b_{m\acute{a}x} = m\acute{a}x_i |\hat{x}_i - \hat{x}_i'|; \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.3)$$

Donde n es el número de variables que permiten determinar el estado del sistema, comúnmente denominadas variables de estado.

Por definición el punto de falla del estimador de estado corresponde al máximo valor de la fracción de contaminación ε para el cual $b_{m\acute{a}x}$ se mantiene finito. Dado que el mínimo número de mediciones que requiere un estimador de estado es igual al número de variables de estado n , el número de mediciones redundantes es $(m-n)$, intuitivamente la fracción máxima de contaminación que un estimador puede soportar corresponde a la mitad de las mediciones redundantes, es decir, el máximo punto de falla de un estimador de estado es:

$$\varepsilon_{m\acute{a}x} = \frac{1}{m} \times \text{entero} \left(\frac{m-n}{2} \right) \quad (2.4)$$

La demostración del enunciado anterior se puede realizar mediante el método de reducción al absurdo. Suponiendo que un estimador de estado puede soportar contaminación en la mitad de las mediciones redundantes más una, es decir, $[(m-n)/2 + 1]$ y sabiendo que las mediciones redundantes son aquellas que poseen el mismo contenido de información que las n

mediciones críticas, se infiere que existen otras $[(m-n)/2 + 1]$ mediciones contaminadas dentro de las n mediciones críticas. Consecuentemente, existirán únicamente $[m-(m-n)-2] = n-2$ mediciones correctas para este estimador de estado, que no son suficientes para obtener un resultado aceptable, con lo cual se demuestra el valor máximo del punto de falla de un estimador de estado.

Desde el punto de vista global, un estimador de estado es más robusto, cuanto más alto sea su punto de falla [25], [26].

Para efectos de ejemplificar este concepto, se lo puede aplicar a los estimadores mediana y media para un vector \mathbf{z} de m elementos. Se van reemplazando uno a uno los elementos del vector \mathbf{z} por errores de magnitud muy elevada, el punto de falla del estimador mediada resulta cercano al 50%, mientras que el estimador media presenta un punto de falla igual a cero.

2.1.1.3 Robustez Local de un Estimador de Estado

Es evaluada en base a la función de influencia FI , la cual mide la influencia de un punto externo en la desviación del estimador. Dado un vector \mathbf{z} de m mediciones que se ajustan exactamente a una función de distribución de probabilidad F , si una medición z_j es perturbada para que tome un valor real arbitrario, es decir, $\varepsilon = 1/m$. La influencia de z_j en un estimador $\hat{\theta}_m$ se define por:

$$FI_m(z_j, \hat{\theta}_m, F) = \frac{\hat{\theta}_m(z_1, \dots, z_m, z_j) - \hat{\theta}_{m-1}(z_1, \dots, z_m)}{\varepsilon} \quad (2.5)$$

$$FI_m(z_j, \hat{\theta}_m, F) = m^* \left(\hat{\theta}_m(z_1, \dots, z_m, z_j) - \hat{\theta}_{m-1}(z_1, \dots, z_m) \right)$$

Un estimador de estado es robusto localmente si su función de influencia permanece acotada [25].

2.1.2 PUNTOS EXTERNOS Y DE APALANCAMIENTO

2.1.2.1 Definición de Puntos Externos (Outliers)

En un modelo lineal de mediciones: $\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{e}$, las filas de la matriz \mathbf{H} denotadas como $(\mathbf{h}_i)^T$ estarán localizadas en un plano n dimensional denominado “espacio de factores de regresión”.

En este modelo, se define como *punto externo* a aquel punto que no sigue la tendencia del resto de puntos de la muestra, es decir, aquella medición que se ubica muy lejos de su lugar esperado dentro del espacio de mediciones [27].

Un punto externo puede estar en la dirección del vector \mathbf{z} , es decir, un punto erróneo dentro del conjunto de mediciones; pero también puede estar en la dirección del plano de factores de regresión, constituido por los vectores columna \mathbf{h}_i de la matriz Jacobiano de mediciones, resultantes de transponer sus vectores fila, en cuyo caso la medición correspondiente z_i ejerce una excesiva influencia en el estado estimado y toma el nombre de *punto de apalancamiento* [26].

2.1.2.2 Concepto de Puntos de Apalancamiento (Leverage Points)

Los puntos de apalancamiento son puntos externos en el espacio constituido por los vectores columna \mathbf{h}_i de la matriz Jacobiano de mediciones, determinada por la topología y los parámetros de la red, es decir, los puntos de apalancamiento no se ajustan al comportamiento de la nube de puntos en ese espacio. Adicionalmente, los puntos de apalancamiento tienen una gran influencia en los resultados del estimador de estado, aumentando su

precisión si son buenos puntos de apalancamiento o arruinándolos en el caso contrario.

Las condiciones para crear puntos de apalancamiento son:

- Una medición de inyección de potencia ubicada en una barra incidente a ramas de impedancia muy diferentes entre sí
- Una medición de inyección de potencia ubicada en una barra incidente a un gran número de ramas
- Mediciones de flujos en ramas de impedancia muy alta o muy baja
- Mediciones con una ponderación demasiado alta
- Líneas muy cortas puesto que su reactancia es mucho menor que la reactancia del resto de líneas

Las filas del Jacobiano \mathbf{H} correspondientes a los puntos de apalancamiento son muy diferentes respecto a las otras. Cuando la medición es de flujo de potencia, la fila correspondiente solamente tendrá dos valores idénticos y de signo opuesto, lo cual permite escalar la fila como se requiera. Esta operación no es aplicable cuando la medición es una inyección de potencia, puesto que la fila tendrá múltiples entradas [26].

2.1.2.3 Identificación de Puntos de Apalancamiento

Los estimadores de estado no robustos establecen residuales insignificantes para las mediciones de apalancamiento con datos erróneos, por lo tanto no son identificables por los métodos convencionales. Los puntos de apalancamiento pueden aparecer aislados o en grupo y están ligados a la falta de redundancia.

Los métodos convencionales de identificación de puntos externos generalmente están basados en la media de la muestra y la matriz de

covarianza, las cuales son fácilmente afectadas por los puntos externos, produciéndose el efecto de enmascaramiento [28].

2.1.2.3.1 Diagonal de la Matriz Sombrero

Considerando el modelo de regresión lineal simple: $\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{e}$, donde el vector modificado de errores de medición \mathbf{e} tiene una covarianza unitaria. Los elementos de la matriz “sombrero” \mathbf{K} , se pueden determinar como:

$$\mathbf{K}_{ii} = \mathbf{h}_i(\mathbf{H}^T\mathbf{H})^{-1}\mathbf{h}_i^T \quad (2.6)$$

Donde \mathbf{h}_i^T corresponde a la fila i de la matriz \mathbf{H} .

El valor de cada elemento de la diagonal de la matriz \mathbf{K} , K_{ii} representa la influencia de la i -ésima medición en su correspondiente valor estimado. La denominación de esta matriz viene de su propiedad para obtener el vector de valores estimados $\hat{\mathbf{y}}$ en base al método de mínimos cuadrados, a partir de un vector de observaciones \mathbf{y} mediante la siguiente ecuación: $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{K}\mathbf{y}$.

Si K_{ii} es cercano a 1, la influencia será muy alta y la medición z_i puede ser considerada como un punto de apalancamiento. K_{ii} es una medida de la distancia entre \mathbf{h}_i y el resto de factores de regresión.

El valor esperado de K_{ii} es igual a n/m , donde n es el número de variables de estado y m es el número de mediciones. Si $K_{ii} \geq 2n/m$, la medición i es sospechosa como punto de apalancamiento. Desafortunadamente, este método de identificación de puntos de apalancamiento es propenso al efecto de enmascaramiento.

Los residuales de las mediciones \mathbf{r} pueden ser expresados en función de la matriz sombrero \mathbf{K} :

$$\mathbf{r} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}) * \mathbf{z} \quad (2.7)$$

Donde: \mathbf{I} es la matriz identidad de dimensión m y \mathbf{z} es el vector de mediciones.

Los residuales de las mediciones correspondientes a puntos de apalancamiento, obtenidos mediante métodos no robustos de estimación, generalmente son pequeños incluso cuando están contaminados con un error muy grande y se comportarán de forma similar a una medición crítica con un residual cero. La eliminación de mediciones críticas torna el sistema inobservable, pero la eliminación de puntos de apalancamiento no [26].

Los elementos de la diagonal de la matriz sombrero para un sistema de 3 barras son presentados en la tabla 2.6.

2.1.2.3.2 Distancia de Mahalanobis

Cuando se tienen múltiples puntos de apalancamiento, generalmente éstos están asociados a un conjunto de puntos externos. Asumiendo una distribución Normal multivariable para las filas transpuestas de \mathbf{H} , denotadas como \mathbf{h}_i , la media $\bar{\mathbf{h}}$ y la covarianza de las mismas $\bar{\mathbf{C}}$ se pueden expresar mediante las siguientes ecuaciones:

$$\bar{\mathbf{h}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{h}_i \quad (2.8)$$

$$\bar{\mathbf{C}} = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m \left(\mathbf{h}_i - \bar{\mathbf{h}} \right) \left(\mathbf{h}_i - \bar{\mathbf{h}} \right)^T \quad (2.9)$$

donde $\bar{\mathbf{h}}$ y $\bar{\mathbf{C}}$ son estimadores equivariantes, lo cual significa que son independientes del sistema de referencia elegido.

El primer método para la detección de puntos de influencia es la distancia de Mahalanobis MD , que representa la distancia del punto \mathbf{h}_i al centro de la nube conformada por el resto de puntos, calculada como:

$$MD_i^2 = \left(\mathbf{h}_i - \bar{\mathbf{h}} \right)^T \bar{\mathbf{C}}^{-1} \left(\mathbf{h}_i - \bar{\mathbf{h}} \right) \quad (2.10)$$

Donde, \mathbf{h}_i y $\bar{\mathbf{h}}$ son vectores columna.

Este criterio es fácil de observar gráficamente considerando una matriz \mathbf{H} únicamente con dos variables de estado, en cuyo caso cada fila representa un par conjugado en el plano de dos dimensiones. El lugar geométrico de MD_i pasa desde una circunferencia hasta una elipse en función del vector media de dimensión $n \times 1$ y la matriz $n \times n$ de covarianza, donde n es el número de variables de estado. Por las particularidades del modelo de regresión utilizado en sistemas eléctricos de potencia, el vector media coincide con el origen de coordenadas [12].

MD_i representa la distancia entre la fila $(\mathbf{h}_i)^T$ y el espacio constituido por el resto de filas. MD^2 sigue una distribución Chi cuadrado con n grados de libertad. Escogiendo la probabilidad de certeza $(1-\alpha)$, la medición i será sospechosa como punto de apalancamiento si $MD_i^2 > \chi_{n,(1-\alpha)}^2$. Lamentablemente este método no es muy robusto puesto que los puntos de influencia pueden hacer que la media y la covarianza se acerquen hacia la concentración o centro de puntos de apalancamiento sin dejar notar una distancia que las delate [26].

En la tabla 2.6 se presentan las distancias de Mahalanobis para un sistema de 3 barras.

2.1.2.3.3 Estadística de Proyección

Uno de los métodos más robustos para la identificación de puntos de apalancamiento consiste en la *estadística de proyección*, que fue aplicado por primera vez en un sistema de potencia por Mili [12]. Es importante notar que este método está basado en la mediana.

El espacio formado por los vectores \mathbf{h}_i resultantes de transponer las fila de la matriz Jacobiano de mediciones se denomina “*espacio de factores de regresión*”. La estadística de proyección de cada medición i es la distancia estandarizada, que se calcula en base a la mediana de las proyecciones del vector \mathbf{h}_i sobre el centro de dicho espacio. Esta distancia se considera robusta porque es insensitiva a la influencia de los puntos de apalancamiento desfavorables. Para una medición i se define como:

$$PS_i = \max_{\mathbf{h}_k} \frac{|\mathbf{h}_i^T \cdot \mathbf{h}_k|}{\beta_k}; \quad \text{para } k = 1, 2, \dots, m \quad (2.11)$$

Donde: $\beta_k = \gamma \cdot \text{lomed}_i(\text{lomed}_{j \neq i}[\mathbf{h}_i^T \mathbf{h}_k + \mathbf{h}_j^T \mathbf{h}_k])$

$$1 \leq i, j, k \leq m$$

$$\gamma = 1,1926$$

Dado un vector \mathbf{x} de m elementos, $\text{lomed}(\mathbf{x})$ es la mediana inferior de los m elementos de \mathbf{x} , que corresponde al elemento ubicado en la posición determinada por la parte entera de: $[(m+1)/2]$.

El numerador de la estadística de proyección está orientado a calcular la proyección del vector \mathbf{h}_i en la dirección de los vectores \mathbf{h}_k .

El denominador de la estadística de proyección corresponde al cálculo de la magnitud de dispersión de la nube de puntos que conforman el espacio de factores de regresión. Este cálculo está basado en la aplicación de dos

medianas inferiores, la interna se aplica sobre la matriz resultante de las proyecciones de los vectores \mathbf{h}_i y \mathbf{h}_j en la dirección del vector \mathbf{h}_k , la externa se aplica sobre el vector resultante de la mediana inferior interna. El coeficiente γ tiene el propósito de guardar consistencia en los resultados, considerando una distribución normal de los vectores \mathbf{h} [36] y su valor, para este modelo de distribución, se obtiene como la solución a la siguiente ecuación:

$$\Phi\left(\Phi^{-1}\left(\frac{3}{4}\right)+\gamma^{-1}\right)-\Phi\left(\Phi^{-1}\left(\frac{3}{4}\right)-\gamma^{-1}\right)=\frac{1}{2} \quad (2.12)$$

Donde $\Phi(x)$ representa la función de distribución gaussiana estándar.

Los puntos de apalancamiento son mediciones cuya fila asociada en la matriz Jacobiano tiene una proyección con una dimensión totalmente diferente de la mayoría de filas en el espacio de factores de regresión. Por lo tanto una medición será identificada como punto de apalancamiento si: $PS_i > \chi_{k,(1-\alpha)}^2$. Donde k es el número de elementos distintos de cero del vector \mathbf{h}_i y $(1-\alpha)$ representa la probabilidad de certeza de los resultados obtenidos para cada observación.

La particularidad de la aplicación del algoritmo de proyección estadística, a la estimación de estado en los sistemas eléctricos de potencia, se basa en las características propias de los mismos, que hacen que el modelo de regresión no posea intersecciones y que el Jacobiano sea una matriz porosa. Los elipsoides dados por $PS_i \leq \chi_{k,(1-\alpha)}^2$ tienen su centro en el origen del espacio de factores de regresión. La porosidad del Jacobiano se refleja en el hecho de que la verdadera dimensión de los vectores fila de \mathbf{H} generalmente es menor que n y el espacio formado con los elementos diferentes de cero se denomina *espacio relevante*.

La porosidad del Jacobiano puede ocasionar que la estimación de escala β_k sea cero lo que impediría el cálculo de PS_i . Consecuentemente, la nube de puntos se proyectaría hacia el origen. Una solución a este problema es considerar que este tipo de puntos no tienen información sobre puntos externos y no deberían calcularse las proyecciones en esa dirección. [12]

Posteriormente, en la sección 2.4.2.1, en la tabla 2.6 se presentan las estadísticas de proyección para el ejemplo de un sistema de 3 barras.

2.1.2.4 Clasificación y Representación Gráfica de los Puntos Externos y Puntos de Apalancamiento

La figura 2.1 permite una visualización clara de los puntos externos y de apalancamiento en un modelo de regresión simple.

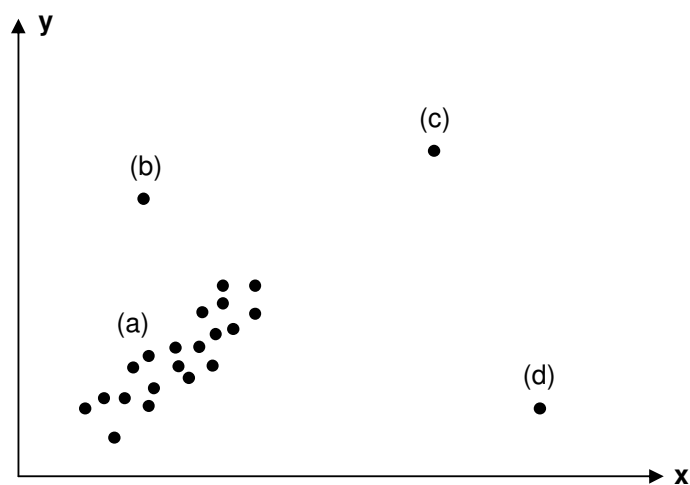


Figura 2.1. Visualización de los Puntos Externos y de Apalancamiento

Los puntos (a) representan a las mediciones normales, dado que sus componentes x_i e y_i en los ejes horizontal y vertical respectivamente, siguen el patrón de la nube de puntos. El punto (b) es un punto externo vertical porque su componente y_i presenta un valor muy diferente al resto de puntos, pero su componente x_i es muy similar a la del resto de puntos. Los puntos (c) y (d) constituyen puntos de apalancamiento porque sus componentes x_i

presentan un valor muy diferente al resto de puntos. Sin embargo, (c) es un punto favorable porque sigue la tendencia de la nube de puntos y en el modelo de regresión presentará un residual muy pequeño, por lo tanto, incrementará la precisión de los resultados del modelo de regresión; mientras que (d) no es un punto favorable porque se aleja de la tendencia de la nube de puntos y en el modelo de regresión presentará un residual muy grande, por lo tanto, influirá negativamente en los resultados.

Para efectos de identificar los puntos externos y de apalancamiento, se requiere calcular distancias robustas basadas a su vez en estimadores robustos de localización y covarianza.

Rousseeuw y Van Zomeren en 1990 [28] plantearon un gráfico de las distancias robustas vs. los residuales de regresión, el cual permite clasificar los puntos de apalancamiento en: mediciones normales, puntos externos verticales, puntos de apalancamiento favorables y puntos de apalancamiento desfavorables.

En este método se grafican los residuales de la regresión robusta vs la distancia robusta de los puntos en el espacio de coeficientes, como se muestra en la figura 2.2.

En algunos artículos técnicos este gráfico es conocido como mapa de puntos externos de la regresión (regression outlier map). El valor de 2,5 en la banda del eje vertical viene del límite para los residuales: $\sqrt{\chi_{1,0,975}^2} = 2,24$, considerando errores distribuidos normalmente, esto ocurre con una probabilidad de 2,5%, de ahí que se requiere que se normalice los residuales.

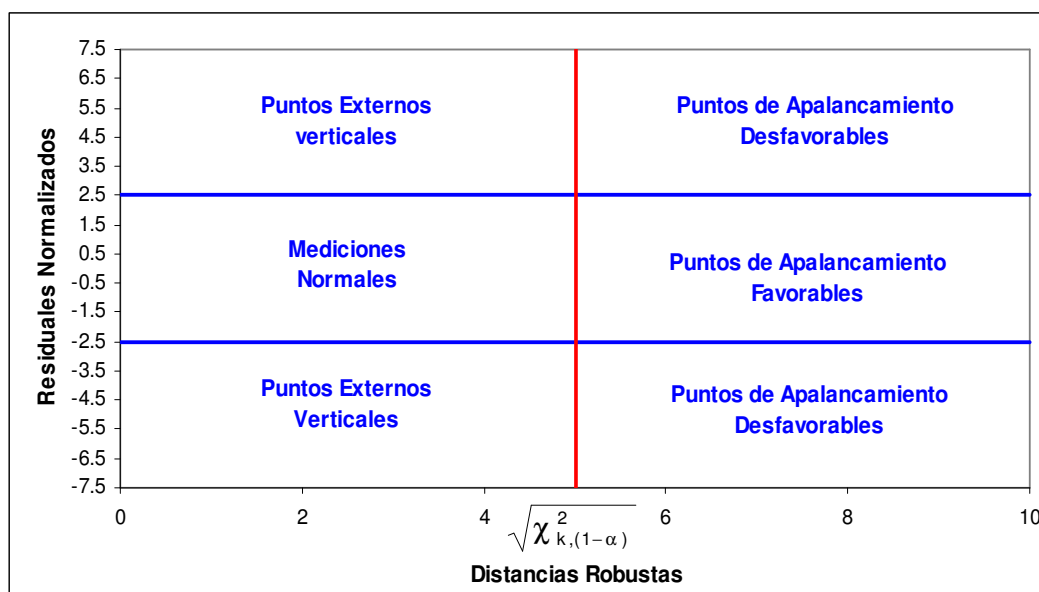


Figura 2.2. Mapa de Puntos Externos

Existen algunos algoritmos para la determinación de la distancia robusta, uno de ellos es la estadística de proyección que se analizó anteriormente. Es necesario extraer la raíz cuadrada de la estadística de proyección de cada medición antes de graficarlas, puesto que, la identificación de puntos de apalancamiento se la hace con base en la siguiente desigualdad:

$$PS_i > \chi_{k,(1-\alpha)}^2 \text{ o lo que es lo mismo: } \sqrt{PS_i} > \sqrt{\chi_{k,(1-\alpha)}^2}.$$

Observaciones regulares son aquellas mediciones correctas que no son puntos externos. En el mapa, los residuales normalizados de estos puntos están comprendidos entre la banda horizontal de tolerancia $[-2,5; 2,5]$ y su distancia robusta asociada es menor a $\sqrt{\chi_{k,(1-\alpha)}^2}$.

Puntos externos verticales son aquellas mediciones que efectivamente son puntos externos, pero no son puntos de apalancamiento. En el mapa, los residuales normalizados de estos puntos están fuera de la banda horizontal de tolerancia $[-2,5; 2,5]$ y su distancia robusta asociada es menor a $\sqrt{\chi_{k,(1-\alpha)}^2}$.

Puntos de apalancamiento favorables son aquellos constituidos por mediciones correctas y mejoran el desempeño de un estimador de estado; sin embargo ejercen gran influencia sobre los resultados, por lo tanto, son puntos de apalancamiento. En el mapa, los residuales normalizados de estos puntos están dentro de la banda horizontal de tolerancia $[-2,5; 2,5]$ y su distancia robusta asociada es mayor a $\sqrt{\chi_{k,(1-\alpha)}^2}$.

Puntos de apalancamiento desfavorables son aquellos contaminados por errores gruesos en las mediciones o en las filas del Jacobiano correspondientes. Este tipo de puntos deteriora el desempeño de un estimador de estado. En el mapa, los residuales normalizados de estos puntos están fuera de la banda horizontal de tolerancia $[-2,5; 2,5]$ y su distancia robusta asociada es mayor a $\sqrt{\chi_{k,(1-\alpha)}^2}$.

Como parte de esta tesis, utilizando las definiciones de esta sección, se desarrolló una aplicación en Matlab para elaborar el mapa de puntos externos de forma automática. En las figuras 2.4 y 2.5 se presentarán dos ejemplos del mapa de puntos externos, para un sistema de 3 barras.

Los residuales estandarizados se pueden calcular utilizando el método de la menor mediana de los cuadrados [3]:

$$\frac{r_i}{\hat{\sigma}} = \frac{r_i}{1,4826 * \left(1 + \frac{5}{m-n}\right) * \sqrt{\text{median}_{i=1...m}(r_i^2)}} \quad (2.13)$$

El valor de la constante en el denominador fue determinado en forma experimental, considerando que los errores en las mediciones siguen una distribución normal estándar.

2.2 TIPOS DE ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS

2.2.1 ESTIMADORES DE ESTADO TIPO M

2.2.1.1 Definición de los Estimadores de Estado Tipo M

Un estimador M es un estimador de máxima verosimilitud que minimiza una función objetivo $\rho(r_i)$ constituida por los residuales de las mediciones, sujeto a las restricciones dadas por las ecuaciones de las mediciones [26].

$$\text{Minimizar } J(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m \rho(r_i) \quad (2.14)$$

$$\text{Sujeto a: } \mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{r} \quad (2.15)$$

Donde: \mathbf{z} es el vector de mediciones, \mathbf{x} es el vector de variables de estado, \mathbf{r} es el vector de los residuales de las mediciones, $\rho(r_i)$ es una función de los residuales, las principales se muestran en la tabla 2.1 y $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ es la función que relaciona las mediciones y las variables de estado.

Una solución $\hat{\mathbf{x}}$ puede ser hallada igualando a cero la derivada de $J(\mathbf{x})$ respecto a \mathbf{x} , es decir:

$$\frac{\partial J(\mathbf{x})}{\partial(\mathbf{x})} = \sum_{i=1}^m \mathbf{h}_i * \psi(r_i) = 0 \quad (2.16)$$

Donde $\psi(r_i) = \partial\rho(r_i) / \partial r_i$. La influencia de los datos erróneos en la estimación de estado de los sistemas eléctricos de potencia puede reducirse mediante la utilización de un algoritmo que permita categorizar y eliminar las mediciones erróneas durante el proceso iterativo de estimación; en este contexto se plantearon varios estimadores tipo M.

Se produjo una evolución en los estimadores tipo M, haciendo factible la detección y eliminación automática de la influencia de mediciones cuyos residuales cambien rápidamente. Posteriormente, se descubrió que factores como la localización de las mediciones, los parámetros de la red y las

ecuaciones de las mediciones permitan la creación de puntos de apalancamiento. Consecuentemente, se modificó la función objetivo de tal forma de balancear la influencia de las mediciones independientemente de su tipo y ubicación. Este tipo de estimadores toma el nombre de Estimador M Generalizado (GM) o Estimador de Influencia Acotada.

La función $\rho(\mathbf{r})$, que constituye la función objetivo a minimizarse, debe cumplir con las siguientes propiedades:

- $\rho(\mathbf{r})=0$, para $\mathbf{r}=0$
- $\rho(\mathbf{r})>0$, para cualquier valor de \mathbf{r}
- $\rho(\mathbf{r})=0$, monótonamente creciente en las direcciones $\pm \mathbf{r}$
- $\rho(\mathbf{r})=0$, simétrica con el eje en cero, $\rho(-\mathbf{r})= \rho(\mathbf{r})$

2.2.1.2 Clasificación de los Estimadores de Estado Tipo M

Se pueden plantear tres subclases dentro de los estimadores M, de acuerdo a la función objetivo ρ y su derivada ψ . La primera subclase está caracterizada por funciones ρ convexas, a esta subclase pertenecen: el estimador basado en mínimos cuadrados, el estimador Huber y el estimador del menor valor absoluto (LAV). La segunda subclase está constituida por funciones ρ no convexas con derivadas ψ no despreciables, a esta subclase pertenecen los estimadores Merrill – Schweppe y Muller. Finalmente, la tercera subclase está caracterizada por funciones ρ convexas con derivadas ψ despreciables, a esta subclase pertenecen los estimadores Hampel y Huber. [1]

En sistemas eléctricos de potencia los principales tipos de estimadores M, son [1], [26]:

- Cuadrático Constante (QC), conocido también como estimador tipo Huber - media excluida
- Cuadrático Lineal (QL), conocido también como estimador de Muller

- Cuadrático Tangente (QT), conocido también como estimador tipo Merrill - Schweppe
- Raíz Cuadrada (SR), conocido también como estimador tipo Huber
- Múltiple Segmento (SM), conocido también como estimador de Hampel
- Estimador Schweppe – Huber Generalizado M (SHGM)
- Menor Valor Absoluto (LAV)

En la siguiente tabla se presentan las funciones ρ y sus derivadas ψ para los estimadores M antes citados.

Tabla 2.1. Funciones Objetivo ρ y sus Derivadas ψ para algunos Estimadores M

NOMBRE	RANGO	Función Objetivo $\rho(r)$	Derivadas $\psi(r)$
QC	$ r \leq a$	$\frac{1}{2}r^2$	r
	$ r > a$	$\frac{1}{2}a^2$	0
QL	$ r \leq a$	$\frac{1}{2}r^2$	r
	$ r > a$	$\frac{1}{2}a r $	$\frac{1}{2}a \times \text{signo}(r)$
QT	$ r \leq a$	$\frac{1}{2}r^2$	r
	$ r > a$	$a r - \frac{a^2}{2}$	$a \times \text{signo}(r)$
SR	$ r \leq a$	$\frac{1}{2}r^2$	r
	$ r > a$	$2a^{3/2}\sqrt{ r } - \frac{3a^2}{2}$	$a^{3/2} \times \frac{\text{signo}(r)}{\sqrt{ r }}$

NOMBRE	RANGO	Función Objetivo $\rho(r)$	Derivadas $\psi(r)$
SM	$ r \leq a$	$\frac{1}{2}r^2$	r
	$a < r \leq b$	$a r - \frac{a^2}{2}$	$a \times \text{signo}(r)$
	$b < r \leq c$	$a \frac{c r - r^2/2}{c-b} - \frac{a^2}{2} - \frac{ab^2}{2(c-b)}$	$a \frac{c- r }{c-b} \times \text{signo}(r)$
	$ r > c$	$\frac{a}{2}(c+b-a)$	0
SHGM	$\left \frac{r}{\sigma w} \right \leq a$	$\frac{1}{2} \left(\frac{r}{\sigma w} \right)^2$	$\frac{r}{\sigma w}$
	$\left \frac{r}{\sigma w} \right > a$	$a \left \frac{r}{\sigma w} \right - \frac{a^2}{2}$	$a \times \text{signo}\left(\frac{r}{\sigma w}\right)$
LAV	$\forall r$	$ r $	$\text{signo}(r)$

De estos estimadores de estado, sólo el LAV es independiente de los parámetros de sintonización a , b y c .

2.2.2 ESTIMADOR DE ESTADO DE LA MENOR MEDIANA DE LOS CUADRADOS (LMS)

Pertenece a la tercera generación de estimadores de estado robustos, los denominados estimadores de alto punto de falla, dado que tienen la capacidad de presentar una solución correcta, aún cuando, la mitad de mediciones redundantes sean puntos de apalancamiento desfavorables [3], [29].

Como se ha expresado anteriormente, el estimador de estado convencional se basa en minimizar la suma de los cuadrados de los residuales. Los estimadores de estado robustos tipo M, se basan en reemplazar los cuadrados por algo diferente, por ejemplo el valor absoluto, pero manteniendo la suma como parte de su función objetivo. El estimador de estado de la menor mediana de los cuadrados propone reemplazar la suma de los cuadrados por su mediana [30].

Desde el punto de vista matemático el estimador de estado de la menor mediana de los cuadrados se puede expresar mediante la siguiente ecuación:

$$\text{Minimizar : } J(\mathbf{x}) = \text{mediana}(r_i^2) \quad (2.17)$$

$$\text{Sujeto a : } \mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{r} \quad (2.18)$$

La solución de este problema implica seleccionar todos los sub vectores posibles de n elementos del vector de mediciones \mathbf{z} de m elementos, donde n es el número de variables de estado. Para cada sub vector se obtienen los residuales, se elevan a al cuadrado y se obtiene su mediana. Finalmente se elige como solución al sub vector que permite obtener la mediana de menor valor, más detalles de la solución se presentan en la sección 2.4.1.4.

2.3 VENTAJAS DE LOS ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS

2.3.1 INSENSITIVIDAD ANTE LA PRESENCIA DE DATOS ERRÓNEOS

Los estimadores robustos basados en la mediana tienen puntos de falla bastante altos, cercanos al 50%. En forma adicional, este valor se mantiene invariante independientemente del número de puntos que conforman el universo de estudio [31].

Todos los estimadores M tienen cierto grado de robustez contra mediciones erróneas, sin embargo, algunos pueden ser afectados por la presencia de puntos de apalancamiento [32].

2.3.1.1 Robustez de los Estimadores de Estado Tipo M

Los estimadores generalizados M – GM pueden alcanzar niveles adecuados de robustez, mediante la introducción de funciones de ponderación, que permiten mantenerlos libres de la polarización cuando existen errores en el modelo utilizado [33].

En la sección 2.1.2.3.3 se definió que para los puntos de apalancamiento se cumple que: $PS_i > \chi_{k,(1-\alpha)}^2$, es decir:

$$\frac{\chi_{k,(1-\alpha)}^2}{PS_i} < 1 \quad (2.19)$$

Por lo tanto, los pesos, para cada medición i , presentados en la siguiente ecuación, permiten acotar la influencia de los puntos de apalancamiento en los estimadores tipo M [12].

$$w_i = \min \left\{ 1, \left(\frac{b_i}{PS_i} \right)^2 \right\} \quad (2.20)$$

Donde $b_i = \chi_{k,(1-\alpha)}^2$ y PS_i es la estadística de proyección para cada medición i descrita en la sección 2.1.2.3.3. Esta ecuación implica que todos los puntos de apalancamiento recibirán una ponderación inferior a 1, la cual disminuirá conforme se incremente su distancia al centro del espacio de factores de regresión discutido en la sección 2.1.2.3.3. El máximo valor que w_i puede alcanzar es 1. Es importante notar que la relación entre b_i y PS_i ha sido elevada al cuadrado para hacer más severa la penalización que se da los puntos de apalancamiento.

El estimador LAV descarta las mediciones que constituyen puntos externos y produce un estimado menos sensitivo a los datos erróneos, pero no es efectivo cuando existen puntos de apalancamiento. Esta falencia puede ser superada mediante la utilización de un esquema adecuado de ponderación [1].

2.3.2 FACILIDAD DE IMPLEMENTACIÓN DE LOS ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS

La solución al problema de los estimadores tipo M, excepto el LAV, puede obtenerse mediante 2 métodos:

- Solución basada en el método de Newton que requiere el cálculo de la primera y segunda derivada de $\rho(r_i)$.

- Método iterativo reponderado de mínimos cuadrados - IRLS, que evita el cálculo de la segunda derivada de $\rho(r_i)$.

La implementación del estimador del menor valor absoluto – LAV puede reducirse a un problema de programación lineal, el cual puede ser resuelto a través del bien conocido algoritmo simplex o un algoritmo de punto interior [26].

Se puede observar que las ecuaciones de los estimadores tipo M, que deben ser resueltas mediante métodos iterativos, tienen forma similar a las ecuaciones utilizadas en los métodos de mínimos cuadrados - WLS, por lo tanto, todas las técnicas desarrolladas para la solución de WLS pueden ser utilizadas exitosamente para los estimadores tipo M [26].

La implementación del estimador de estado de la menor mediana de los cuadrados puede ser realizada mediante un proceso combinatorio que repetidamente selecciona muestras, en las cuales el sistema es observable. Para cada muestra se resuelve el sistema de ecuaciones no lineales por el método de Newton – Raphson con lo cual se determinan los residuales. Se ordenan los residuales al cuadrado y se obtiene la mediana. El resultado final es obtenido minimizando la función objetivo entre todas las muestras seleccionadas.

2.3.3 FACILIDAD DE CONVERGENCIA DE LOS ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS

El algoritmo que permite implementar el estimador de estado de menor mediana de los cuadrados ha sido probado en diferentes sistemas de prueba de la IEEE y se ha verificado su convergencia, aún con cerca de la mitad de mediciones redundantes afectadas por errores.

Los resultados de las simulaciones del algoritmo para implementar el estimador Generalizado M tipo Schweppe – Huber SHGM muestran que se

obtiene convergencia en 3 o 4 iteraciones partiendo desde las condiciones de “flat start” para el sistema de prueba IEEE de 118 barras [12].

Se han desarrollado algoritmos bastante eficientes para la resolución del estimador de menor valor absoluto ponderado WLAV, que permiten obtener la convergencia en 6 iteraciones para el sistema de prueba IEEE de 118 barras [4].

De las simulaciones realizadas en el presente trabajo, se ha verificado que los estimadores de estado robustos convergen incluso ante la presencia de múltiples datos erróneos que interactúan entre sí, condiciones en las que el estimador de estado convencional normalmente no converge.

2.3.4 DESEMPEÑO DE LOS ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS

En [28] se presenta un estudio para determinar la eficiencia de los estimadores media, mediana y Huber para diferentes distribuciones de probabilidad en base a la varianza asintótica. Como resultados se obtiene que la Media es muy ineficiente para la distribución de Laplace y colapsa para la distribución de Cauchy. La mediana colapsa para la distribución de Gauss, es el estimador de máxima verosimilitud para la distribución de Laplace y funciona bien para la distribución de Cauchy. El estimador Huber no alcanza la mejor eficiencia para ninguna distribución pero funciona razonablemente para todas.

En base a estos resultados se puede concluir que el desempeño de un estimador está muy relacionado con la función de distribución de probabilidad en la cual está siendo evaluado. Se puede resaltar que la mediana es un estimador M altamente robusto que puede ser aplicado con confianza sujeto al riesgo de una alta varianza cuando los datos se ajustan completamente a una distribución Gaussiana.

Los principales factores que influyen en el desempeño de un estimador de estado son: presencia de puntos de apalancamiento, redundancia local de mediciones, ponderación asociada a las mediciones, configuración de la red y ubicación de las mediciones [26]. En general los estimadores de estado robustos responden de mejor manera ante las condiciones mencionadas anteriormente, por lo tanto, presentan un mejor desempeño que el estimador de estado convencional.

Los puntos de apalancamiento son comunes en los sistemas eléctricos de potencia, este efecto se acentúa debido a la estructura de los sistemas de tele-medición asociados, en este sentido, en varios estudios se ha demostrado que los estimadores de estado robustos tienen ampliamente mejor desempeño que los estimadores convencionales.

Se han desarrollado varias mejoras a los algoritmos de los estimadores robustos, aprovechando la porosidad del Jacobiano y mejorando el desempeño computacional de los estimadores robustos, de tal forma de hacer factible su utilización en ambientes de operación en tiempo real.

2.4 DEMOSTRACIÓN DE LAS LIMITACIONES DEL ESTIMADOR DE ESTADO CONVENCIONAL

A efectos de demostrar el desempeño de los estimadores de estado robustos comparado con el estimador de estado convencional, se aplicarán sobre sistemas eléctricos de potencia de prueba, el estimador de estado convencional y de 3 estimadores de estado robustos y se compararán los resultados obtenidos. Esta comparación también servirá para determinar el estimador de estado robusto con mejores características, el cual posteriormente será aplicado al Sistema Nacional Interconectado del Ecuador.

La selección de los 3 estimadores de estado robustos se la realizó en base a sus características sobresalientes presentadas en la bibliografía. Para cada uno de los estimadores de estado descritos a continuación se desarrolló un programa en Matlab.

2.4.1 ESTIMADORES DE ESTADO A SER COMPARADOS

2.4.1.1 Estimador de Estado basado en Mínimos Cuadrados ponderados - WLS (Convencional)

El estimador WLS puede expresarse como el siguiente problema de optimización [26]:

$$\text{Minimizar } J(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m \frac{r_i^2}{\sigma_i^2} \quad (2.21)$$

$$\text{Sujeto a : } z_i = h_i(\mathbf{x}) + r_i, 1 \leq i \leq m \quad (2.22)$$

Donde: σ_i^2 representa la covarianza del error de la medición i .

En forma matricial la función objetivo puede expresarse como:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]^T \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] \quad (2.23)$$

Donde \mathbf{R} es la matriz de covarianza de los errores de las mediciones. En el punto mínimo la siguiente condición debe cumplirse:

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = -\mathbf{H}^T(\mathbf{x}) \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] = 0 \quad (2.24)$$

$$\text{Donde: } \mathbf{H}(\mathbf{x}) = \left[\frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right]$$

Expandiendo la función no lineal $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ a través de las series de Taylor y despreciando los términos de más alto orden, se obtiene un esquema de solución Gauss-Newton:

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} - [\mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)})]^{-1} \mathbf{g}(\mathbf{x}^{(k)}) \quad (2.25)$$

$$\text{Donde: } \mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)}) = \frac{\partial \mathbf{g}(\mathbf{x}^{(k)})}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{H}^T(\mathbf{x}^{(k)}) \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})$$

$\mathbf{G}(\mathbf{x})$ es conocida como la matriz de ganancia. El proceso iterativo finaliza cuando $\|\Delta\mathbf{x}\|$ sea menor que un límite preestablecido.

2.4.1.2 Estimador de Estado Robusto del Menor Valor Absoluto - LAV

El estimador de estado basado en el menor valor absoluto, desde el punto de vista matemático se plantea:

$$\text{Minimizar } \sum_{i=1}^m |r_i| \quad (2.26)$$

$$\text{Sujeto a : } z_i = h_i(\mathbf{x}) + r_i, 1 \leq i \leq m \quad (2.27)$$

El problema puede resolverse aplicando sucesivamente el método simplex hasta que $\|\Delta\mathbf{x}\|$ sea menor que un límite. El teorema del menor valor absoluto implica que se seleccionarán las mejores n de m mediciones disponibles y se satisfarán las n ecuaciones de las mediciones exactamente.

Luego de realizar algunas transformaciones de variables, Abur [26] plantea la resolución del LAV aplicado a sistemas eléctricos de potencia como el siguiente problema de programación lineal:

$$\text{Min } \sum_{i=1}^m [u_i + v_i] \quad (2.28)$$

Sujeto a :

$$\sum_{j=1}^n H_{ij} (x_j^u - x_j^v) + u_i - v_i = z_i; 1 \leq i \leq m \quad (2.29)$$

$$u_i, v_i \geq 0; \quad 1 \leq i \leq m$$

$$x_j^u, x_j^v \geq 0; \quad 1 \leq j \leq n$$

$$r_i = u_i - v_i \quad (2.30)$$

$$\mathbf{z}_{\text{est}} = \mathbf{H} \cdot \mathbf{x} \quad (2.31)$$

$$\mathbf{r} = \mathbf{z} - \mathbf{z}_{\text{est}} \quad (2.32)$$

El punto de colapso de este estimador es $1/(n+1)$. El LAV también puede ser resuelto mediante un algoritmo de punto interior, cuya principal diferencia con el método simplex es la estrategia en la búsqueda del punto óptimo; mientras que el método simplex busca la solución en los vértices de la región factible, el método de punto interior busca dentro de la región factible [34].

2.4.1.3 Estimador de Estado Robusto M Generalizado tipo Schweppe – Huber SHGM

El estimador M generalizado tipo Schweppe – Huber (SHGM) ha sido planteado como uno de los estimadores más robustos, basado en la mediana y que no solo elimina los datos erróneos en las mediciones, sino que también permanece invariante ante la presencia de puntos de apalancamiento.

La filosofía de este estimador robusto consiste en detectar, mediante el método de la estadística de proyección basado en la mediana, los puntos de apalancamiento desfavorables y darles una ponderación muy baja que varía en cada iteración en función de sus residuales, con lo cual se consigue neutralizar su influencia en los resultados.

El estimador M generalizado tipo Schweppe puede plantearse mediante el siguiente problema de optimización:

$$\text{Minimizar } J(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m w_i^2 \times \rho(r_{si}) \quad (2.33)$$

$$\text{Sujeto a: } z_i = h_{mi}(\mathbf{x}) + r_i \quad (2.34)$$

$$1 \leq i \leq m$$

$$r_{si} = \frac{r_i}{\sigma_i \times w_i} \quad (2.35)$$

Donde: el coeficiente de ponderación w_i se calcula de acuerdo a la ecuación 2.20, por lo tanto decrece considerablemente cuando la medición i es un punto de apalancamiento. La función ρ debe cumplir con las propiedades definidas en la sección 2.2.1.1. La función $h_{mi}(\mathbf{x})$ relaciona la medición z_i con el vector de estado \mathbf{x} . El valor r_{si} constituye el residual estandarizado para la medición i , mientras que σ_i corresponde a la varianza de la medición i .

La solución a este problema se la encuentra cuando se cumple la siguiente ecuación:

$$\frac{\partial J(\mathbf{x})}{\partial(\mathbf{x})} = \sum_{i=1}^m w_i \times \mathbf{h}_i \times \psi(r_{si}) = 0 \quad (2.36)$$

Donde: el vector \mathbf{h}_i es obtenido de transponer la fila i de la matriz Jacobiano de mediciones y aparece en esta ecuación como resultado de derivar $r_{si} = (\sigma_i \times w_i)^{-1} \times (z_i - h_{mi}(\mathbf{x}))$ con respecto a \mathbf{x} , mientras que $\psi(r_{si}) = \partial\rho(r_{si}) / \partial r_{si}$.

La función $\psi(r_i)$ ha sido elegida en base de los siguientes criterios [12]:

- La función $\psi(r_i)$ debe ser acotada, lo cual permite limitar la influencia de los puntos externos verticales.
- Los puntos de apalancamiento desfavorables, es decir aquellos con un residual estandarizado elevado, deben recibir una ponderación muy baja.
- Con el fin de obtener alta precisión en los resultados, cuando los errores de las mediciones sean Gaussianos, la función $\rho(r_{si})$ debe ser cuadrática hasta cierto valor de r_{si} , lo que implica que $\psi(r_{si}) = r_{si}$. Esto adicionalmente permite dar una ponderación del 100% a los

puntos de apalancamiento favorables, dado que presentan residuales estandarizados muy bajos y por lo tanto entran en este rango.

La función que mejor se ajusta a estos criterios es la denominada función de Huber, que se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$\psi(r_{si}) = \begin{cases} r_{si} & \text{si } |r_{si}| \leq a \\ a \times \text{signo}(r_{si}) & \text{si } |r_{si}| > a \end{cases} \quad (2.37)$$

Consecuentemente, la función ρ puede ser expresada por:

$$\rho(r_{si}) = \begin{cases} \frac{1}{2}(r_{si})^2 & \text{si } |r_{si}| \leq a \\ a|r_{si}| - \frac{a^2}{2} & \text{si } |r_{si}| > a \end{cases} \quad (2.38)$$

Donde a es un parámetro de sintonización. Una característica interesante de este estimador es que si el parámetro a tiende a cero se comporta como un estimador de menor valor absoluto generalizado y si el parámetro a tiende a infinito se comporta como un estimador de mínimos cuadrados. Se sugiere que el parámetro a sea seleccionado en el rango de 1 a 3. [12]

Es recomendable resolver este problema mediante la utilización del método de los mínimos cuadrados iterativamente reponderados, el cual evita la utilización de la segunda derivada de la función $\rho(r_{si})$. Multiplicando y dividiendo la función $\psi(r_{si})$ en (2.36) por r_{si} y expresando de forma matricial los resultados se obtiene:

$$\mathbf{H}^T \times \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{Q} \times \mathbf{r} = 0 \quad (2.39)$$

Donde: \mathbf{H} es la matriz Jacobiano de mediciones, \mathbf{R} es una matriz diagonal formada por las varianzas de las mediciones, $\mathbf{Q} = \text{diagonal}(\psi(r_{si}) / r_{si})$ y $\mathbf{r} = \mathbf{z} - \mathbf{h}_m(\mathbf{x})$ es el vector de residuales de las mediciones. [12]

Realizando una expansión en series de Taylor de primer orden de la función $\mathbf{h}_m(\mathbf{x})$ alrededor del vector \mathbf{x} en la iteración k se obtiene:

$$\mathbf{h}_m(\mathbf{x}) = \mathbf{h}_m(\mathbf{x}^{(k)}) + \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)}) \times \Delta \mathbf{x}^{(k)} \quad (2.40)$$

Substituyendo $\mathbf{h}_m(\mathbf{x})$ en la ecuación (2.38) se obtiene:

$$\begin{aligned} \mathbf{H}^T \times \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{Q} \times (\mathbf{z} - \mathbf{h}_m(\mathbf{x}^{(k)}) - \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)}) \times \Delta \mathbf{x}^{(k)}) &= 0 \\ \mathbf{H}^{T(k)} \times \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{Q}^{(k)} \times (\mathbf{z} - \mathbf{h}_m(\mathbf{x}^{(k)})) &= \mathbf{H}^{T(k)} \times \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{Q}^{(k)} \times \mathbf{H}^{(k)} \times \Delta \mathbf{x}^{(k)} \\ \mathbf{H}^{T(k)} \times \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{Q}^{(k)} \times \mathbf{r}^{(k)} &= \mathbf{H}^{T(k)} \times \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{Q}^{(k)} \times \mathbf{H}^{(k)} \times \Delta \mathbf{x}^{(k)} \end{aligned} \quad (2.41)$$

De donde se puede despejar la variación del vector de variables de estado en cada iteración k :

$$\Delta \mathbf{x}^{(k)} = (\mathbf{H}^{(k)T} \times \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{Q}^{(k)} \times \mathbf{H}^{(k)})^{-1} \mathbf{H}^{(k)T} \times \mathbf{R}^{-1} \times \mathbf{Q}^{(k)} \times \mathbf{r}^{(k)} \quad (2.42)$$

El proceso iterativo finaliza cuando $\|\Delta \mathbf{x}\|$ es menor que un límite preestablecido. Es importante notar que esta ecuación es muy similar a la utilizada en la solución del estimador WLS, la única diferencia es la matriz \mathbf{Q} conformada por las ponderaciones asignadas a cada medición en base a sus residuales estandarizados, los mismos que se calculan en base a distancias robustas mediante la estadística de la mediana (estadísticas de proyección).

2.4.1.4 Estimador de Estado Robusto de la Menor Mediana de los Cuadrados - LMS

Las características fundamentales y la y función objetivo de este estimador robusto fueron presentadas en la sección 2.2.2.

El algoritmo de solución consiste en seleccionar muestras de n mediciones para las cuales el sistema es observable. Para cada subvector \mathbf{z}_n de n elementos se cumple el siguiente sistema de ecuaciones no lineales:

$$\mathbf{z}_n = \mathbf{h}_n(\mathbf{x}) \quad (2.43)$$

Este sistema no lineal puede ser resuelto mediante el método de Newton – Raphson, para cada iteración se tiene:

$$\Delta \mathbf{x}^{(k)} = [\mathbf{H}_n(\mathbf{x}^{(k)})]^{-1} \cdot [\mathbf{z}_n - \mathbf{h}_n(\mathbf{x}^{(k)})] \quad (2.44)$$

Donde: $\mathbf{H}_n(\mathbf{x}^{(k)})$ corresponde a la submatriz $n \times n$ del Jacobiano para aquellas mediciones seleccionadas, las cuales, adicionalmente, tienen un residual cero. Para cada muestra seleccionada y luego de encontrar \mathbf{x} , se procede a calcular el vector de mediciones estimadas y consecutivamente los residuales. Estos residuales son elevados al cuadrado y se obtiene la mediana de ellos. El resultado del LMS resulta de seleccionar aquella muestra de n mediciones asociada a la mediana de menor valor entre todas.

Del análisis combinatorio se desprende que el número total de muestras de n elementos que son posibles obtener con un vector de m mediciones se calcula como:

$$C_m^n = \frac{m!}{n!(m-n)!} \quad (2.45)$$

Es decir que para un sistema eléctrico de potencia pequeño, con $m = 250$ y $n=100$, se tendrían que resolver $6,06 \times 10^{71}$ sistemas de ecuaciones no lineales, mediante el método de Newton–Raphson, lo cual es computacionalmente ineficiente.

Como alternativa se propone seleccionar de forma aleatoria un número de muestras que permita asegurar una alta probabilidad, por ejemplo: 0,95, de que al menos una de las muestras seleccionadas contiene mediciones sin

contaminación. Conociendo la probabilidad P y la fracción de contaminación aceptable ε , el mínimo número de muestras k puede ser obtenido mediante la siguiente ecuación [1]:

$$P = 1 - (1 - (1 - \varepsilon)^n)^k \quad (2.46)$$

2.4.2 ESTIMACIÓN ROBUSTA DE UN SISTEMA DE POTENCIA DE 3 BARRAS

A efectos de mostrar de forma didáctica los conceptos antes mencionados, se considera el siguiente sistema de potencia de 3 barras:

Tabla 2.2. Datos de las Líneas del Sistema de 3 Barras

Línea	R (p.u.)	X (p.u.)	B (p.u.)
1 - 2	0,001	0,015	0,050
1 - 3	0,015	0,150	0,050
2 - 3	0,015	0,150	0,050

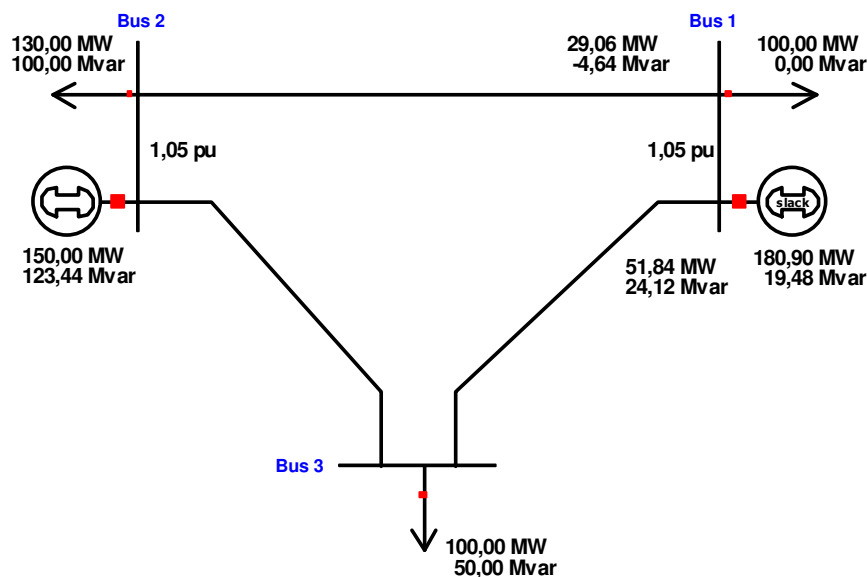


Figura 2.3. Sistema Eléctrico de Potencia de Prueba de 3 Barras

De forma intencional se ha asignado una impedancia de la línea 1-2 muy diferente a las otras. Con esto se consigue que las mediciones de inyección en las barras 1 y 2 sean puntos de apalancamiento, lo mismo que las mediciones de flujo a través de la línea 1-2.

En la siguiente tabla se presentan los resultados del flujo de potencia para el sistema de prueba de 3 barras, el cual puede ser considerado como el valor correcto de las variables de estado y de las mediciones [35]:

Tabla 2.3. Resultados del Flujo de Potencia del Sistema de 3 Barras

Barra	Voltaje p.u.	Ángulo (°)	Inyección P (p.u.)	Inyección Q (p.u.)
1	1,0500	0,0000	0,8090	0,1948
2	1,0500	-0,2280	0,2000	0,2344
3	1,0067	-4,0000	-1,0000	-0,5000
Línea	P desde (p.u.)	Q desde (p.u.)	P hasta (p.u.)	Q hasta (p.u.)
1 - 2	0,2906	-0,0464	-0,2906	-0,0076
1 - 3	0,5184	0,2412	-0,5138	-0,2477
2 - 3	0,4906	0,2420	-0,4863	-0,2523

2.4.2.1 Cálculo de Distancias Robustas para el Sistema de 3 Barras

Para este efecto se han seleccionado las siguientes mediciones:

Tabla 2.4. Mediciones del Sistema de 3 Barras

No.	Medición	Valor (p.u.)
1	V_1	1,0500
2	V_2	1,0500
3	P_1	0,8090
4	P_2	0,2000
5	P_3	-1,0000
6	Q_1	0,1948
7	Q_2	0,2344
8	Q_3	-0,5000
9	P_{1-2}	0,2906
10	P_{1-3}	0,5184
11	Q_{1-2}	-0,0464

12	Q ₁₋₃	0,2412
----	------------------	--------

Estas mediciones se visualizan en la figura 2.2. Para simplificar los cálculos se asume que todas las mediciones tienen la misma covarianza de errores. En la siguiente tabla se presenta el Jacobiano del sistema de 3 barras, para las mediciones seleccionadas.

Tabla 2.5. Matriz Jacobiano de Mediciones del Sistema de 3 Barras

	θ_2	θ_3	V_1	V_2	V_3
V ₁	0,000	0,000	1,000	0,000	0,000
V ₂	0,000	0,000	0,000	1,000	0,000
P ₁	-73,186	-7,008	6,111	-4,367	-0,208
P ₂	80,154	-7,007	-4,924	5,527	-0,236
H = P ₃	-6,915	13,826	-1,126	-1,100	0,336
Q ₁	4,585	0,209	76,753	-69,706	-6,962
Q ₂	-5,408	0,237	-69,666	76,784	-6,961
Q ₃	1,155	-2,338	-6,582	-6,586	12,742
P ₁₋₂	-73,186	0,000	-2,267	-4,367	0,000
P ₁₋₃	0,000	-7,008	1,901	0,000	-0,208
Q ₁₋₂	4,585	0,000	-67,656	-69,706	0,000
Q ₁₋₃	0,000	0,209	-4,627	0,000	-6,962

En base a las definiciones dadas anteriormente, en la siguiente tabla se presentan las siguientes distancias: diagonal de la matriz sombrero, distancia de Mahalanobis y Estadística de Proyección.

Tabla 2.6. Distancias Robustas del Sistema de 3 Barras

Medición	Diag. Matriz Sombrero K_{ii}	Distancia de Mahalanobis MD_i	Estadística de Proyección	Valor de Corte $\sqrt{\chi^2_{k,(1-\alpha)}}$
V ₁	0,0001	0,0303	0,1748	5,0239
V ₂	0,0001	0,0300	0,1758	5,0239
P ₁	0,4838	2,4094	21,4556	12,8325
P ₂	0,4929	2,4320	23,5274	12,8325

Medición	Diag. Matriz Sombrero K_{ii}	Distancia de Mahalanobis MD_i	Estadística de Proyección	Valor de Corte $\sqrt{\chi_{k,(1-\alpha)}^2}$
P_3	0,5615	2,5958	2,0548	12,8325
Q_1	0,6619	2,8184	24,6396	12,8325
Q_2	0,6522	2,7976	24,7823	12,8325
Q_3	0,5328	2,5285	2,1752	12,8325
P_{1-2}	0,3146	1,9430	21,5316	9,3484
P_{1-3}	0,1450	1,3192	0,7460	9,3484
Q_{1-2}	0,9918	3,4498	22,6135	9,3484
Q_{1-3}	0,1634	1,4002	1,5798	9,3484

Se puede observar que mediante la diagonal de la matriz sombrero sólo se detectó a Q_{1-2} como un punto de apalancamiento. Mediante la distancia de Mahalanobis no se detectó ninguna de las mediciones como punto de apalancamiento. Mientras que, mediante la estadística de proyección se detectaron a las siguientes mediciones como puntos de apalancamiento: P_1 , P_2 , Q_1 , Q_2 , P_{1-2} y Q_{1-2} , que corresponden a todos los puntos de apalancamiento creados de forma intencional para demostrar la superioridad de esta distancia robusta con respecto a las distancias convencionales.

2.4.2.2 Caso 1: Todas las Mediciones Correctas

Tabla 2.7. Valores Estimados para el Caso 1 - Sistema de 3 Barras

Medición	Valor Medido	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
V_1	1,0500	1,0500	1,0500	1,0500	1,0500
V_2	1,0500	1,0500	1,0498	1,0499	1,0500
P_1	0,8090	0,8118	0,8097	0,8112	0,8392
P_2	0,2000	0,2026	0,1991	0,1977	0,2302
P_3	-1,0000	-1,0055	-0,9999	-0,9999	-1,0596
Q_1	0,1948	0,1940	0,2057	0,1966	0,1948
Q_2	0,2344	0,2323	0,2230	0,2322	0,2344
Q_3	-0,5000	-0,4965	-0,4995	-0,4995	-0,4914
P_{1-2}	0,2906	0,2907	0,2913	0,2928	0,2906

P_{1-3}	0,5184	0,5211	0,5184	0,5184	0,5486
Q_{1-2}	-0,0464	-0,0457	-0,0357	-0,0444	-0,0464
Q_{1-3}	0,2412	0,2397	0,2414	0,2410	0,2412
Variables de Estado	Valor Correcto	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
θ_2	-0,2280	-0,2275	-0,2275	-0,2276	-0,2275
θ_3	-4,0000	-3,9997	-3,9996	-4,0000	-3,9992
V_1	1,0500	1,0500	1,0500	1,0500	1,0500
V_2	1,0500	1,0500	1,0500	1,0500	1,0500
V_2	1,0067	1,0066	1,0067	1,0066	1,0064

Se observa que al disponer de todas las mediciones libres de contaminación, todos los estimadores en estudio entregan valores correctos y los residuales son prácticamente cero. El umbral (threshold) utilizado en este caso, para considerar válidos los resultados de los estimadores de estado, corresponde a un error promedio del 3%.

2.4.2.3 Caso 2: Comportamiento ante Puntos Externos

Para este caso se modificaron de forma intencional, las siguientes mediciones, que no corresponden a los puntos de apalancamiento: P_3 , P_{1-3} y Q_{1-3} . Se aplicó una variación bastante considerable a fin de garantizar que dichas mediciones se constituyan en puntos externos verticales.

Tabla 2.8. Valores Estimados para el Caso 2 - Sistema de 3 Barras

Medición	Valor Medido	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
V_1	1,05	1,0351	1,0499	1,05	1,05
V_2	1,05	1,0321	1,0499	1,05	1,05
P_1	0,809	3,6645	0,809	0,816	0,8089
P_2	0,2	2,7529	0,2	0,1931	0,2
P_3	1	-5,6594	-1	-1	-1
Q_1	0,1948	4,2291	0,1948	0,1947	0,1948
Q_2	0,2344	3,8388	0,2344	0,2348	0,2344

Q_3	-0,5	-0,6088	-0,5	-0,5002	-0,5
P_{1-2}	0,2906	0,4414	0,2906	0,2973	0,2906
P_{1-3}	0,5184	3,2231	0,5184	0,5187	0,5183
Q_{1-2}	-0,0464	0,1468	-0,0463	-0,0465	-0,0464
Q_{1-3}	0,2412	4,0823	0,2412	0,2413	0,2412
Variables de Estado	Valor Correcto	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
θ_2	-0,228	-0,3467	-0,2275	-0,2278	-0,2275
θ_3	-4	-46,3274	-4,0001	-3,9999	-3,9994
V_1	1,05	1,0328	1,0499	1,05	1,05
V_2	1,05	1,0298	1,0499	1,05	1,05
V_2	1,0067	0,5637	1,0066	1,0066	1,0067

Tabla 2.9. Residuales para el Caso 2 - Sistema de 3 Barras

Medición	Valor Correcto	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
V_1	0	0,0149	0,0001	0	0
V_2	0	0,0179	0,0001	0	0
P_1	0	-2,8555	0	-0,007	0,0001
P_2	0	-2,5529	0	0,0069	0
P_3	2	6,6594	2	2	2
Q_1	0	-4,0343	0	0,0001	0
Q_2	0	-3,6044	0	-0,0004	0
Q_3	0	0,1088	0	0,0002	0
P_{1-2}	0	-0,1508	0	-0,0067	0
P_{1-3}	20	17,2953	20	19,9997	20,0001
Q_{1-2}	0	-0,1932	-0,0001	0,0001	0
Q_{1-3}	10	6,1589	10	9,9999	10

Se observa que el resultado del estimador convencional es arruinado por la presencia de puntos externos verticales, mientras que los resultados de los 3 estimadores de estado robustos permanecen invariantes.

En la siguiente figura se observa que efectivamente las mediciones: 5, 10 y 12 son puntos externos verticales. Las mediciones 1, 2 y 8 se comportan

como puntos normales; mientras que las mediciones: 3, 4, 6, 7, 9 y 11 se comportan como puntos de apalancamiento favorables.

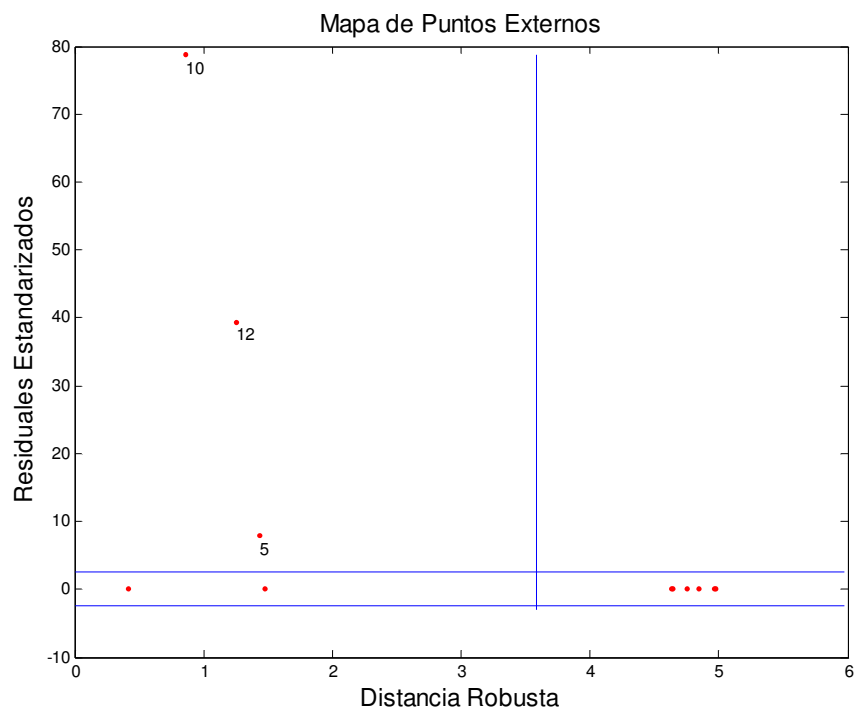


Figura 2.4. Mapa de Puntos Externos para el Caso 2 del Sistema de 3 Barras

2.4.2.4 Caso 3: Comportamiento ante Puntos de Apalancamiento

2.4.2.4.1 Caso 3.1: Comportamiento ante un solo Punto de Apalancamiento

Para este caso se modificó de forma intencional, la medición Q_{1-2} , que efectivamente corresponden a los puntos de apalancamiento. Se aplicó una variación bastante considerable a fin de garantizar que dichas mediciones se constituyan en puntos de apalancamiento.

Tabla 2.10. Valores Estimados para el Caso 3.1 - Sistema de 3 Barras

Medición	Valor Medido	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
V ₁	1,0500	2,6407	2,6530	1,0501	1,0500
V ₂	1,0500	2,6408	2,6530	1,0501	1,0500
P ₁	0,8090	1,1293	0,8078	0,8091	0,8090
P ₂	0,2000	-0,1478	0,1932	0,1999	0,2000
P ₃	-1,0000	-0,9793	-0,9986	-1,0000	-1,0001
Q ₁	0,1948	0,1066	0,1948	0,1950	0,1948
Q ₂	0,2344	0,2374	0,2343	0,2346	0,2344
Q ₃	-,5000	-1,3588	-1,4512	-0,5004	-0,4999
P ₁₋₂	0,2906	0,6087	0,2929	0,2907	0,2906
P ₁₋₃	0,5184	0,5206	0,5149	0,5184	0,5184
Q ₁₋₂	-20,0464	-0,2356	-0,1944	-0,0463	-0,0463
Q ₁₋₃	0,2412	0,3422	0,3892	0,2414	0,2411
Variables de Estado	Valor Correcto	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
θ_2	-0,2280	-0,0724	-0,0344	-0,2275	-0,2275
θ_3	-4,0000	-0,5603	-0,5416	-3,9988	-3,9999
V ₁	1,0500	2,6975	2,7102	1,0501	1,0500
V ₂	1,0500	2,6977	2,7102	1,0501	1,0500
V ₂	1,0067	2,6660	2,6754	1,0067	1,0067

Tabla 2.11. Residuales para el Caso 3.1 - Sistema de 3 Barras

Medición	Valor Correcto	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
V ₁	0	-1,5907	-1,6030	-0,0001	0
V ₂	0	-1,5908	-1,6030	-0,0001	0,0000
P ₁	0	-0,3203	0,0012	-0,0001	-0,0000
P ₂	0	0,3478	0,0068	0,0001	-0,0000
P ₃	0	-0,0207	-0,0014	0,0000	0,0001
Q ₁	0	0,0882	0,0000	-0,0002	0,0000
Q ₂	0	-0,0030	0,0001	-0,0002	0,0000
Q ₃	0	0,8588	0,9512	0,0004	-0,0001
P ₁₋₂	0	-0,3181	-0,0023	-0,0001	0,0000
P ₁₋₃	0	-0,0022	0,0035	0,0000	-0,0000

Q_{1-2}	-20	-19,8108	-19,8520	-20,0001	-20,0001
Q_{1-3}	0	-0,1010	-0,1480	-0,0002	0,0001

Se observa que los estimadores de estado convencional y LAV colapsan ante la presencia de un solo punto de apalancamiento, mientras que los resultados de los estimadores de estado robustos SHGM y LMS permanecen invariantes.

2.4.2.4.2 Caso 3.2: Comportamiento ante varios Puntos de Apalancamiento

Para este caso se modificaron de forma intencional, las siguientes mediciones, que efectivamente corresponden a los puntos de apalancamiento: P_1 , P_2 , Q_1 , Q_2 y Q_{1-2} . Se aplicó una variación bastante considerable a fin de garantizar que dichas mediciones se constituyan en puntos de apalancamiento desfavorables. A la medición P_{12} se le aplicó una variación pequeña a fin de que se comporte como un punto de apalancamiento favorable.

Tabla 2.12. Valores Estimados para el Caso 3.2 - Sistema de 3 Barras

Medición	Valor Medido	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
V_1	1,0500	1,8221	1,2718	1,0500	1,0500
V_2	1,0500	1,8429	1,3690	1,0500	1,0500
P_1	5,8090	2,1477	1,9163	0,8096	1,8569
P_2	10,2000	4,1677	-0,8517	0,1994	-0,8463
P_3	-1,0000	-6,1058	-0,9998	-1,0000	-1,0000
Q_1	5,1948	0,8545	-7,9746	0,1945	0,1380
Q_2	10,2344	6,1197	10,2339	0,2342	0,3139
Q_3	-,5000	-5,3205	-1,6405	-0,4994	-0,5000
P_{1-2}	1,2906	-0,9460	1,3786	0,2912	1,2906
P_{1-3}	0,5184	3,0937	0,5377	0,5184	0,5663
Q_{1-2}	-10,0464	-2,5532	-8,3602	-0,0464	-0,1022
Q_{1-3}	0,2412	3,4077	0,3856	0,2409	0,2402

Variables de Estado	Valor Correcto	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
θ_2	-0,2280	0,1934	-0,9405	-0,2547	-1,0100
θ_3	-4,0000	-8,1055	-2,7072	-4,0100	-4,3911
V_1	1,0500	1,8535	1,2818	1,0497	1,0500
V_2	1,0500	1,8740	1,3784	1,0509	1,0500
V_2	1,0067	1,5666	1,2271	1,0069	1,0066

Tabla 2.13. Residuales para el Caso 3.2 - Sistema de 3 Barras

Medición	Valor Correcto	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
V_1	0	-0,7721	-0,2218	0	0
V_2	0	-0,7929	-0,3190	0	0
P_1	5	3,6613	3,8927	4,9994	3,9517
P_2	10	6,0323	11,0517	10,0006	11,0468
P_3	0	5,1058	-0,0002	0,0000	-0,0001
Q_1	5	4,3403	13,1694	5,0003	5,0570
Q_2	10	4,1147	0,0005	10,0002	9,9206
Q_3	0	4,8205	1,1405	-0,0006	-0,0003
P_{1-2}	1	2,2366	-0,0880	0,9994	-0,0004
P_{1-3}	0	-2,5753	-0,0193	-0,0000	-0,0479
Q_{1-2}	-10	-7,4932	-1,6862	-10,0000	-9,9442
Q_{1-3}	0	-3,1665	-0,1444	0,0003	0,0012

Se observa que los estimadores robustos SHGM y LMS tienen un alto punto de falla, cercano al 50%, dado que, con el 50% de las mediciones erróneas y que además se constituyen en puntos de apalancamiento, el resultado de los dos estimadores de estado robustos permanece correcto. Sin embargo se puede observar que las mediciones estimada por el LMS tienen una ligera variación respecto a las mediciones correctas.

El punto de falla del estimador robusto LAV es más alto que el punto de falla del estimador convencional, sin embargo colapsa ante la presencia de un punto de apalancamiento.

En todos estos casos se observa claramente la superioridad de los estimadores de estado robustos sobre el estimador de estado convencional.

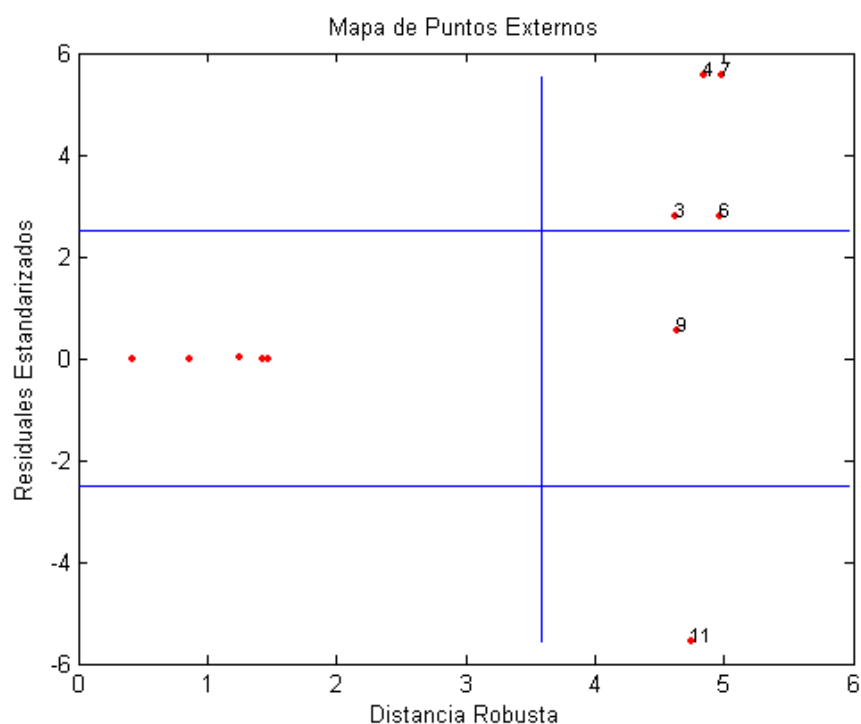


Figura 2.5. Mapa de Puntos Externos para el Caso 3.2 del Sistema de 3 Barras

En esta figura se observa que efectivamente las mediciones 3, 4, 6, 7 y 11 son puntos de apalancamiento desfavorables, mientras que la medición 9 se comporta como un punto de apalancamiento favorable. El resto de mediciones se comportan como puntos normales, es decir, sin errores.

2.4.3 ESTIMACIÓN ROBUSTA DEL SISTEMA DE POTENCIA DE 14 BARRAS IEEE

A efectos de confirmar el comportamiento de los estimadores de estado, presentado con el sistema de potencia de 3 barras, se considera el sistema de potencia de 14 barras IEEE:

Tabla 2.14. Datos de las Líneas del Sistema de 14 Barras IEEE

Línea	R (p.u.)	X (p.u.)	B (p.u.)
1 - 2	0,01938	0,05917	0,0528
1 - 5	0,05403	0,22304	0,0492
2 - 3	0,04699	0,19797	0,0438
2 - 4	0,05811	0,17632	0,034
2 - 5	0,05695	0,17388	0,0346
3 - 4	0,06701	0,17103	0,0128
4 - 5	0,01335	0,04211	0
4 - 7	0	0,20912	0
4 - 9	0	0,55618	0
5 - 6	0	0,25202	0
6 - 11	0,09498	0,1989	0
6 - 12	0,12291	0,25581	0
6 - 13	0,06615	0,13027	0
7 - 8	0	0,17615	0
7 - 9	0	0,11001	0
9 - 10	0,03181	0,0845	0
9 - 14	0,12711	0,27038	0
10 - 11	0,08205	0,19207	0
12 - 13	0,22092	0,19988	0
13 - 14	0,17093	0,34802	0

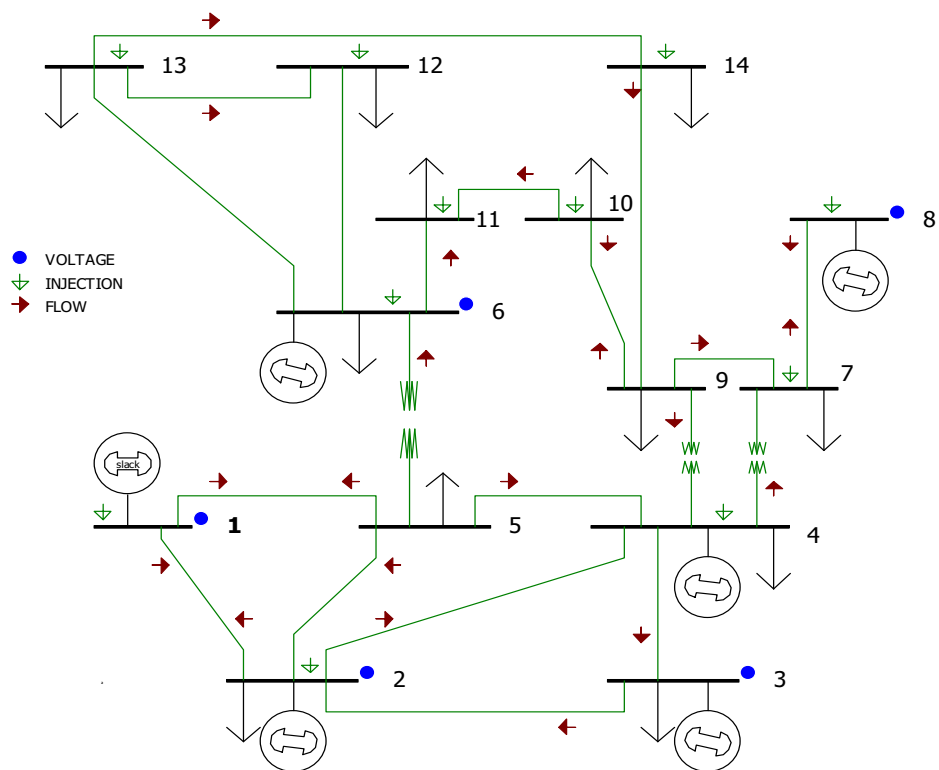


Figura 2.6. Sistema Eléctrico de Potencia de Prueba de 14 Barras IEEE

La línea 4-5 tiene una impedancia pequeña comparad con el resto, por lo tanto las mediciones P_4 y P_{5-4} se constituyen en puntos de apalancamiento. En la siguiente tabla se presentan los resultados del flujo de potencia para el sistema de prueba de 14 barras:

Tabla 2.15. Resultados del Flujo de Potencia del Sistema de 14 Barras IEEE

Barra	Voltaje p.u.	Ángulo (°)	Inyección P (p.u.)	Inyección Q (p.u.)
1	1,0600	0	2,327	0,000
2	1,0402	-4,939	0,183	0,373
3	0,9980	-12,753	-0,942	0,061
4	1,0000	-10,166	-0,478	-0,018
5	1,0080	-8,686	-0,076	-0,016
6	0,9972	-14,969	-0,112	0,146
7	0,9943	-13,607	0,000	0,000
8	1,0246	-13,607	0,000	0,176
9	0,9739	-15,465	-0,295	-0,166
10	0,9700	-15,706	-0,090	-0,058
11	0,9797	-15,482	-0,035	-0,018
12	0,9806	-15,94	-0,061	-0,016
13	0,9749	-16,002	-0,135	-0,058
14	0,9548	-16,87	-0,149	-0,050
Línea	P desde (p.u.)	Q desde (p.u.)	P hasta (p.u.)	Q hasta (p.u.)
1 - 2	1,5745	-0,1206	-1,5316	0,1934
1 - 5	0,7525	0,0920	-0,7246	-0,0294
2 - 3	0,7356	0,0721	-0,7117	-0,0169
2 - 4	0,5625	0,0576	-0,5452	-0,0405
2 - 5	0,4166	0,0499	-0,4072	-0,0576
3 - 4	-0,2303	0,0779	0,2344	-0,0803
4 - 5	-0,6143	0,0122	0,6193	0,0037
4 - 7	0,2854	0,0358	-0,2854	-0,0185
4 - 9	0,1617	0,0545	-0,1617	-0,0383
5 - 6	0,4365	0,0673	-0,4365	-0,0189
6 - 11	0,0700	0,0545	-0,0693	-0,0530
6 - 12	0,0781	0,0278	-0,0773	-0,0260
6 - 13	0,1764	0,0826	-0,1739	-0,0776
7 - 8	0,0000	-0,1708	0,0000	0,1760
7 - 9	0,2854	0,1893	-0,2854	-0,1763
9 - 10	0,0561	0,0239	-0,0560	-0,0235
9 - 14	0,0960	0,0247	-0,0947	-0,0219
10 - 11	-0,0340	-0,0345	0,0343	0,0350
12 - 13	0,0163	0,0100	-0,0162	-0,0100
13 - 14	0,0551	0,0296	-0,0543	-0,0281

2.4.3.1 Caso 4: Comportamiento ante Puntos de Apalancamiento del Sistema de 14 Barras IEEE

Para este caso se modificaron de forma intencional las siguientes mediciones que no corresponden a los puntos de apalancamiento: P_4 de -0,478 a -1,478 y P_{5-4} de 0,619 a 1,619. Se aplicó una variación bastante considerable a fin de garantizar que dichas mediciones se constituyan en puntos de apalancamiento desfavorables. Las mediciones para este sistema se visualizan en la figura 2.6.

Tabla 2.16. Valores Estimados para el Caso 4 - Sistema de 14 Barras IEEE

Medición	Valor Medido	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
V_1	1,0600	1,5060	1,2339	1,0600	1,0600
V_2	1,0402	1,1757	0,9413	1,0401	1,0401
V_3	0,9980	0,9942	0,9980	0,9980	0,9980
V_6	0,9972	1,0195	0,9370	0,9972	0,9972
V_8	1,0246	0,9956	1,0246	1,0246	1,0246
P_1	2,3270	2,4825	-6,6366	2,3270	2,3270
P_2	0,1830	0,3841	16,6451	0,1830	0,1830
P_4	-1,4780	-1,4500	-2,7835	-0,4781	-0,4781
P_6	-0,1120	4,8780	-0,0684	-0,1119	-0,1119
P_7	0,0000	0,0270	0,0000	0,0000	0,0000
P_8	0,0000	0,0128	0,0000	0,0000	0,0000
P_{10}	-0,0900	1,9726	-0,0900	-0,0899	-0,0899
P_{11}	-0,0350	0,0078	-0,0350	-0,0350	-0,0350
P_{12}	-0,0610	0,0392	-0,0606	-0,0610	-0,0610
P_{13}	-0,1350	2,7843	-0,1344	-0,1351	-0,1351
P_{14}	-0,1490	-0,0987	-0,1490	-0,1489	-0,1489
P_{1-2}	1,5750	1,9620	-7,0240	1,5745	1,5745
P_{1-5}	0,7530	0,5205	0,3874	0,7525	0,7525
P_{2-1}	-1,5320	-1,4131	9,3862	-1,5316	-1,5316
P_{2-4}	0,5620	0,9225	2,7884	0,5625	0,5625
P_{3-2}	-0,7120	-0,5583	-2,7725	-0,7117	-0,7117
P_{4-3}	0,2340	0,2234	-0,2180	0,2344	0,2344
P_{4-7}	0,2850	0,2238	0,2850	0,2854	0,2854

P ₅₋₁	-0,7250	-0,0877	0,5914	-0,7246	-0,7246
P ₅₋₂	-0,4070	-0,1006	-0,4152	-0,4072	-0,4072
P ₅₋₄	1,6190	2,7072	2,3031	0,6194	0,6194
P ₅₋₆	0,4370	0,3735	0,7863	0,4365	0,4365
P ₆₋₁₁	0,0700	1,9752	0,0737	0,0700	0,0700
P ₇₋₈	0,0000	-0,0128	0,0000	0,0000	0,0000
P ₈₋₇	0,0000	0,0128	0,0000	0,0000	0,0000
P ₉₋₄	-0,1620	-0,1275	-0,1427	-0,1617	-0,1617
P ₉₋₇	-0,2850	-0,2636	-0,2850	-0,2854	-0,2854
P ₉₋₁₀	0,0560	0,0887	0,0561	0,0560	0,0560
P ₁₀₋₉	-0,0560	-0,0362	-0,0560	-0,0559	-0,0559
P ₁₀₋₁₁	-0,0340	2,0088	-0,0340	-0,0341	-0,0341
P ₁₃₋₁₂	-0,0160	3,9002	-0,0228	-0,0162	-0,0162
P ₁₃₋₁₄	0,0550	0,0881	0,0544	0,0550	0,0550
P ₁₄₋₉	-0,0950	-0,0121	-0,1044	-0,0946	-0,0946
Variables de Estado	Valor Correcto	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
θ_2	-4,9390	1,2000	33,5447	-4,9454	-4,9398
θ_3	-12,7530	-2,2000	-10,8139	-12,7820	-12,7620
θ_4	-10,1660	-7,0000	-7,1431	-10,1992	-10,1522
θ_5	-8,6860	4,8000	30,5187	-8,6924	-8,6879
θ_6	-14,9690	-1,6000	-11,8639	-14,9623	-14,9945
θ_7	-13,6070	-8,7000	-12,2870	-13,6412	-13,6106
θ_8	-13,6070	-8,6000	-12,2870	-13,6418	-13,6106
θ_9	-15,4650	-10,2000	-14,1426	-15,4985	-15,4663
θ_{10}	-15,7060	-12,9000	-14,3813	-15,7399	-15,7075
θ_{11}	-15,4820	-92,9000	-13,9310	-16,0701	-15,2027
θ_{12}	-15,9400	-1018,0000	-23,8941	-15,7869	-16,0261
θ_{13}	-16,0020	-23,3000	-11,8407	-16,0539	-15,9948
θ_{14}	-16,8700	-20,8000	-15,5488	-16,9173	-16,8807
V ₁	1,0600	1,5000	1,2339	1,0600	1,0601
V ₂	1,0402	1,2000	0,9413	1,0402	1,0400
V ₃	0,9980	1,0000	0,9980	0,9980	0,9992
V ₄	1,0000	1,3000	0,6687	0,9998	0,9992
V ₅	1,0080	0,9000	0,3137	1,0090	1,0075
V ₆	0,9972	0,9000	0,9370	0,9971	0,9973
V ₇	0,9943	1,2000	0,9943	0,9943	0,9943
V ₈	1,0246	1,0000	1,0246	1,0246	1,0246
V ₉	0,9739	0,9000	0,9740	0,9739	0,9739
V ₁₀	0,9700	1,1000	0,9700	0,9700	0,9700

V ₁₁	0,9797	0,6000	0,9708	1,0016	0,9685
V ₁₂	0,9806	1,0000	1,1224	0,9771	0,9820
V ₁₃	0,9749	1,4000	0,8751	0,9758	0,9744
V ₁₄	0,9548	1,2000	0,9471	0,9555	0,9550

Tabla 2.17. Residuales para el Caso 4 - Sistema de 14 Barras IEEE

Medición	Valor Correcto	Estimador Convencional	LAV	SHGM	LMS
V ₁	0,0000	-0,4460	-0,1739	0,0000	0,0000
V ₂	0,0000	-0,1355	0,0989	0,0001	0,0001
V ₃	0,0000	0,0038	0,0000	0,0000	0,0000
V ₆	0,0000	-0,0223	0,0602	0,0000	0,0000
V ₈	0,0000	0,0290	0,0000	0,0000	0,0000
P ₁	0,0000	-0,1555	8,9636	0,0000	0,0000
P ₂	0,0000	-0,2011	-16,4621	0,0000	0,0000
P ₄	-1,0000	-0,0280	1,3055	-0,9999	-0,9999
P ₆	0,0000	-4,9900	-0,0436	-0,0001	-0,0001
P ₇	0,0000	-0,0270	0,0000	0,0000	0,0000
P ₈	0,0000	-0,0128	0,0000	0,0000	0,0000
P ₁₀	0,0000	-2,0626	0,0000	-0,0001	-0,0001
P ₁₁	0,0000	-0,0428	0,0000	0,0000	0,0000
P ₁₂	0,0000	-0,1002	-0,0004	0,0000	0,0000
P ₁₃	0,0000	-2,9193	-0,0006	0,0001	0,0001
P ₁₄	0,0000	-0,0503	0,0000	-0,0001	-0,0001
P ₁₋₂	0,0000	-0,3870	8,5990	0,0005	0,0005
P ₁₋₅	0,0000	0,2325	0,3656	0,0005	0,0005
P ₂₋₁	0,0000	-0,1189	-10,9182	-0,0004	-0,0004
P ₂₋₄	0,0000	-0,3605	-2,2264	-0,0005	-0,0005
P ₃₋₂	0,0000	-0,1537	2,0605	-0,0003	-0,0003
P ₄₋₃	0,0000	0,0106	0,4520	-0,0004	-0,0004
P ₄₋₇	0,0000	0,0612	0,0000	-0,0004	-0,0004
P ₅₋₁	0,0000	-0,6373	-1,3164	-0,0004	-0,0004
P ₅₋₂	0,0000	-0,3064	0,0082	0,0002	0,0002
P ₅₋₄	1,0000	-0,0882	0,3159	0,9996	0,9996
P ₅₋₆	0,0000	0,0635	-0,3493	0,0005	0,0005
P ₆₋₁₁	0,0000	-1,9052	-0,0037	0,0000	0,0000
P ₇₋₈	0,0000	0,0128	0,0000	0,0000	0,0000
P ₈₋₇	0,0000	-0,0128	0,0000	0,0000	0,0000
P ₉₋₄	0,0000	-0,0345	-0,0193	-0,0003	-0,0003

P_{9-7}	0,0000	-0,0214	0,0000	0,0004	0,0004
P_{9-10}	0,0000	-0,0327	-0,0001	0,0000	0,0000
P_{10-9}	0,0000	-0,0198	0,0000	-0,0001	-0,0001
P_{10-11}	0,0000	-2,0428	0,0000	0,0001	0,0001
P_{13-12}	0,0000	-3,9162	0,0068	0,0002	0,0002
P_{13-14}	0,0000	-0,0331	0,0006	0,0000	0,0000
P_{14-9}	0,0000	-0,0829	0,0094	-0,0004	-0,0004

Se observa que los resultados del estimador convencional y del estimador de estado robusto LAV son arruinados por la presencia de los puntos de apalancamiento desfavorables, mientras que los resultados de los estimadores de estado robustos SHGM y LMS permanecen invariantes.

En la figura 2.7 se presenta el mapa de puntos externos para el caso 4 del sistema eléctrico de potencia de 14 barras IEEE.

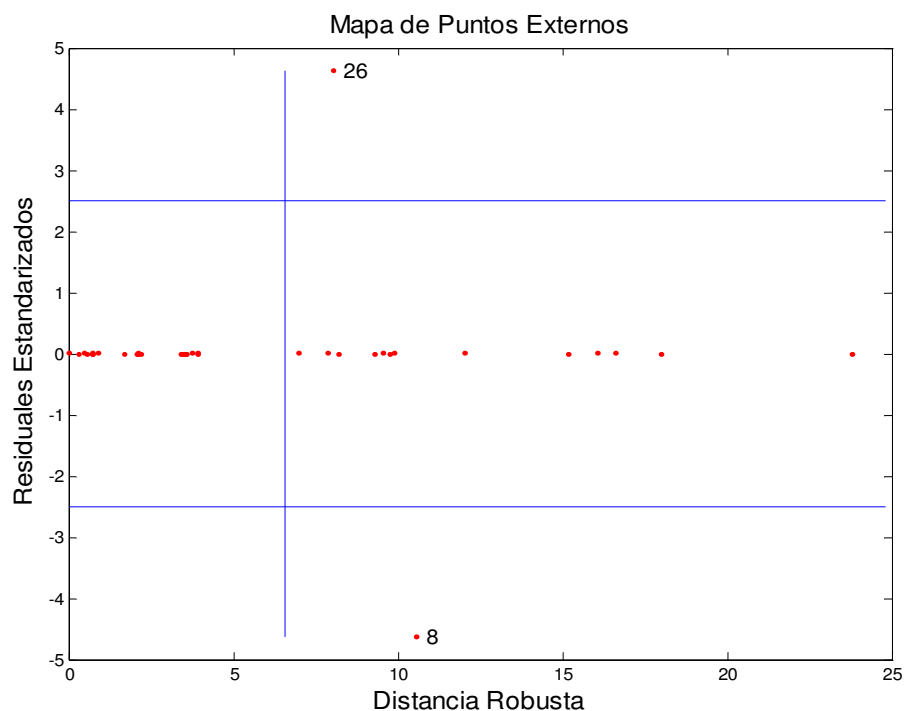


Figura 2.7. Mapa de Puntos Externos para el Caso 4 del Sistema de 14 Barras IEEE

En este mapa se puede verificar que efectivamente las mediciones 8 (correspondiente a la inyección P_4) y 26 (correspondiente al flujo P_{5-4}) son puntos de apalancamiento desfavorables.

2.5 SELECCIÓN DE UN ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO

Es difícil determinar cuál de los estimadores robustos existentes es el mejor, puesto que, cada uno tiene sus fortalezas y debilidades. En forma adicional, su desempeño podría variar en función de las características del entorno en el que sea aplicado. Sin embargo, en esta sección se selecciona uno de los tres estimadores de estado robustos analizados, con las mejores características para su aplicación en un sistema eléctrico de potencia real y en particular al Sistema Nacional Interconectado del Ecuador.

2.5.1 EVALUACIÓN DE LOS ESTIMADORES DE ESTADO ROBUSTOS ANALIZADOS

La evaluación se basará en el comportamiento de los tres estimadores de estado robustos aplicados al sistema eléctrico de potencia de 3 barras. Las características que se evaluarán son las siguientes:

2.5.1.1 Punto de Falla

En la tabla siguiente se presentan los puntos de falla conforme a los resultados de los casos 3.1 y 3.2, recordando que el máximo punto de falla de un estimador de estado robusto es 50%:

Tabla 2.18. Puntos de Falla de los Estimadores Robustos Analizados

Caso	LAV	SHGM	LMS
3.1	1/12	6/12	6/12
3.2	1/12	6/12	6/12

El estimador robusto LAV es el que tiene menor punto de falla. Aunque se han presentado algunos métodos para robustecer al LAV, el número de puntos externos que puede soportar es reducido [12].

2.5.1.2 Tiempo de Procesamiento para Encontrar una Solución Válida

En la siguiente tabla se presenta el tiempo de procesamiento en segundos, para cada uno de los estimadores de estado robustos analizados. Se desarrolló una aplicación en Matlab para la resolución de cada estimador de estado. El equipo de computación utilizado posee un procesador de 2.4 GHz.

Tabla 2.19. Tiempo de Procesamiento de los Estimadores Robustos Analizados

Caso	LAV	SHGM	LMS
1	1,0715	0,5708	1,0816
2	1,0415	0,6509	11,5065
3.1	2,0329	0,8012	5,2876
3.2	1,8527	0,5708	11,9171
4	2,8741	1,2218	21,5923

Debe recalcar que el LAV no convergió en los casos 3.1, 3.2 y 4, por lo tanto el tiempo presentado es el que le tomó ejecutar 20 iteraciones sin éxito. El tiempo del LMS, corresponde a la resolución del sistema de ecuaciones no lineales para 200 muestras aleatorias de n mediciones, que permiten asegurar una solución adecuada.

Se observa que el estimador robusto SHGM tiene el menor tiempo de procesamiento en todos los casos.

2.5.1.3 Precisión de los resultados

La precisión de los resultados se ha evaluado comparando los resultados de los estimadores robustos con los valores correctos, obtenidos previamente

mediante un flujo de potencia. Si el resultado de los estimadores de estado coincide exactamente con el valor correcto, se asignará una precisión del 100%. En la siguiente tabla se presenta la precisión promedio para los estimados de las mediciones y de las variables de estado. Los valores de precisión se calculan mediante la siguiente ecuación:

$$\text{Precisión} = \left[1 - \text{abs} \left(\frac{\text{Valor Medido} - \text{Valor Estimado}}{\text{Valor Medido}} \right) \right] \times 100 \quad (2.47)$$

Tabla 2.20. Precisión de Resultados de los Estimadores Robustos Analizados

Caso	LAV	SHGM	LMS
MEDICIONES			
1	97,1%	99,3%	97,3%
2	100,0%	99,7%	100,0%
3.1	26,6%	100,0%	100,0%
3.2	0,0%	100,0%	78,2%
4	5,1%	98,2%	97,6%
VARIABLE DE ESTADO			
1	100,0%	100,0%	99,9%
2	100,0%	100,0%	99,9%
3.1	0,0%	99,8%	99,7%
3.2	16,0%	97,2%	80,5%
4	41,2%	99,8%	99,6%

Se observa que el estimador de estado robusto SHGM estima con mayor precisión las mediciones y las variables de estado, especialmente en la presencia de puntos de apalancamiento.

2.5.2 ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO ELEGIDO

Claramente se observa que el estimador de estado robusto que ha presentado las mejores características, en el proceso de evaluación realizado en la sección anterior, es el estimador tipo M generalizado

Schweppe – Huber SHGM. En el capítulo siguiente se presenta el desarrollo de un programa computacional para su aplicación a un sistema de potencia real.

Adicionalmente, soportando la elección realizada, en la bibliografía se presentan las siguientes ventajas del estimador de estado robusto SHGM, aplicado a sistemas eléctricos de potencia: función objetivo convexa, buena eficiencia para varias distribuciones incluyendo un modelo contaminado con alta varianza, filtra el ruido de mediciones y por su robustez acota el efecto de los puntos de apalancamiento, aunque no los elimina.

CAPÍTULO 3. PROGRAMA COMPUTACIONAL DE ESTIMACIÓN ROBUSTA

3.1 ALCANCE Y DISEÑO DEL PROGRAMA

3.1.1 ALCANCE

El programa desarrollado como parte de esta tesis permite realizar la estimación, de forma robusta, de las mediciones y variables de estado de un sistema de potencia. El estimador de estado robusto utilizado es del tipo M generalizado Schweppe – Huber (SHGM), descrito en el capítulo 2. Se toma como base las mediciones desde un Sistema de Gestión de Energía - EMS.

3.1.2 CONSIDERACIONES EN LA MODELACIÓN DE LOS ELEMENTOS DEL SISTEMA ELÉCTRICO

- En el programa se utilizará únicamente el modelo consolidado para el sistema de potencia, de tipo barra-rama (bus-branch), utilizado comúnmente en estudios de planeamiento o flujos de potencia fuera de línea. Los EMS por su parte utilizan el modelo “node-breaker”, dado que requieren representar con el mayor detalle posible la topología del sistema de potencia.
- Se modelarán únicamente las barras del flujo de potencia reales, es decir, no se considerarán las barras ficticias. Una barra de flujo de potencia es un conjunto de nodos conectados a través de dispositivos de desconexión cuyo estado es cerrado.
- Los taps de los transformadores no son considerados como variables de estado, por lo tanto no son estimados, sin embargo, son considerados en la construcción de la matriz admitancia de barra para mejorar la precisión en los cálculos. Adicionalmente, los taps son considerados en las

ecuaciones del flujo de potencia reactiva en los transformadores, de tal forma que el flujo de potencia AC es exacto.

- Dado que no se considerará la modelación de los taps como variables de estado, las líneas y los transformadores tendrán un tratamiento similar.
- Los elementos de compensación reactiva, se modelarán como elementos de impedancia constante, por lo tanto, no se utilizan sus mediciones de MVAR.
- No se considerará la modelación de cambiadores de fase.
- No se modelarán de forma detallada las áreas externas. Únicamente, se consideran las subestaciones frontera de las cuales se disponga las tele – mediciones, comúnmente intercambiadas mediante un enlace computador - computador.
- Para la modelación de líneas de transmisión y transformadores con tap se utilizará el conocido modelo π .
- Se considera la presencia de líneas de transmisión en paralelo y se obtiene una medición equivalente de la potencia activa y reactiva.

3.1.3 NÚMERO DE BARRAS

Cada módulo del programa estará diseñado para soportar n barras, sin embargo las simulaciones serán realizadas con datos reales del Sistema Nacional Interconectado del Ecuador, que posee aproximadamente 230 barras.

3.1.4 DATOS DE ENTRADA

Los datos que el estimador de estado robusto requiere como entrada son: mediciones de voltaje, mediciones de generación de potencia activa y reactiva, mediciones de carga activa y reactiva, y mediciones de flujos de potencia activa y reactiva en los circuitos.

Para efectos de construir la matriz de admitancia de barra se requieren los valores de resistencia, reactancia y admitancia paralela de las líneas de transmisión y transformadores. Adicionalmente, se requieren las mediciones de las posiciones de los taps.

3.1.5 RESULTADOS

Como resultados se obtendrán los voltajes y ángulos estimados en todas las barras de flujo de potencia. De igual forma, se obtendrán los valores estimados de todas las mediciones ingresadas como datos de entrada, excepto los taps.

3.2 DESCRIPCIÓN DETALLADA DE LA PROGRAMACIÓN

3.2.1 HERRAMIENTA DE PROGRAMACIÓN A UTILIZARSE

Por la versatilidad para la ejecución de las operaciones matemáticas con matrices se utilizará el programa Matlab en su versión 7.0.

En la figura 3.1 se presenta el diagrama de flujo del programa a implementarse.

3.2.2 DIAGRAMA DE FLUJO

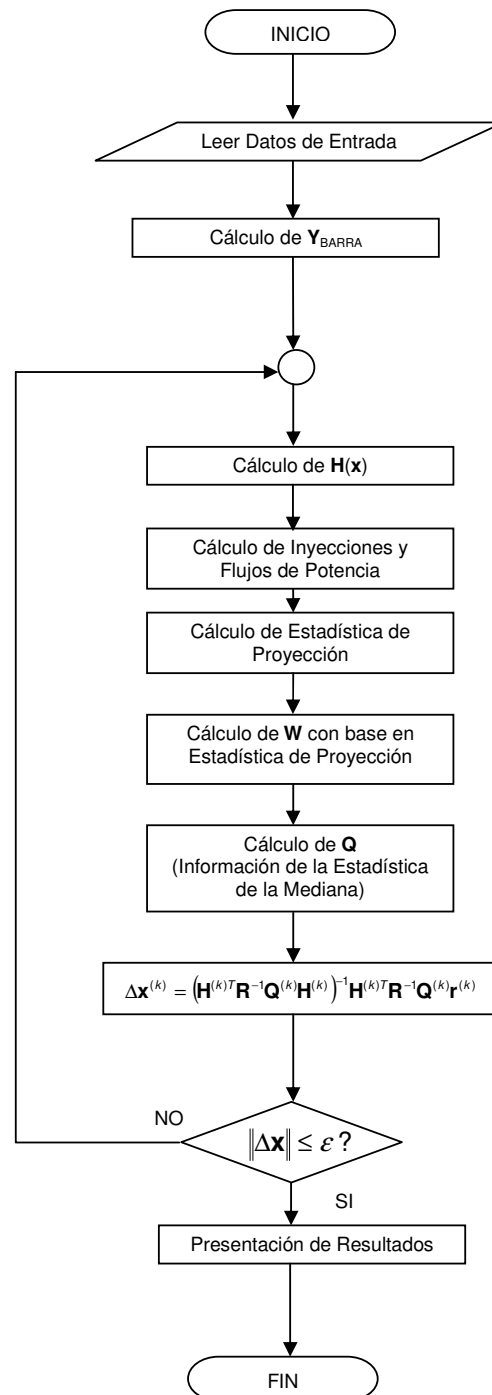


Figura 3.1. Diagrama de Flujo del Programa para Estimación de Estado

3.2.3 DESCRIPCIÓN DETALLADA DE LOS ALGORITMOS

Los siguientes algoritmos operan de forma secuencial a fin de realizar la estimación de estado robusta. La descripción de los mismos se la realiza mediante la utilización de pseudo-código.

3.2.3.1 Construcción de la Matriz Admitancia de Barra

Leer **R**, **X**, **B**, **Q**, **tap**

Calcular **Y** a partir de **R** y **X**

Calcular **Y_Q** a partir de **Q**

Para $i=1: n$

 Para $j=1: n$

 Si $i=j$ entonces

$\mathbf{YB}(i,j)=\text{suma}(\mathbf{Y}, \mathbf{B}/2, \mathbf{Y}_Q | \text{conectados al nodo } i)$

 Caso contrario Si $i \neq j$ entonces

$\mathbf{YB}(i,j)=-\mathbf{Y}(i,j)$

 Fin

 Fin

Fin

Aplicar el efecto del tap en **YB** para los nodos i, j que lo tengan

Donde:

n : Número de nodos del sistema de potencia

R: Vector de resistencia p.u. de los circuitos

X: Vector de reactancia p.u. de los circuitos

B: Vector de admitancia capacitiva p.u. de los circuitos

Q: Vector de compensación reactiva p.u.

tap: Vector con la posición de los TAPs

YB: Matriz admitancia de barra

3.2.3.2 Construcción de la Matriz Jacobiano de Mediciones

Para $i=1: NV$

Para $j=1: n-1$

$$\mathbf{H}(i,j)=0$$

Fin

Para $j=n:2n-1$

Si $i=j$ entonces

$$\mathbf{H}(i,j)=1$$

Caso contrario

$$\mathbf{H}(i,j)=0$$

Fin

Fin

Fin

Para $i=NV+1: NV+NP$

Para $j=1: n-1$

$$\mathbf{H}(i,j)= \frac{\partial P_i}{\partial \theta_j}$$

Fin

Para $j=n:2n-1$

$$\mathbf{H}(i,j)= \frac{\partial P_i}{\partial V_j}$$

Fin

Fin

Para $i= NV+NP+1: NV+NP+NQ$

Para $j=1: n-1$

$$\mathbf{H}(i,j)= \frac{\partial Q_i}{\partial \theta_j}$$

Fin

Para $j=n:2n-1$

$$\mathbf{H}(i,j)= \frac{\partial Q_i}{\partial V_j}$$

Fin

Fin

Donde:

n : Número de nodos del sistema de potencia

NV : Número de mediciones de voltaje

NP : Número de mediciones de potencia activa (de inyección y flujo)

NQ : Número de mediciones de potencia reactiva (de inyección y flujo)

3.2.3.3 Cálculo de la Estadística de Proyección

Para $k=1:Nm$,

Para $i=1:Nm$, %índice i independiente del i utilizado en el numerador.

Para $j=1:Nm$, $i \neq j$

$$\mathbf{B}_j(i,j) = \text{abs}(\mathbf{H}_i^* \mathbf{H}_k' + \mathbf{H}_j^* \mathbf{H}_k')$$

Fin

$$\mathbf{B}_i(k,i) = \text{Lomed}_i(\mathbf{B}_j)$$

Fin

$$\mathbf{B}_k(k) = \text{Lomed}_i(\mathbf{B}_i)$$

Fin

Para $i=1:Nm$

Para $k=1:Nm$

$$\mathbf{NP}(i,k) = \text{abs}(\mathbf{H}_i^* \mathbf{H}_k')$$

Si $(k) \neq 0$ entonces

$$\mathbf{PO}(i,k) = \mathbf{NP}(i,k) / (1.1926 * \mathbf{B}_k(k))$$

Fin

Fin

$$\mathbf{PS}(i) = \max(\mathbf{PO}_i)$$

Fin

Donde:

Nm : Número total de mediciones

PS: Vector de estadísticas de proyección

H_i: Vector de los elementos de la fila i de la matriz Jacobiano

Lomed_i: Menor mediana con respecto al índice i

3.2.3.4 Algoritmo de Estimación Robusta

Leer **z**, **x**₀

Mientras $\|\Delta \mathbf{x}\| > \varepsilon$

 Calcular **h_m(x^(k))**

 Calcular **H(x^(k))**

 Para $i=1:Nm$

$$\text{Calcular } w_i = \min \left\{ 1, \left(\frac{b_i}{PS_i} \right)^2 \right\}$$

$$\text{Calcular } Q(i,i) = \begin{cases} 1 & \text{si } r_i / (\sigma_i w_i) \leq c \\ |c / r_{si}| & \text{si } r_i / (\sigma_i w_i) > c \end{cases}$$

 Fin

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + ((\mathbf{H}'^* (\mathbf{R}^{-1})^* \mathbf{Q}^* \mathbf{H})^{-1})^* \mathbf{H}'^* (\mathbf{R}^{-1})^* \mathbf{Q}^* (\mathbf{z} - \mathbf{h}_m)$$

 k=k+1

Fin

Calcular **r = z - h_m**

Reportar: **x_{est} = x**, **z_{est} = h_m**, **r**

Donde:

z: Vector de mediciones de entrada

x₀: Condiciones iniciales de las variables de estado

ε : Límite de tolerancia

x: Vector de variables de estado

h_m: Matriz que relaciona las mediciones con las variables de estado

R: Matriz de covarianzas de las mediciones

w: Vector de ponderaciones de las mediciones

Q: Matriz de ponderaciones asociadas a los residuales

b_i : Límite de la estadística de proyección de la medición i

c : Constante que define el intervalo de los residuales

Las ecuaciones de \mathbf{h}_m y \mathbf{H} se presentan en el anexo1.

3.2.4 PARTICULARIDADES DEL PROGRAMA

- El programa a desarrollarse no permite estimar los taps, sin embargo, se los considera en la construcción de la matriz admitancia de barra, para esto previamente se obtiene el equivalente π de los transformadores con taps. Las ramas derecha e izquierda del equivalente π , también deben considerarse en el cálculo de la potencia reactiva en los circuitos. La rama derecha es utilizada en el cálculo de la potencia reactiva en el lado “from” y la rama izquierda es considerada en el cálculo de la potencia reactiva en el lado “to”.
- El vector de ponderación \mathbf{W} y por lo tanto de las estadísticas de proyección, deben calcularse una sola vez, por lo tanto, pueden calcularse fuera del lazo iterativo de solución del estimador robusto.
- Los elementos de la diagonal de la matriz de ponderación \mathbf{Q} toman un valor de 1 para las mediciones con residuales menores que la constante c y un valor entre cero y uno, inversamente proporcional al residual, para las mediciones con residuales mayores que c . Los valores recomendados para c están comprendidos entre 1 y 3, [12].
- Cuando la estadística de proyección para una determinada medición toma un valor muy elevado, ocasionará que el valor correspondiente en el vector de ponderación \mathbf{W} tienda a cero y será necesario utilizar un límite mínimo para evitar inestabilidad en el proceso iterativo de solución. Se ha elegido un límite mínimo de 0,001 para los elementos de \mathbf{W} .

- En el algoritmo utilizado si la matriz de ponderación \mathbf{Q} corresponde a la matriz identidad, el algoritmo se vuelve idéntico al de estimación de estado por mínimos cuadrados ponderados WLS.
- En el caso de que no se detecten puntos de apalancamiento y por lo tanto, todos los elementos del vector de ponderación \mathbf{W} sean iguales a 1, la matriz \mathbf{Q} tendrá en su diagonal valores diferentes de 1 para todos los residuales normalizados mayores que la constante c ; lo cual, permite que el estimador de estado SHGM sea invulnerable a múltiples puntos externos verticales.
- Al utilizar un caso de flujo de potencia en formato IEEE, para la extracción de los parámetros de red y mediciones, es necesario ordenar los circuitos primero por la barra “from” y luego por la barra “to”, para hacer un procesamiento correcto de las líneas de dos circuitos paralelos.
- Es importante considerar que en los casos de flujo de potencia de un EMS en formato IEEE, se puede asignar a la barra oscilante un ángulo diferente de cero.
- Es importante definir adecuadamente los valores de la varianza para todas las mediciones utilizadas, dado que esto influye directamente en la velocidad de convergencia. Se podrían tomar los mismos valores utilizados en el EMS.
- Se intentó calcular el vector de ponderación \mathbf{W} con los métodos de la matriz sombrero y la distancia de Mahalanobis, sin embargo el tiempo que toma el cálculo de los dos métodos es muy superior al de la estadística de proyección. Adicionalmente, mediante los dos primeros métodos no se logró una identificación correcta de los puntos de apalancamiento.
- Existen dos problemas principales asociados al cálculo de las estadísticas de proyección. El primero constituye la dificultad de procesamiento que involucra la ejecución de al menos dos lazos,

anidado el uno dentro del otro, cada uno ejecutándose desde 1 hasta el número de mediciones que generalmente es superior a 1000 y cada iteración involucrando operaciones de matrices con un tamaño similar al número de mediciones. Este problema puede ser superado mediante la utilización del algoritmo eficiente para la estimación de escala, planteado por C. Croux y P. J. Rousseeuw en [36], que permite calcular rápidamente el denominador de la estadística de proyección. Adicionalmente, en dicha referencia se presenta la implementación del código en Fortran para esta aplicación.

- El segundo problema asociado al cálculo de las estadísticas de proyección en un sistema de potencia real, está asociado a la porosidad de la matriz Jacobiano \mathbf{H} . En el caso del sistema eléctrico ecuatoriano que en su mayor parte es radial, su matriz \mathbf{H} asociada es bastante porosa. Esta condición hace que para todas las mediciones del sistema, el denominador de la estadística de proyección asociado sea cero, haciendo imposible el cálculo de la estadística de proyección asociada. En base a un análisis de la metodología de cálculo y a una serie de simulaciones se ha logrado concluir que una solución aceptable para este inconveniente es que la segunda mediana mostrada en la sección 3.2.3.3 sea obtenida solamente entre los elementos del vector \mathbf{B}_i diferentes de cero. La marcada diferencia existente en las filas de \mathbf{H} asociadas a puntos de apalancamiento, hace posible identificar los mismos, aún a pesar de este artificio utilizado.

3.2.5 FORMATO DE LOS RESULTADOS ENTREGADOS

- Los resultados son presentados en forma tabular, mediante la utilización de hojas de Excel.
- Se presenta el nombre de cada barra de flujo de potencia acompañado por los valores estimados de las variables de estado correspondientes,

es decir, voltaje y ángulo asociados. Adicionalmente, se presentan los valores estimados de la inyección de potencia activa y reactiva.

- Se presentan los nombres de los circuitos acompañados por las mediciones de los flujos de potencia activa y reactiva.

3.2.6 PRUEBAS DE FUNCIONALIDAD

La ejecución exitosa del programa desarrollado fue probada en un caso de flujo de potencia del Sistema Interconectado Ecuatoriano en formato IEEE, extraído desde el EMS del CENACE. Se introdujeron variaciones importantes en las mediciones y en los parámetros de la red. En todos los casos se obtuvieron resultados coherentes a pesar de los puntos externos y puntos de apalancamiento introducidos de forma intencional. Las mediciones estimadas correspondieron a inyecciones de potencia activa y reactiva y voltaje de barra.

De igual forma se ejecutó la estimación de estado del Sistema Nacional Interconectado Ecuatoriano en base a mediciones tomadas desde la base de datos de tiempo real del Sistema de Gestión de Energía del CENACE, lo cual permitió verificar la estimación de los flujos de potencia activa y reactiva en los circuitos, lo cual no es posible con el caso de flujo de potencia en formato IEEE.

3.2.7 MANUAL DE USUARIO

El manual de usuario del programa de estimación de estado robusta es presentado en el anexo 2.

3.3 INTEGRACIÓN DE UNA INTERFAZ PARA OBTENER DATOS DESDE UN SISTEMA DE GESTIÓN DE ENERGÍA

3.3.1 DESCRIPCIÓN DE UN SISTEMA DE GESTIÓN DE ENERGÍA

En la actualidad la herramienta básica para la operación de los sistemas eléctricos de potencia la constituyen los sistemas de adquisición de datos y control supervisorio – SCADA, los cuales son complementados con los sistemas de gestión de energía – EMS. Los sistemas SCADA/EMS son ampliamente utilizados por los operadores independientes de sistemas de potencia - ISOs en el cumplimiento de sus responsabilidades dentro de sus áreas de control asignadas y las interconexiones entre dichas áreas. Las responsabilidades de los ISOs están relacionadas con el abastecimiento de la demanda con seguridad, calidad y economía.

Los módulos principales de los cuales constan los SCADA/EMS son los siguientes:

- SCADA, encargado de la adquisición y procesamiento de datos y ejecución del control remoto.
- Control Automático de Generación - AGC, encargado de mantener el equilibrio entre la generación y la demanda, lo cual se refleja en la frecuencia y de mantener el intercambio en sus valores programados.
- Funciones de Análisis de Red, encargadas de entregar el estado actual del sistema de potencia y las directrices necesarias al operador, que le permitan tomar decisiones para procurar la calidad, seguridad y economía en la operación del mismo. Entre las funciones más importantes de análisis de red se tiene: Procesador de Topología, Estimador de Estado, Análisis de Contingencias, Flujo Óptimo de Potencia y Flujo de Potencia del Operador.

3.3.2 DESCRIPCIÓN DEL MODELO DE RED UTILIZADO EN UN SISTEMA DE GESTIÓN DE ENERGÍA

Generalmente en los EMS se modelan los siguientes equipos del sistema eléctrico:

- BARRAS, las cuales representan los nodos del modelo de la red eléctrica y puede ser de tres tipos: normales, reguladas y ficticias.
- EQUIPOS DE UN TERMINAL, que representan las inyecciones de potencia activa y reactiva en los nodos. Los equipos pertenecientes a este grupo son: generadores, reactores, capacitores y cargas.
- EQUIPOS DE DOS TERMINALES, que representan el camino eléctrico o ramas que unen los nodos del modelo de la red eléctrica. Los equipos pertenecientes a este grupo son: transformadores, líneas de transmisión y acopladores de barra.

Adicionalmente, se modelan los elementos de seccionamiento, como son los interruptores y seccionadores que permiten conectar/desconectar los equipos antes mencionados.

Las áreas externas suelen modelarse mediante equivalentes simples basados en las subestaciones frontera de las cuales se tiene tele - mediciones.

Las aplicaciones de tiempo real, que se ejecutan en un EMS, requieren la modelación completa de la topología del sistema de potencia, lo cual se obtiene mediante la utilización del modelo detallado "node -breaker". En este modelo se representan todos los elementos de seccionamiento, como son: interruptores, seccionadores de barra, seccionadores de línea, seccionadores de tierra, seccionadores de transferencia, etc.

El EMS internamente para la ejecución de sus algoritmos utiliza el modelo simplificado “bus-branch”. Este modelo es el mismo utilizado en las aplicaciones de planeamiento. Un arreglo completo de interruptores y seccionadores que conectan varias líneas de transmisión a una o varias secciones de barra del EMS, que formen un mismo punto eléctrico, corresponden a un nodo en el modelo de planeamiento. El estimador de estado robusto en estudio está diseñado para utilizar el modelo “bus-branch”.

3.3.3 DATOS DE ENTRADA AL PROGRAMA

Los datos de entrada, para el estimador de estado robusto desarrollado, requieren ser tomados desde la base de datos de tiempo real del EMS, la cual contiene las mediciones y parámetros utilizados por el estimador de estado que forma parte del EMS. Dado que internamente se hace la transformación entre el modelo detallado y el modelo consolidado, con el fin reducir el número de ecuaciones, es necesario localizar las tablas que contienen la información para el modelo consolidado y utilizarlas.

Es necesario imprimir el contenido de ciertas tablas de la base de datos de tiempo real a archivos planos para aprovechar su contenido. El programa desarrollado requiere de un archivo con los datos asociados a las barras y otro con los datos asociados a los circuitos. Para efectos de organizar de mejor manera los datos y permitir que sean leídos más fácilmente desde Matlab, se ha procedido a organizarlos mediante la utilización de hojas de cálculo Excel.

CAPÍTULO 4. APLICACIÓN DEL ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO AL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO ECUATORIANO

4.1 MODELACIÓN DEL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO ECUATORIANO EN EL ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO

4.1.1 CARACTERÍSTICAS DEL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO ECUATORIANO

El Sistema Nacional Interconectado - SNI del Ecuador tiene 47 subestaciones de transmisión, 40 generadores hidroeléctricos con una potencia mayor a 5 MW, 48 generadores termoeléctricos con una potencia mayor a 5 MW, 84 líneas de transmisión, 40 transformadores de 2 devanados y 50 transformadores de 3 devanados. Los niveles de voltaje del sistema de transmisión son 230 y 138 kV, el nivel de subtransmisión es de 69 kV. La demanda pico diaria del sistema se presenta alrededor de las 19:30, el valor máximo durante el año 2007 fue de 2706 MW y la demanda de energía en ese mismo año fue de 14 664,68 GWh. El parque generador está constituido por 75,44% de generación hidroeléctrica, 24,66% de generación termoeléctrica. El Ecuador cuenta con una interconexión eléctrica con Colombia con una capacidad máxima de aproximadamente 250 MW entre las subestaciones Jamondino en Colombia y Pomasqui en Ecuador.

Existe un anillo troncal de 230 kV el cual agrupa las subestaciones más importantes del SNI, este anillo es presentado en la figura 4.1.

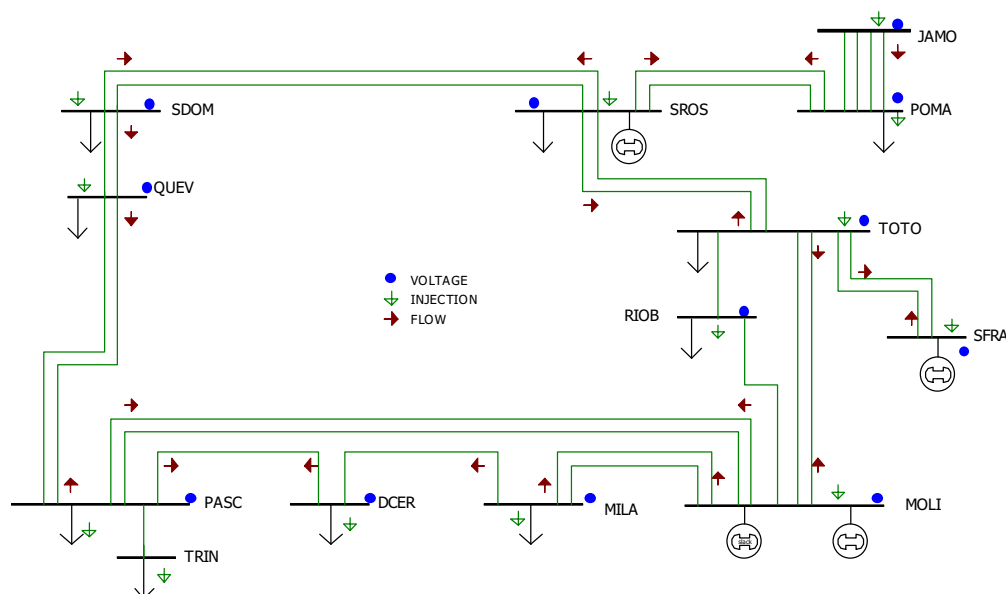


Figura 4.1. Anillo de 230 kV del Sistema Nacional Interconectado

4.1.2 MODELACIÓN DE LOS ELEMENTOS DEL SISTEMA DE POTENCIA

Para efectos de modelación, se utilizan los valores por unidad de las mediciones y parámetros del sistema de potencia ecuatoriano, la potencia base utilizada para este propósito es 100 MVA. Los parámetros de los elementos y la topología del sistema de potencia son tomados directamente desde la interfaz con el EMS que se será descrita en una siguiente sección.

Modelación de las Barras

Una barra es un conductor que sirve como punto común de conexión entre dos o más terminales de los equipos eléctricos. Si en una barra el voltaje es controlado se denomina como barra regulada o tipo PV, caso contrario, será una barra no regulada o tipo PQ. El control de voltaje generalmente es provisto por: generadores, transformadores con TAPs bajo carga - LTCs y los elementos de compensación reactiva.

En el SNI las barras son identificadas por un nombre que contiene: la subestación, el nivel de voltaje y el tipo de barra. Internamente en la base de datos de tiempo real del EMS las barras son numeradas ascendentemente empezando por las barras no reguladas. Esta relación unívoca entre el nombre de las barras y su número permite la identificación de los elementos conectados a cada barra y posteriormente la construcción de la matriz admitancia de barra.

A pesar de que las barras PV y PQ son identificadas, se plantean tantas ecuaciones de potencia como mediciones se dispongan y para cada barra se calcula la magnitud de voltaje y su ángulo asociado. Se elige una barra oscilante para la cual no se calcula el ángulo sino que éste se asume como la referencia para el resto de ángulos., La barra oscilante para el sistema de potencia ecuatoriano es la barra 1 de la S/E Molino en el nivel de 230 kV. Para el caso de las barras PV se toma el setpoint de voltaje como las condiciones iniciales para la magnitud de voltaje para esas barras.

Modelación de las Líneas de Transmisión

Las líneas de transmisión son elementos de dos terminales conectados entre dos barras. Son representadas por el modelo π estándar con valores de resistencia serie, reactancia serie y las admitancias paralelas. Para el caso de circuitos paralelos se ha procedido a obtener un equivalente tanto para sus valores de impedancia, así como, para sus mediciones de potencia activa y reactiva.

Modelación de los Transformadores

Los transformadores son equipos estáticos que permiten la transferencia de potencia mediante inducción electromagnética entre sus devanados. Son modeladas mediante el modelo π estándar con valores de reactancia serie y las admitancias paralelas. El valor de los taps es utilizado en la determinación de las admitancias paralelo de los transformadores en el modelo π .

Los transformadores de tres devanados son modelados como tres transformadores de 2 devanados conectados entres sí.

Existen transformadores con tap fijo en el devanado primario y LTC en el lado de la carga. En este caso se hace un equivalente colocando el valor resultante en el lado de la carga. Las posiciones de los LTCs van de -16 a +16 en algunos casos y en otros desde 1 a 33, pero en todos los casos lo que se utiliza para las ecuaciones es la relación de transformación, es decir la relación entre el voltaje del secundario y el voltaje del primario.

Modelación de los Generadores

Son equipos de un solo terminal que van conectados directamente a una barra, esta barra generalmente va conectada a un transformador. Para efectos del modelo "bus-branch" los generadores constituyen únicamente inyecciones de potencia activa y reactiva en una barra y son representados por sus mediciones correspondientes. En las barras PV la potencia reactiva de los generadores será aquella requerida para mantener la consigna de voltaje de la barra regulada.

Modelación de la Carga

Se ha considerado que la carga activa y reactiva obedece al modelo de potencia constante. Se la modela como un elemento de un terminal conectado directamente a una barra que absorbe potencia activa o reactiva del SNI.

Modelación de los Elementos de Compensación Reactiva

Serán modelados como elementos de impedancia constante, cuyo valor resulta de dividir su voltaje nominal al cuadrado para su potencia reactiva efectiva. Generalmente este tipo de elementos van conectados al terciario de los transformadores.

4.1.3 MATRICES ADMITANCIA DE BARRA Y JACOBIANO DE MEDICIONES DEL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO

La matriz admitancia de barra - Y_B para un sistema de potencia real es muy dispersa, dado que representa el grado de conectividad y éste generalmente es muy bajo para los sistemas de transmisión. Y_B es una matriz cuadrada y simétrica, sus dimensiones están dadas por el número de barras que tiene el sistema de potencia y sus elementos son números complejos.

Todos los elementos de la diagonal de Y_B son diferentes de cero. Los circuitos conectados entre dos barras son representados en entradas simétricas de la Y_B . Los circuitos paralelos y los elementos de compensación reactiva no crean nuevos elementos en Y_B .

En la figura 4.2 se visualiza la estructura y el grado de porosidad de la matriz admitancia de barra del SNI.

La matriz Jacobiano de mediciones es rectangular, simétrica por bloques y sus elementos son reales. En la solución del problema de estimación de estado su número de filas corresponde al número de mediciones a estimarse y su número de columnas corresponde al número de variables de estado a estimarse.

El Jacobiano representa una aproximación lineal de las relaciones entre pequeñas variaciones de la magnitud y ángulo de los voltajes y de las inyecciones de potencia activa y reactiva en cada barra. La disposición de los elementos de esta matriz es una buena representación gráfica de la disposición de los diferentes tipos de mediciones en el sistema de potencia.

En la figura 4.3 se visualiza la estructura y el grado de porosidad de la matriz Jacobiano del SNI.

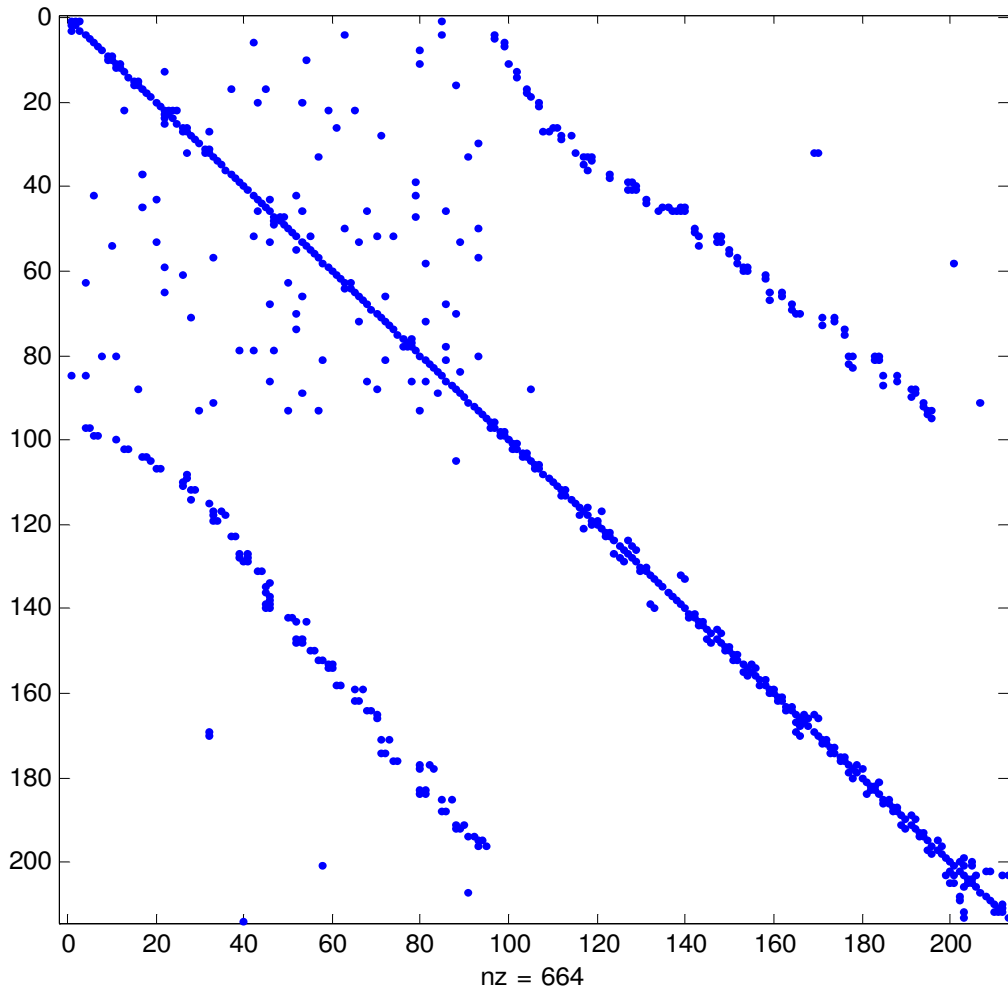


Figura 4.2. Visualización de la Porosidad de la Matriz Admitancia de Barra para el SNI

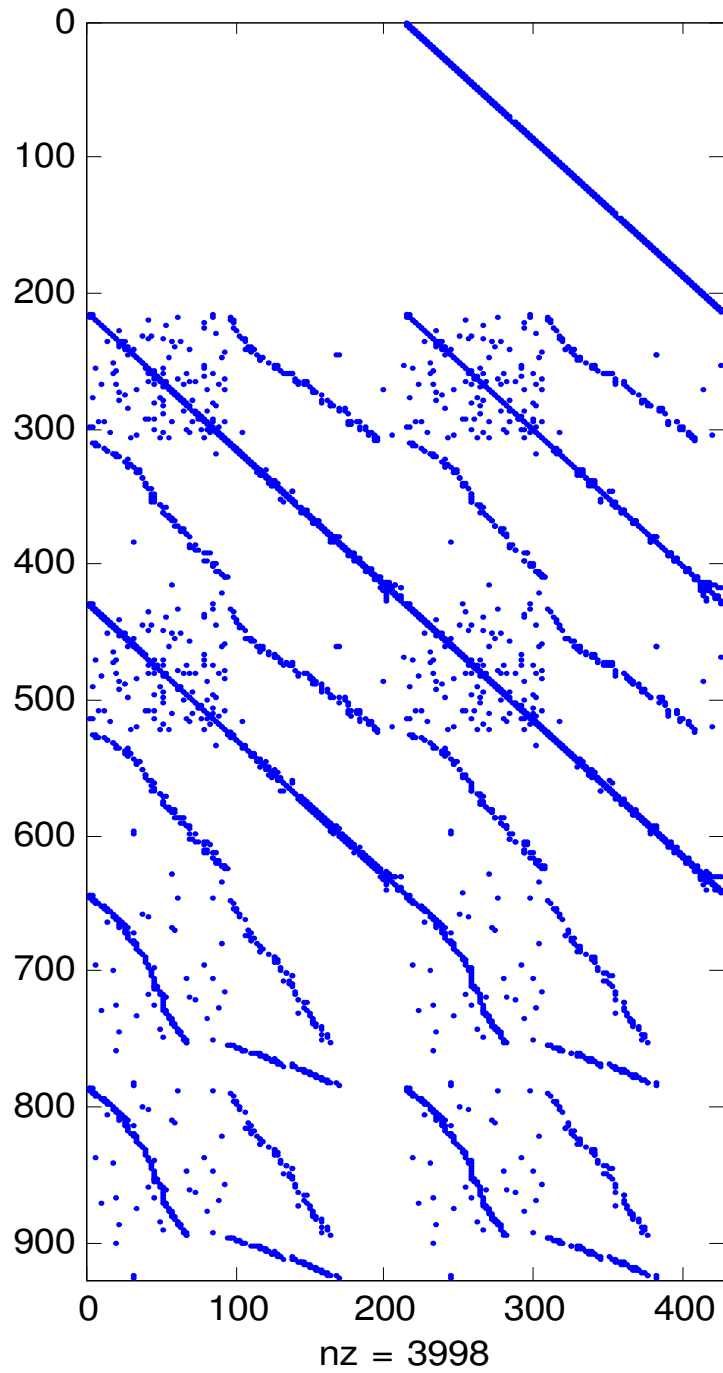


Figura 4.3. Visualización de la Porosidad de la Matriz Jacobiano para el SNI

4.1.4 PARTICULARIDADES DEL MODELO DEL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO

No se modelaron de forma detallada las áreas externas, como es el caso de Colombia y Perú. Únicamente, se consideraron las subestaciones frontera, como es el caso de Panamericana, Jamondino, Betania y San Bernardino, de las cuales se dispone las tele – mediciones a través de un enlace ICCP entre los dos centros de control de los dos países. Ya que estas mediciones son muy importantes para la operación del sistema, las mismas están dotadas de alta redundancia. Debido a esto, es posible desacoplar cualquier efecto de estimación en el sistema colombiano y modelar únicamente el sistema ecuatoriano.

El SNI contiene 33 líneas de transmisión cortas, las cuales por tener una reactancia muy diferente al resto de líneas, ocasionarán que sus mediciones asociadas se conviertan en puntos de apalancamiento que tenderán a dañar o mejorar los resultados del estimador de estado dependiendo de sus errores asociados.

4.2 OBTENCIÓN DE DATOS DESDE EL SISTEMA DE GESTIÓN DE ENERGÍA DEL CENACE

4.2.1 CARACTERÍSTICAS GENERALES DEL SISTEMA DE GESTIÓN DE ENERGÍA DEL CENACE

El Centro Nacional de Control de Energía – CENACE está encargado de la operación técnica del SNI y de la administración comercial del Mercado Eléctrico Mayorista – MEM, del Ecuador.

El CENACE para cumplir con sus responsabilidades dispone de un sistema SCADA/EMS provisto por ABB Inc. de los Estados Unidos, quien ha

instalado un producto moderno y altamente sofisticado, con la versión Network Manager, 2003.

La arquitectura funcional de este centro de control incluye los componentes: SCADA, Funciones de Análisis de Red, Control Automático de Generación, Sistema de Entrenamiento de Operadores, Mantenimiento del Sistema, Interfaz WEB y de Almacenamiento y Recuperación de Información; integrados a través de la plataforma de sistemas operativos, base de datos y software de gestión de red.

El centro de control del CENACE forma parte de una estructura jerárquica de centros de control, con responsabilidades y áreas de autoridad específicas, por lo tanto está tiene la capacidad de interconectarse con otros similares de países vecinos, como es el caso de Colombia, para asegurar la interoperabilidad de las funciones de control de frecuencia e intercambios y mensajería entre operadores, de los respectivos sistemas eléctricos. Adicionalmente, esta nueva infraestructura se integra con los centros de control que para la gestión de sus respectivas infraestructuras han implementado los Agentes del MEM, como es el caso de TRANSELECTRIC e HIDROPAUTE.

4.2.2 DATOS OBTENIDOS DESDE LA INTERFAZ CON EL EMS

Los parámetros y variables requeridos para la modelación del SNI ingresan al estimador de estado robusto a través de la interfaz con el EMS del CENACE.

Los datos obtenidos de esta interfaz son:

- Parámetros del sistema de transmisión, como son: barra “from”, barra “To”, resistencia, reactancia y admitancia paralelo de todas las líneas de transmisión y transformadores
- Valor de los TAPs de todos los transformadores

- Mediciones de los flujos de potencia activa y reactiva en las líneas y transformadores
- Mediciones de voltaje, inyección de potencia activa y reactiva y compensación reactiva en las barras

El modelo consolidado (bus/branch) del SNI posee aproximadamente 230 barras y 250 circuitos, es decir, líneas de transmisión y transformadores, que en este modelo son tratados de forma similar.

4.2.3 ARQUITECTURA DE LA INTERFAZ CON EL EMS

Los datos de entrada para el estimador de estado robusto desarrollado son tomados directamente desde la base de datos de tiempo real o base de datos integrada (IDB) del EMS del CENACE, la cual es un desarrollo propio del proveedor de dicho sistema. Esta base de datos está conformada por una serie de estructuras o tablas que se pueden representar como archivos residentes en disco. Existen varias herramientas propias del EMS que permiten la gestión de cada tabla de la base de datos de tiempo real.

Para la extracción de datos se utilizó la herramienta denominada DBL – (Database Language), la cual permite hacer consultas personalizadas e imprimir el contenido de las tablas de tiempo real a archivos planos.

Como resultado de esta interfaz se obtienen dos archivos planos. El primero contiene los parámetros de red y mediciones relacionados con las barras y el segundo contiene los parámetros de red y mediciones relacionados con los circuitos.

Los datos de entrada provienen de las mismas tablas que son utilizadas por las funciones de análisis de red del EMS del CENACE, por lo tanto, son

sometidos a un pre procesamiento de validación que elimina errores locales tales como:

- Inconsistencias entre las mediciones analógicas y los estados: en servicio o fuera de servicio del equipo correspondiente.
- Mediciones con signo cambiado
- Mediciones de inyección de potencia diferentes de cero en las barras que no tienen generación ni carga

A pesar de este pre-filtrado, las mediciones pueden contener errores que deben ser detectados por el estimador de estado.

4.3 EJECUCIÓN DEL ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO EN VARIOS ESCENARIOS Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

En esta sección, se analizan los siguientes escenarios:

- Pérdida completa de los datos de una unidad terminal remota
- Efecto de líneas de transmisión cortas
- Efecto de las mediciones erróneas de las posiciones de los taps

El análisis de los resultados está basado en los siguientes lineamientos:

- Análisis de las propiedades de convergencia del estimador de estado convencional frente al estimador de estado robusto
- Comparación de la precisión de los resultados
- Análisis del efecto de los puntos de apalancamiento en el estimador de estado convencional y su diferencia respecto al comportamiento del estimador de estado robusto
- Comparación de los puntos de colapso de los dos estimadores de estado

4.3.1 PÉRDIDA COMPLETA DE LOS DATOS DE UNA UNIDAD TERMINAL REMOTA

La pérdida de los datos de una Unidad Terminal Remota – UTR implica la pérdida de los datos de toda una subestación en el SNI. Para la realización de esta prueba se ha deshabilitado la adquisición de datos para diferentes UTRs, una a la vez.

La falta de mediciones se traduce en una falta de redundancia para un estimador de estado lo cual puede implicar la divergencia de su solución o la falta de precisión en los resultados obtenidos, especialmente en la presencia de datos con errores significativos.

El estimador de estado convencional logra converger, pero sus resultados para la subestación en estudio tienen un error promedio del 20%, mientras que el estimador de estado robusto presenta un error promedio del 5% para el mismo caso.

Esto confirma que los resultados del estimador de estado robusto son superiores que los resultados del estimador de estado convencional.

En la tabla 4.1 se presentan los valores estimados para la central Agoyán, por los estimadores convencional y robusto, cuando su UTR está indisponible.

Tabla 4.1. Comparación de la Precisión de los Resultados de los Estimadores de Estado Convencional y Robusto

Medición	Valor Real p.u.	WLS p.u.	SHGM p.u.
AGOY138 -V	1,0177	1,0275	1,0165
AGOY13U1-P	0,5685	0,5984	0,5625
AGOY13U1-Q	-0,0068	-0,0015	-0,0061
AGOY13U2-P	0,5447	0,5741	0,5431

AGOY13U2-Q	-0,0316	-0,0348	-0,0312
138AGO_TOT-P	1,1155	1,0885	1,1126
138AGO_TOT-Q	-0,1401	-0,1302	-0,1387

En la segunda columna de la tabla 4.1 se muestran los valores medidos desde la UTR justo antes de desactivar la adquisición de datos. La tercera columna muestra los valores obtenidos a través del estimador de estado convencional y la cuarta columna muestra los valores obtenidos mediante el estimador de estado robusto.

Del análisis de la tabla 4.1 se concluye que el estimador de estado convencional dispone del nivel de observabilidad suficiente para converger y entregar valores bastantes cercanos a los reales; sin embargo, sus resultados están influenciados por la presencia de puntos de apalancamiento en el resto de subestaciones que si disponen de tele-mediciones. En este caso específico las mediciones de la central Agoyán son influenciadas por las mediciones de inyección de potencia activa y reactiva en la barra de 230 kV de la subestación Totoras, adjunta a la central Agoyán, que se constituyen en puntos de apalancamiento de acuerdo a la tabla 4.2. El estimador de estado robusto por su parte, es inmune a la influencia de los puntos de apalancamiento, lo cual se demuestra en la mayor precisión de sus resultados.

Adicionalmente, el estimador de estado robusto, dado que aprovecha las mediciones correctas y neutraliza a las mediciones erróneas, puede converger con un nivel de observabilidad bajo en el cual el estimador de estado convencional no lo lograría.

4.3.2 EFECTO DE LAS LÍNEAS DE TRANSMISIÓN MUY CORTAS

Como ya se ha demostrado anteriormente, las mediciones asociadas a las líneas de transmisión muy cortas, es decir de reactancia muy baja, constituyen puntos de apalancamiento. Dependiendo del error asociado,

estas mediciones pueden mejorar o invalidar el resultado de un estimador de estado.

El SNI tiene 33 líneas de transmisión muy cortas. Se han desarrollado simulaciones con las mediciones de estas líneas, ajustándolas manualmente de ser el caso, para obtener una buena precisión, con lo cual se introducen puntos de apalancamiento favorables.

Otras simulaciones fueron ejecutadas insertando errores gruesos en las mediciones asociadas a estas líneas de transmisión, insertando de esta manera puntos de apalancamiento desfavorables.

Ante la presencia de puntos de apalancamiento favorables el resultado del estimador de estado robusto mejoró su precisión, mientras que el resultado del estimador de estado convencional permaneció igual, dado que no tiene la capacidad de aprovechar esta oportunidad.

Ante la presencia de puntos de apalancamiento desfavorables el resultado del estimador de estado robusto permaneció invariante, mientras que el resultado del estimador de estado convencional fue severamente dañado.

Este comportamiento confirma que el punto de colapso del estimador de estado robusto implementado es muy superior al punto de colapso del estimador de estado convencional.

En este caso específico se insertaron puntos de apalancamiento desfavorables, modificando las mediciones de potencia activa y reactiva asociadas a la línea de transmisión muy corta existente entre la subestación Pascuales y la central termoeléctrica Enrique García.

El error de estas mediciones se ha expandido a varias mediciones del SNI, especialmente en las subestaciones: Pascuales, Quevedo, Santa Elena,

Salitral y Trinitaria, que están conectadas directamente entre sí. Este efecto se visualiza claramente en los resultados del estimador de estado convencional, no así en el estimador de estado robusto que identifica a los puntos de apalancamiento y neutraliza sus efectos.

En las figuras 4.4 y 4.5 se presentan las curvas de los residuales del estimador de estado convencional y del estimador de estado robusto respectivamente, en presencia de puntos de apalancamiento desfavorables. Se observa que la mayoría de los residuales del estimador de estado robusto son mucho menores a los residuales del estimador de estado convencional y corresponden a las mediciones para las cuales éste último se afecta por el efecto de enmascaramiento. Se observa que existen residuales que son similares para los dos estimadores de estado y corresponden a las mediciones con errores pero que no constituyen puntos de apalancamiento.

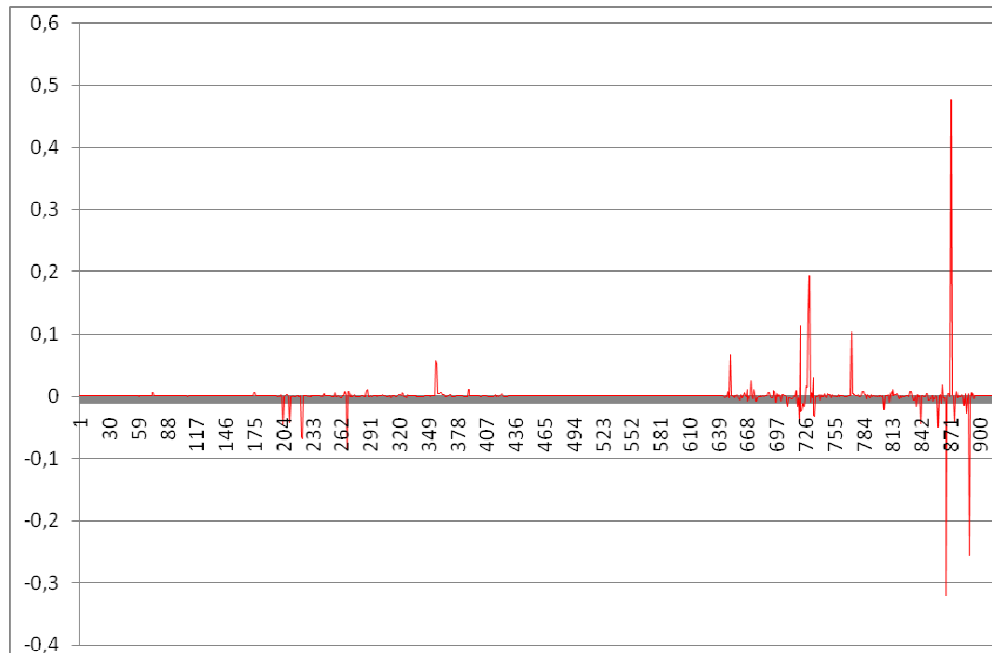


Figura 4.4. Curvas de Residuales del WLS para el Caso de Líneas de Transmisión muy Cortas

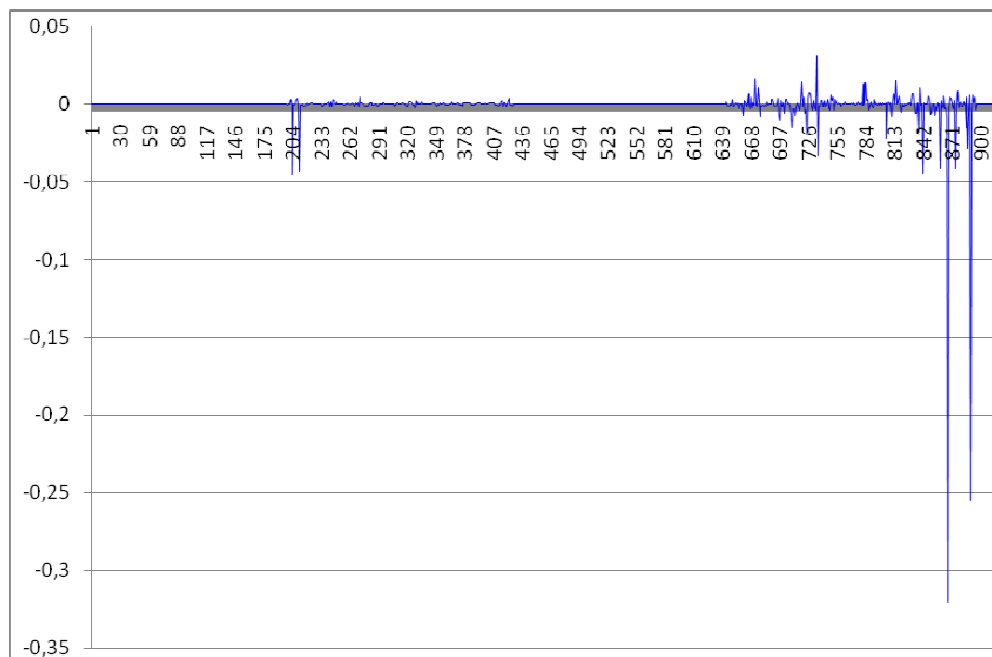


Figura 4.5. Curvas de Residuales del SHGM para el Caso de Líneas de Transmisión muy Cortas

4.3.3 EFECTO DE LAS MEDICIONES ERRÓNEAS DE LAS POSICIONES DE LOS TAPS

Cuando la medición del LTC del transformador de la S/E Santa Elena tiene un valor inferior a $-6,0$, el estimador de estado convencional no converge.

El estimador de estado robusto fue aplicado en este caso y convergió y entregó resultados aceptables. Esto sugería la existencia de errores en la modelación del transformador.

Posteriormente, luego de varios análisis se descubrió que este inconveniente efectivamente se debía a problemas en la modelación de este transformador.

De los análisis realizados se descubrió que ciertas posiciones de los taps hacen que la impedancia equivalente del transformador, que es función de

las inductancias mutuas entre los devanados del mismo, se haga cero y por ende la admitancia tienda a infinito, lo cual vuelve singular a la matriz Jacobiano.

Para el estimador de estado robusto, una medición con este comportamiento es un punto de apalancamiento desfavorable y al ser inmune a sus efectos sus propiedades de convergencia no se ven afectadas.

Los resultados entregados por el estimador de estado robusto confirman que su capacidad de convergencia es muy superior que el estimador de estado convencional. En este escenario, los residuales del estimador de estado convencional son tan grandes que al compararlos gráficamente con los residuales asociados al estimador de estado convencional, estos últimos no pueden distinguirse.

Con el objetivo de hacer una comparación más significativa de los residuales, se ha procedido a ejecutar los dos estimadores de estado haciendo un ingreso manual de -5 en la posición del LTC, que realmente se encontraba en -6. En las figuras 4.6 y 4.7 se presentan las curvas de los residuales del estimador de estado convencional y del estimador de estado robusto respectivamente, luego de este artificio. Los valores de los residuales del estimador de estado convencional son mayores que los del estimador de estado robusto, dado que se insertó un error en la medición del LTC, el cual adicionalmente se encuentra cercano a su zona crítica. Adicionalmente, la medición de potencia reactiva del transformador de Santa Elena se constituye en un punto de apalancamiento y afecta seriamente los resultados del estimador de estado convencional. Se ha recortado la escala vertical para mejor visualización de los residuales.

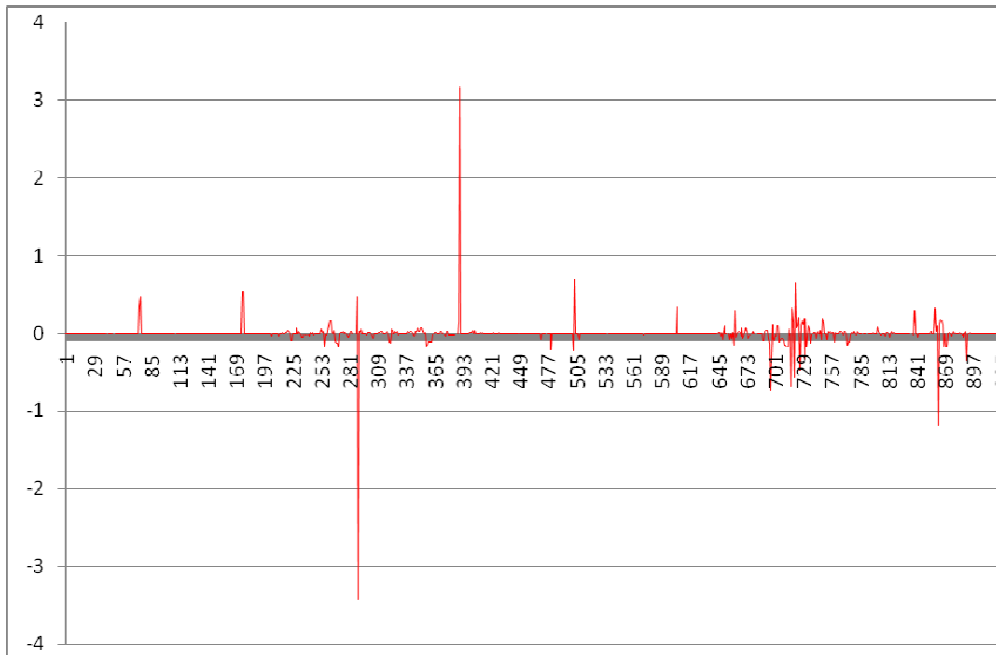


Figura 4.6. Curvas de Residuales del WLS para el Caso de Mediciones Erróneas de Posiciones de los TAPs

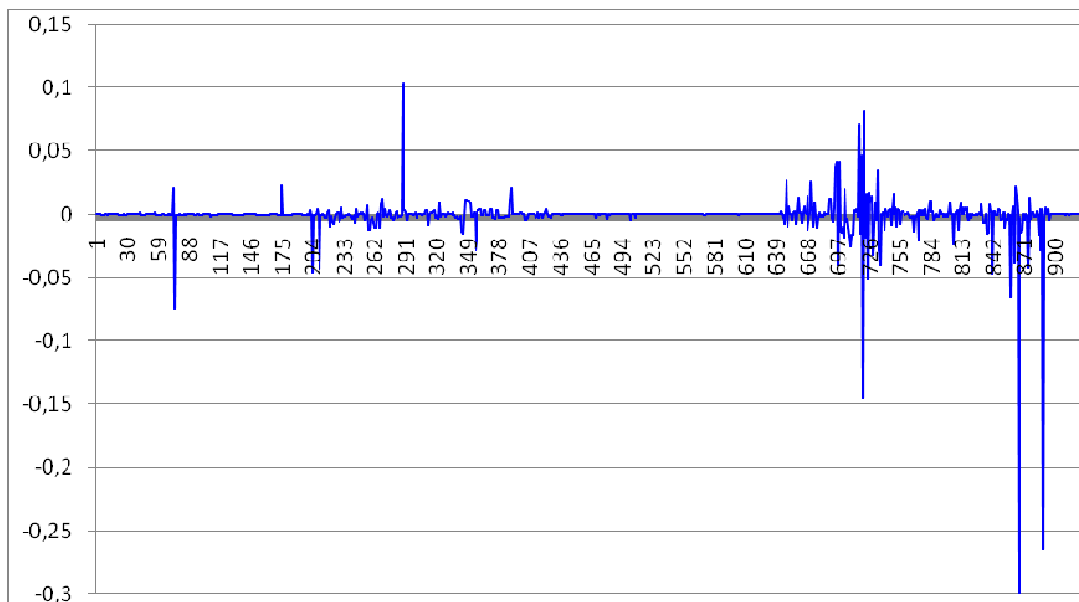


Figura 4.7. Curvas de Residuales del SHGM para el Caso de Mediciones Erróneas de Posiciones de los TAPs

4.3.4 ANÁLISIS DE LA ESTADÍSTICA DE PROYECCIÓN DE LAS MEDICIONES

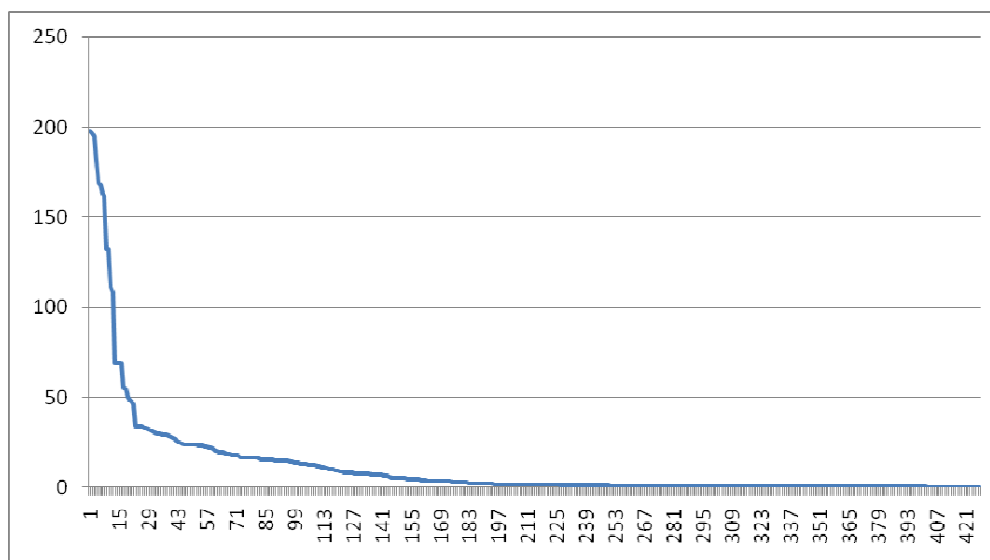


Figura 4.8. Estadística de Proyección para las Mediciones de Inyección de Potencia

En la figura 4.8 se presentan las estadísticas de proyección de las mediciones de inyecciones de potencia en el SNI. Se observa que alrededor del 5% de este tipo de mediciones tienen valores altos de estadísticas de proyección y por lo tanto, pueden ser considerados puntos de apalancamiento.

Como se ha mencionado en secciones anteriores, los valores de la estadística de proyección de una medición están relacionados con la magnitud de cada fila de la matriz Jacobiano asociada a esa medición comparada con el resto de filas. No se logró establecer ninguna relación entre la estadística de proyección de las mediciones de inyección y los parámetros de los circuitos incidentes a la barra correspondiente.

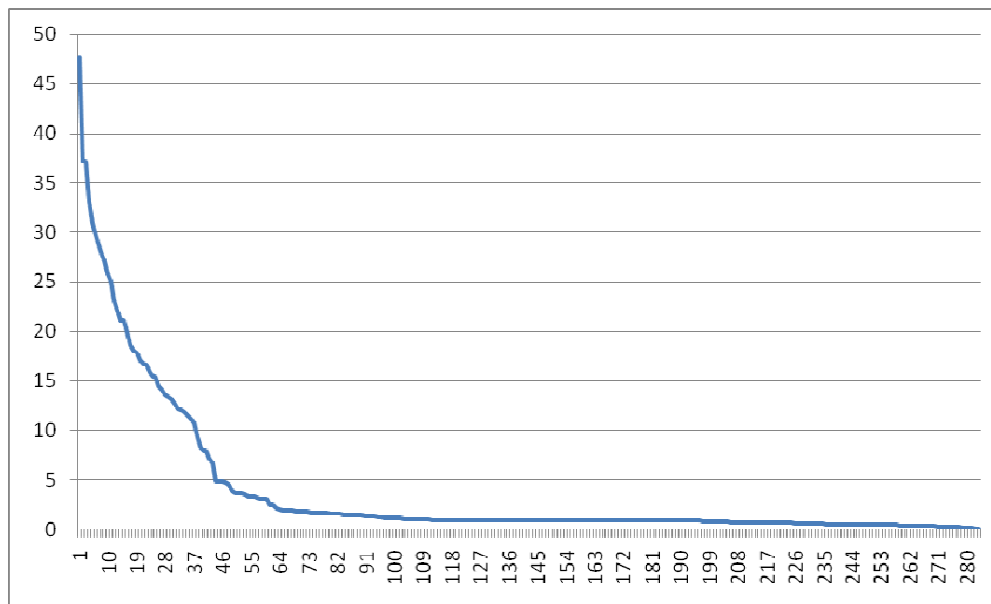


Figura 4.9. Estadística de Proyección para las Mediciones de Flujo

En la figura 4.9 se presentan las estadísticas de proyección de las mediciones de flujos de potencia en las líneas y transformadores del SNI. Se observa que alrededor del 5% de este tipo de mediciones tienen valores altos de estadísticas de proyección y por lo tanto, pueden ser considerados puntos de apalancamiento. Los valores de la estadística de proyección son menores que el caso de las mediciones de inyección de potencia.

En el anexo 3 se presentan los valores detallados de la estadística de proyección y la ponderación de las mediciones de inyección y de flujo de potencia.

Se ha comprobado que las estadísticas de proyección tienen mucha relación con la reactancia de las líneas de transmisión y transformadores, como se observa en la figura 4.10. Los valores más altos de estadística de proyección

corresponden a los valores más bajos de reactancias que generalmente corresponden a líneas de transmisión muy cortas.

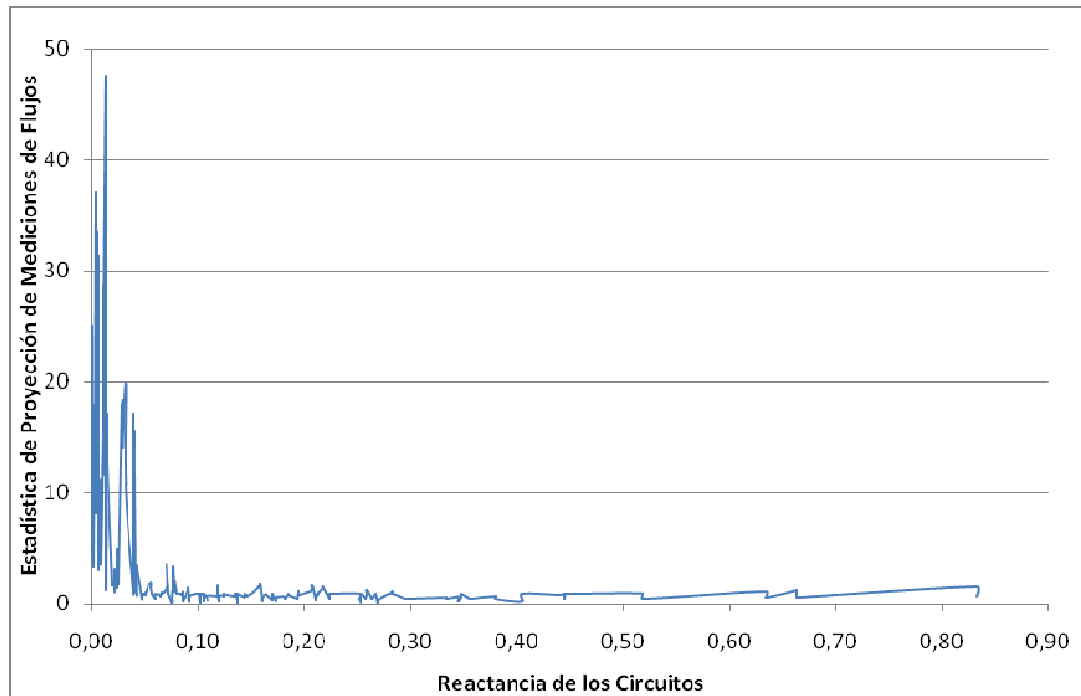


Figura 4.10. Relación entre la Estadística de Proyección de las Mediciones de Flujo y la Reactancia de los Circuitos

Las filas de la matriz Jacobiano correspondientes a las mediciones de voltaje tienen ceros en todos sus elementos excepto en la columna correspondiente a esa misma variable de estado en donde existe un valor de 1; consecuentemente, sus estadísticas de proyección son pequeñas y el peso es 1 para todas las mediciones de voltaje.

CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El presente trabajo ha logrado demostrar que es factible y muy útil la aplicación de los principios de la estadística robusta en la implementación de un estimador de estado robusto para un sistema eléctrico de potencia real, que permita disponer al operador de mejor información para la toma de decisiones.

El estimador de estado robusto ha mostrado ser ampliamente superior al estimador de estado convencional, dado que en todos los casos analizados, permite obtener resultados coherentes independientemente de la naturaleza y de la magnitud de los errores asociados a los datos de entrada y no es propenso al efecto de enmascaramiento entre las mediciones, que es una limitación muy importante del estimador de estado convencional.

El estimador de estado robusto, dado que tiene la capacidad de aprovechar la precisión de las mediciones correctas y es inmune al efecto de las mediciones erróneas y puntos de apalancamiento, puede alcanzar la convergencia aún con un nivel bajo de observabilidad, en el cual un estimador de estado convencional no lograría converger.

Las principales ventajas del estimador de estado robusto frente al estimador de estado convencional son: invulnerabilidad ante múltiples puntos externos y puntos de apalancamiento, mejores posibilidades y mayor velocidad de convergencia, mejor precisión en los resultados y un elevado punto de colapso, definido como el porcentaje de mediciones erróneas que un estimador de estado puede soportar sin dañar sus resultados y que es el que mide la robustez global de un estimador.

Existen varios estimadores robustos aplicables a sistemas eléctricos de potencia, los principales son los denominados tipo – M y los estimadores basados en la minimización de los cuadrados de la mediana de los residuales. Luego de un análisis profundo se determinó que el estimador de estado robusto que mejor se adapta al sistema eléctrico ecuatoriano es el SHGM.

La utilización de Matlab para la implementación de este estimador de estado robusto ha facilitado considerablemente su realización, dado que, es un entorno de computación y desarrollo de aplicaciones totalmente integrado, orientado para llevar a cabo proyectos en donde se encuentren implicados elevados cálculos matemáticos y la visualización gráfica de los mismos. Matlab posee un lenguaje de programación de alto nivel y una elevada capacidad de manejo de vectores y matrices que están siempre presentes en los algoritmos de análisis de los sistemas eléctricos de potencia.

Las principales dificultades encontradas durante la programación del estimador de estado robusto seleccionado y su aplicación a un sistema eléctrico real están relacionadas con: a) el cálculo de las estadísticas de proyección, debido a la elevada porosidad de la matriz Jacobiano y b) la utilización de los taps en la metodología de cálculo de los flujos de potencia.

El código de esta aplicación está diseñado para un número indefinido de barras. Al ser ejecutado en Matlab para el SNI ecuatoriano toma alrededor de 2,5 minutos. El mayor tiempo de procesamiento está relacionado con el cálculo de la estadística de proyección y la solución iterativa de las ecuaciones no lineales. Para sistemas eléctricos más grandes se optaría por el mismo esquema de obtención de los datos de entrada y presentación de resultados similares a los ya utilizados y se esperaría que el desempeño de la aplicación se mantenga. Sin embargo, se recomienda implementar el algoritmo en otros lenguajes de programación especializados a fin de reducir su tiempo de ejecución.

De consultas realizadas se ha podido determinar que la mayoría de vendedores de sistemas SCADA/EMS no ofrecen un estimador de estado robusto dentro de sus paquetes estándar. La principal causa de ello es que los fabricantes ofrecen lo que los clientes solicitan y existe un desconocimiento de las ventajas de los estimadores de estado robustos por parte de los clientes. Una vez que se han demostrado las ventajas de los estimadores de estado robustos y la factibilidad de su implementación, deberían formar parte de los paquetes estándar de los EMS, esto brindaría una gran ventaja competitiva a los vendedores y mejores resultados operativos a los clientes.

Para efectos de llevar la aplicación a nivel comercial se requeriría:

- Desarrollar una interfaz compatible con la mayoría de los sistemas SCADA/EMS y con la capacidad de extraer permanentemente y con un período ajustable los datos desde la base de datos de tiempo real de los mismos. La utilización del formato CIM (common information model) es muy prometedora.
- Complementar el algoritmo desarrollado con metodologías y modelos generalizados, dado que en esta fase se hicieron algunas simplificaciones.
- Escribir el algoritmo en un lenguaje de programación gráfico, que permita adicionarle una interfaz de usuario amigable.

La mayoría de líneas de transmisión cortas en el SNI no tienen mediciones precisas de flujo de potencia activa y reactiva; por lo tanto, este tipo de líneas se constituyen en una fuente importante de puntos de apalancamiento desfavorables. Consecuentemente, se recomienda implementar equipos de medición de alta precisión en este tipo de líneas y revisar sus parámetros eléctricos de modelación.

Se recomienda utilizar límites mínimos para los valores del vector de ponderación, dado que valores muy bajos en este vector podrían causar inestabilidad numérica en el proceso iterativo de solución del estimador de estado robusto. En base a los casos analizados se recomienda utilizar un límite de 0,001.

Se recomienda seleccionar cuidadosamente los valores de varianza asociados a los diferentes tipos de mediciones, ya que estos valores pueden influir considerablemente en la rapidez de convergencia y en la precisión de la solución obtenida. La varianza de las mediciones es función principalmente del error asociado a los equipos de medición y adquisición de datos, por lo tanto, cada medición requiere un análisis específico. En el SNI estos valores se encuentran entre 0,001 y 94,8.

Dada la importancia de entregar al operador el estado actual del sistema de potencia, con la mayor precisión posible y considerando que existe un elevado porcentaje de instalaciones del SNI que no tienen supervisión remota desde el SCADA/EMS, se recomienda agenciar las acciones necesarias para que los propietarios de dichas instalaciones implementen de los equipos de adquisición de datos y canales de comunicación que permitan disponer de los niveles de redundancia adecuados y por ende mejorar los resultados entregados por el estimador de estado.

TRABAJO FUTURO

Se plantea como trabajo futuro el desarrollo de mejoras para el estimador de estado robusto, tales como:

- La modelación y estimación de las posiciones de los taps y cambiadores de fase
- La estimación en múltiples áreas de control interconectadas

- La integración del estimador de estado robusto con otras aplicaciones, tales como: chequeo de razonabilidad, análisis de observabilidad, procesador de topología, etc.
- La integración del código de este programa dentro del ambiente del EMS, utilizando las mismas estructuras de datos que utiliza el estimado de estado convencional, dado que actualmente este estimador de estado robusto es ejecutado "fuera de línea". Este avance permitiría ejecutar simultáneamente los dos estimadores de estado y comparar sus resultados en múltiples escenarios de tiempo.

BIBLIOGRAFÍA

[1]

L. Mili, V. Phaniraj, P.J. Rousseeuw,
Robust Estimation Theory for Bad Data Diagnostics in Electric Power Systems
Advances in Control and Dynamic Systems, Vol. 37 (ed. C.T. Leondes)
Academic Press, New York, 1990, pp. 271-325.

[2]

L. Mili, M.G. Cheniae, P.J. Rousseeuw,
Robust state estimation of electric power systems,
IEEE Transactions on Circuits and Systems Part I, Fundamental Theory and Applications, Vol. 41, May 1994, pp. 349-358.

[3]

L. Mili, V. Phaniraj and P.J. Rousseeuw
Least Median of Squares State Estimation on Power Systems
IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, No. 2, May 1991.

[4]

A. Abur
A Fast Algorithm for the Weighted Least Absolute Value State Estimation for Power Systems
Texas A&M University, Department of Electrical Engineering, College Station, Texas 77843, 1991.

[5]

W. W. Kotiuga
Development of a Least Absolute Value Power System Tracking State Estimator
IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-104, No. 5, May 1985.

[6]

M. K. Celik and A. Abur
A Robust WLAV State Estimator using Transformations
IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 1, February 1992.

[7]

M.K. Celik and A. Abur
Use of Scaling in WLAV Estimation of Power System States
Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 2, May 1992.

[8]

A. Abur
Least absolute value state estimation with equality and inequality constraints

IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 2, May 1993.

[9]

H. Singh and F.L. Alvarado

Weighted Least Absolute Value state estimation using interior point methods

IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No. 3, August 1994.

[10]

H. Singh and F.L. Alvarado

Network topology determination using least absolute value state estimation

IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 3, August 1995.

[11]

M.G. Cheniae, L. Mili, P.J. Rousseeuw

Identification of Multiple Interacting Bad Data via Power System Decomposition

IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 3, August 1996.

[12]

L. Mili, M. G. Cheniae, N.S. Vichare, P.J. Rousseeuw

Robust State Estimation Based on Projection Statistics

IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 2, May 1996.

[13]

Abur, F.H. Magnago, F.L. Alvarado,

Elimination of Leverage Measurements Via Matrix Stretching,

International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol.19, No.8, Nov. 1997, pp. 557-562.

[14]

H. Singh, F.L. Alvarado and W-H E. Liu

Constrained LAV State Estimation using Penalty Functions

IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No. 1, February 1997.

[15]

G. Durgaprasad, S. S. Thakur

Robust Dynamic State Estimation of Power Systems Based on M-Estimation and Realistic Modeling of System Dynamics

IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No. 4, November 1998.

[16]

S. Gastoni, G. Granelli and M. Montagna

Robust state-estimation procedure based on the maximum agreement between measurements

IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 19, No. 4, November 2004.

- [17]
E. Kyriakides, S. Suryanarayanan and G. Heydt
State Estimation in Power Engineering using the Huber Robust Regression Technique
IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 20, No. 2, May 2005.
- [18]
R. Mínguez, A. J. Conejo and A. S. Hadi
Non Gaussian State Estimation in Power Systems
International Conference on Mathematical and Statistical Modeling
in Honor of Enrique Castillo. June 28-30, 2006.
- [19]
F.C. Schweppe, J. Wildes, D.B. Rom,
Power System Static-State Estimation, Parts I, II and III
IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-89,
No. 1, January 1970, pp. 120-135.
- [20]
H.M. Merrill, F.C. Schweppe,
Bad Data Suppression in Power System Static State Estimation
IEEE on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-90, No. 6, Nov./Dec.
1971, pp. 2718-2725.
- [21]
R. Baldick, K. A. Clements, Z. Pinjo-Dzizal and P. W. Davis
Implementing Nonquadratic Objective Functions for State Estimation and Bad Data Rejection
IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No. 1, February 1997.
- [22]
Doudna and D. Salem-Natarajan
State estimation issues facing ISO/RTO organizations
Power Engineering Society General Meeting, 2005. IEEE, Vol. 1, Page(s):
802 – 805.
- [23]
J. Allemong
State estimation fundamentals for successful deployment
Power Engineering Society General Meeting, 2005. IEEE, Vol. 1, Page(s):
800 – 801.
- [24]
J. Alber
State Estimation in PowerFactory: Algorithmic Aspects
RTE-VT workshop, Paris, May 29-30, 2006.

- [25]
M. Chapman
Adaptation and Installation of a Robust State Estimation Package in the EEF Utility
Msc. Thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University, Virginia, 1999.
- [26]
A. Abur and A.G. Expósito
Power System State Estimation – Theory and Implementation
Marcel Dekker Inc, New York, 2004.
- [27]
S. Khumar Sinha
Sequential Application of Multivariate Outlier Test: a Robust Approach
Master of Science Thesis, Dalhousie University, Nova Scotia, 1997.
- [28]
P. J. Rousseeuw and B. C. Van Zomeren
Unmasking Multivariate Outliers and Leverage Points
Journal of the American Statistical Association, September 1990, Vol. 85, No. 411
- [29]
L. Mili, M. Cheniae and P. Rousseeuw
Robust State Estimation of Electric Power Systems
IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol. 41, No. 5, May 1994.
- [30]
P. J. Rousseeuw
Least Median of Squares Regression
Journal of the American Statistical Association, Vol. 79, No. 388, 1984, pp. 871-880.
- [31]
P.J. Rousseeuw and Mia Hubert
Regression-free and robust estimation of scale for bivariate data
ELSEVIER 1996.
- [32]
P.J. Rousseeuw, S. Van Aelst, K. Van Driessen and J. Agulló
Robust Multivariate Regression
American Statistical Association and the American Society for Quality
TECHNOMETRICS, AUGUST 2004, VOL. 46, NO. 3.
- [33]
S. Sinha and D. P. Wiens

Minimax Weights for Generalised M-estimation in Biased Regression Models
The Canadian Journal of Statistics 401, Vol. 30, No. 3, 2002, Pages 401–414, La Revue Canadienne de Statistique.

[34]

J. Ramírez, E. Barocio and O. Chacón
The Affine-Scaling Dual Algorithm as an Alternative to Solve the Power System State Estimation Problem
IEEE Power Engineering Review, June 1999.

[35]

N. Xiang, S. Wang, E. Yu,
A New Approach for Detection and Identification of Multiple Bad Data in Power System State Estimation
IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-101, No. 2, Feb. 1982, pp. 454-462.

[36]

C. Croux and P. J. Rousseeuw
Time - Efficient Algorithms for Two Highly Robust Estimators of Scale
Computational Statistics, Volume 1, 1992, Pages 411 - 428.

[37]

W. Kotiuga and M. Vidyasagar
Bad Data Rejection Properties of Weighted Least Absolute Value Techniques Applied to Static State Estimation
IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-101, No. 4 April 1982.

[38]

E. Handschin, F.C. Schweppe, J. Kohlas,
Bad Data Analysis for Power System State Estimation
IEEE Transactions. Vol. PAS-94, No. 2, Mar./Apr. 1975.

[39]

L. Mili, T. Van Cutsem, M. Ribbens-Pavella,
Bad Data Identification Methods in Power System State Estimation – A Comparative Study
IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-104, No.11, Nov. 1985.

[40]

VanSlyck, L.S and Allemong, J.J,
Operating experience with the AEP state estimator,
IEEE Transactions on Power Systems, Volume 3, Issue 2, May 1988
Page(s): 521 – 528.

ANEXO 1: ECUACIONES DE LAS MEDICIONES Y SU JACOBIANO

El vector \mathbf{h}_m está constituido por las mediciones expresadas en función de las variables de estado, las mediciones son agrupadas de acuerdo a su tipo, como se lo expresa en la siguiente ecuación:

$$\mathbf{h}_m = \begin{bmatrix} \mathbf{V}(\mathbf{x}) \\ \mathbf{P}(\mathbf{x})_{inyección} \\ \mathbf{Q}(\mathbf{x})_{inyección} \\ \mathbf{P}(\mathbf{x})_{flujos} \\ \mathbf{Q}(\mathbf{x})_{flujos} \end{bmatrix} \quad (\text{A1.1})$$

Para los nodos i, j las mediciones se expresan en función de las variables de estado mediante las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned} \mathbf{V}(\mathbf{x}) &= \mathbf{V} \\ P_i &= \sum_{j=1}^n [V_i^2 G_{ij} - V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen} \theta_{ij})] \\ Q_i &= -\sum_{j=1}^n \left[V_i^2 \left(B_{ij} + \frac{Y_{ij}}{2} \right) + V_i V_j (G_{ij} \text{sen} \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \right] \\ P_{ij} &= V_i^2 G_{ij} - V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen} \theta_{ij}) \\ Q_{ij} &= -V_i^2 \left(B_{ij} + \frac{Y_{ij}}{2} \right) - V_i V_j (G_{ij} \text{sen} \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{aligned} \quad (\text{A1.2})$$

Donde:

n : número de nodos del sistema eléctrico de potencia

\mathbf{V} : vector de las mediciones de la magnitud de voltaje

V_i : Magnitud de voltaje en el nodo i

θ_{ij} : Ángulo de voltaje entre los nodos ij

G_{ij} : parte real del elemento ij de la matriz admitancia de barra

B_{ij} : parte imaginaria del elemento ij de la matriz admitancia de barra

Y_{ij} : Admitancia paralela de la línea de transmisión entre los nodos ij

La matriz Jacobiano de mediciones \mathbf{H} está constituida por sub matrices con las derivadas de las mediciones respecto a las variables de estado, como se lo observa en la siguiente ecuación:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{V}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{V}}{\partial \mathbf{V}} \\ \frac{\partial \mathbf{P}_{inyección}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{P}_{inyección}}{\partial \mathbf{V}} \\ \frac{\partial \mathbf{Q}_{inyección}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{Q}_{inyección}}{\partial \mathbf{V}} \\ \frac{\partial \mathbf{P}_{flujo}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{P}_{flujo}}{\partial \mathbf{V}} \\ \frac{\partial \mathbf{Q}_{flujo}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{Q}_{flujo}}{\partial \mathbf{V}} \end{bmatrix} \quad (\text{A1.3})$$

Para los nodos i, j las derivadas de las mediciones respecto de las variables de estado, pueden expresarse mediante las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{V}}{\partial \boldsymbol{\theta}} &= \mathbf{0} \\ \frac{\partial V_i}{\partial V_i} &= 1 \\ \frac{\partial V_i}{\partial V_j} &= 0 \end{aligned} \quad (\text{A1.4})$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial P_i}{\partial \theta_i} &= \sum_{j=1}^n [V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} - B_{ij} \text{sen} \theta_{ij})] \\
\frac{\partial P_i}{\partial \theta_j} &= -\sum_{j=1}^n [V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} - B_{ij} \text{sen} \theta_{ij})] \\
\frac{\partial P_i}{\partial V_i} &= \sum_{j=1}^n [2V_i G_{ij} - V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen} \theta_{ij})] \\
\frac{\partial P_i}{\partial V_j} &= -\sum_{j=1}^n [V_i (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen} \theta_{ij})] \\
\frac{\partial Q_i}{\partial \theta_i} &= -\sum_{j=1}^n [V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen} \theta_{ij})] \\
\frac{\partial Q_i}{\partial \theta_j} &= \sum_{j=1}^n [V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen} \theta_{ij})] \\
\frac{\partial Q_i}{\partial V_i} &= \sum_{j=1}^n \left[-2V_i \left(B_{ij} + \frac{Y_{ij}}{2} \right) - V_j (G_{ij} \text{sen} \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) \right] \\
\frac{\partial Q_i}{\partial V_j} &= -\sum_{j=1}^n [V_i (G_{ij} \text{sen} \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij})]
\end{aligned} \tag{A1.5}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta_i} &= V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} - B_{ij} \text{sen} \theta_{ij}) \\
\frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta_j} &= -V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} - B_{ij} \text{sen} \theta_{ij}) \\
\frac{\partial P_{ij}}{\partial V_i} &= 2V_i G_{ij} - V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen} \theta_{ij}) \\
\frac{\partial P_{ij}}{\partial V_j} &= -V_i (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen} \theta_{ij}) \\
\frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta_i} &= -V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen} \theta_{ij}) \\
\frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta_j} &= V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \text{sen} \theta_{ij}) \\
\frac{\partial Q_{ij}}{\partial V_i} &= -2V_i \left(B_{ij} + \frac{Y_{ij}}{2} \right) - V_j (G_{ij} \text{sen} \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) \\
\frac{\partial Q_{ij}}{\partial V_j} &= -V_i (G_{ij} \text{sen} \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij})
\end{aligned} \tag{A1.6}$$

Donde:

n : número de nodos del sistema eléctrico de potencia

\mathbf{V} : vector de las mediciones de la magnitud de voltaje

V_i : Magnitud de voltaje en el nodo i

θ_{ij} : Ángulo de voltaje entre los nodos ij

G_{ij} : parte real del elemento ij de la matriz admitancia de barra

B_{ij} : parte imaginaria del elemento ij de la matriz admitancia de barra

Y_{ij} : Admitancia paralela de la línea de transmisión entre los nodos ij

ANEXO 2: MANUAL DE USUARIO DEL PROGRAMA ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO

INTRODUCCIÓN

Este documento brinda la información necesaria a los usuarios para: el ingreso correcto de los datos de entrada, los pasos durante la ejecución del programa y la correcta interpretación de los resultados.

Las secciones específicas de este manual de usuario que hacen referencia al SCADA/EMS han sido personalizadas para el SCADA/EMS del CENACE, sin embargo, pueden ser perfectamente aplicadas a cualquier SCADA/EMS estándar.

CONFIGURACIÓN Y REQUERIMIENTOS DEL PROGRAMA

Para ejecutar el programa estimador de estado robusto - SHGM, es necesario disponer de Matlab en su versión 7.0 o superior. Adicionalmente, se requiere tener instalado el tan conocido programa MS. Excel.

Es necesario copiar el archivo SHGM.m en el directorio de ejecución de Matlab que por defecto es C:\MATLAB\work.

INTERFAZ CON EL EMS

Se ha procedido a crear un programa autoejecutable o “script” que permite realizar las consultas requeridas en la base de datos de tiempo real del SCADA/EMS del CENACE. Este script requiere ser ejecutado con la herramienta de administración de la base de datos de tiempo real DBL, desarrollada por el fabricante.

El nombre del script es SHGM.dbl. Una vez finalizada su ejecución se obtienen dos archivos planos. El primero denominado BUS.txt contiene los parámetros y mediciones asociados a las barras. El segundo denominado CIR.txt contiene los parámetros y mediciones asociados a las líneas de transmisión y transformadores. Estos archivos son trasladados desde el ambiente UNIX del SCADA/EMS al ambiente WINDOWS mediante la utilización del FTP u otra herramienta similar.

CARGA DE LOS DATOS DE ENTRADA

Para permitir la lectura dinámica de los datos de entrada por parte de Matlab se ha creado un macro que se ejecuta en el archivo EMS.xls. En este archivo se almacena la información en el formato requerido por el programa

SHGM.m. Es necesario colocar el archivo EMS.xls en el mismo directorio de ejecución en el que se copió en el archivo SHGM.m.

En el archivo SHGM.m se requiere ingresar los siguientes datos de entrada para cada caso:

- Número de barras
- Número de circuitos, es decir líneas de transmisión y transformadores
- Barra oscilante
- Probabilidad de falsa alarma para la distribución Chi-Cuadrado en el cálculo de las estadísticas de proyección. Valor por defecto: 0,025
- Coeficiente de sintonización para el estimador robusto SHGM. Valores aconsejados 2 a 3

EJECUCIÓN

Una vez ingresados los datos de entrada, en la línea de comandos de Matlab ejecutar el comando:

```
>SHGM
```

DATOS DE SALIDA

Los resultados obtenidos luego de la ejecución del programa son:

- Vector con los valores estimados de las variables de estado
- Vector con los valores estimados de las mediciones
- Vector con los residuales de las mediciones
- Tiempo de ejecución del programa
- Número de iteraciones

ANEXO 3: ESTADÍSTICA DE PROYECCIÓN DE LAS MEDICIONES DEL SNI

Tabla A3.1. Estadística de Proyección para las Mediciones de Inyección de Potencia

Barra	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
AGOY138	P	1,5930	1	Q	1,6510	1
AGOY13U1	P	0,4815	1	Q	0,8367	1
AGOY13U2	P	0,4792	1	Q	0,8302	1
AMBA138	P	5,4746	1	Q	5,5840	1
AMBA69	P	28,6420	0,1514	Q	25,3028	0,1939
BABA138	P	1,1208	1	Q	1,3999	1
BABA69	P	30,9019	0,13	Q	28,0825	0,1575
CARM138	P	111,2015	0,01	Q	108,5406	0,0105
CGPA13,8	P	0,1193	1	Q	0,8385	1
CGPA69	P	25,1546	0,2602	Q	22,2155	0,3337
CGSR138	P	180,9561	0,0078	Q	197,7072	0,0066
CGSR13U1	P	0,7698	1	Q	0,8436	1
CHON138	P	1,6025	1	Q	1,8346	1
CHON69	P	17,9708	0,3845	Q	14,1281	0,6221
CTRI13,8	P	0,4504	1	Q	0,8537	1
CTRI138	P	68,7686	0,0441	Q	68,7601	0,0442
CUEN138	P	1,8942	1	Q	2,0487	1
CUEN69	P	15,8807	0,4924	Q	11,8187	0,889
CVIC13,8	P	0,3718	1	Q	0,8385	1
DCER230	P	7,3613	1	Q	7,4313	1
DCER69	P	1,6330	1	Q	2,9272	1
DPER138	P	6,6262	1	Q	4,4424	1
DPER13U1	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
DPER13U2	P	0,8385	1	Q	0,8750	1
DPER13U3	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
ELEC138	P	1,9224	1	Q	1,9615	1
ELEC69	P	3,4745	1	Q	3,5497	1
ESME138	P	0,9548	1	Q	2,5263	1
ESME69	P	0,9263	1	Q	0,8979	1
GUAN138	P	161,6236	0,0048	Q	162,8704	0,0047
GZEV13G2	P	0,0786	1	Q	0,8717	1
GZEV69	P	7,9119	1	Q	7,8890	1

Barra	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
IBAR138	P	2,3308	1	Q	5,0533	1
IBAR34,5	P	16,6141	0,4499	Q	16,7374	0,4433
IBAR69	P	47,5964	0,0548	Q	50,3307	0,049
IBAR69	P	19,8261	0,3159	Q	19,8407	0,3154
LOJA138	P	1,0135	1	Q	1,5937	1
LOJA69	P	16,6839	0,4461	Q	11,8869	0,8788
MACH138	P	8,9222	1	Q	9,3165	1
MACH230	P	0,8385	1	Q	1,3492	1
MACH69	P	4,7648	1	Q	5,7491	1
MILA138	P	1,5779	1	Q	1,2519	1
MILA230	P	1,9934	1	Q	4,4109	1
MILA69	P	18,5512	0,3608	Q	13,5103	0,6803
MOLI138	P	55,3698	0,1776	Q	55,3831	0,1776
MOLI230	P	14,9371	1	Q	14,7793	1
MPP 138	P	7,5668	1	Q	7,8379	1
MPP 13GA	P	0,8385	1	Q	0,8503	1
MPP 13GB	P	0,8385	1	Q	0,8494	1
MULA138	P	2,3364	1	Q	2,0791	1
MULA69	P	33,0963	0,1134	Q	30,5372	0,1332
PASC138	P	24,0749	1	Q	24,2854	1
PASC230	P	15,4546	1	Q	15,5518	1
PASC69	P	24,2139	0,2809	Q	21,2864	0,3634
POLI138	P	1,6834	1	Q	1,6834	1
POLI69	P	0,8389	1	Q	0,8385	1
POMA138	P	8,6527	1	Q	6,6129	1
POMA230	P	2,6937	1	Q	3,6635	1
PORT138	P	1,8639	1	Q	2,3864	1
PORT69	P	1,7600	1	Q	2,5645	1
POSO138	P	1,3455	1	Q	1,6809	1
POSO69	P	15,3566	0,5265	Q	11,2709	0,9775
PUCA138	P	2,4211	1	Q	3,7024	1
PUCA13U2	P	0,4914	1	Q	0,8594	1
QUEV138	P	12,7538	1	Q	12,7616	1
QUEV230	P	2,0901	1	Q	2,3660	1
QUEV69	P	15,4081	0,523	Q	23,7909	0,2194
RIOB230	P	5,0808	1	Q	5,6904	1
RIOB69	P	16,9912	0,4301	Q	12,5239	0,7917
SALI138	P	1,6892	1	Q	2,1798	1
SDOM138	P	29,7378	0,3477	Q	30,0841	0,3397
SDOM230	P	2,0341	1	Q	2,1544	1

Barra	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
SDOM69	P	2,8593	1	Q	2,9033	1
SELE138	P	0,8385	1	Q	1,1453	1
SELE69	P	23,5429	0,224	Q	24,1165	0,2135
SFRA13U1	P	0,5339	1	Q	0,8436	1
SFRA13U2	P	0,5460	1	Q	0,8385	1
SFRA230	P	23,8397	0,541	Q	23,3410	0,5644
SIDE138	P	14,6684	1	Q	15,2486	1
SROS138	P	194,7167	0,0219	Q	196,4481	0,0216
SROS230	P	7,8218	1	Q	8,7711	1
SROS46TN	P	1,2118	1	Q	1,2120	1
SROS46TP	P	1,4625	1	Q	1,4628	1
TGUA230	P	20,2378	0,3032	Q	20,3022	0,3013
TOTO138	P	5,5959	1	Q	8,3479	1
TOTO230	P	32,9800	0,5007	Q	32,3256	0,5212
TOTO69	P	7,4619	1	Q	7,6485	1
TRIN138	P	132,3132	0,0274	Q	132,3009	0,0275
TRIN230	P	23,6495	0,5497	Q	23,7176	0,5466
TRIN69	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
TULC138	P	9,8355	1	Q	10,3047	1
TULC69	P	19,7637	0,3179	Q	19,1095	0,34
VICE138	P	167,5962	0,0243	Q	168,8757	0,0239
VICE46T1	P	1,8250	1	Q	1,8451	1
VICE46T2	P	1,2459	1	Q	1,3650	1
AMBA13,8	P	0,3900	1	Q	0,8385	1
AMBA138	P	27,4128	0,3412	Q	24,1975	0,4379
BABA13,8	P	0,2404	1	Q	0,8385	1
BABA138	P	29,8227	0,2883	Q	26,9952	0,3519
CGSR13U2	P	0,3837	1	Q	0,8385	1
CHON13,8	P	0,4363	1	Q	0,8385	1
CHON138	P	16,6944	0,92	Q	13,1245	1
CUEN13,8	P	0,2786	1	Q	0,8385	1
CUEN138	P	14,7629	1	Q	10,6943	1
CVIC138	P	68,6824	0,0185	Q	68,6780	0,0185
DCER13,8	P	0,7771	1	Q	0,8385	1
DCER230	P	0,8385	1	Q	1,5657	1
ELEC13G1	P	0,0244	1	Q	0,8386	1
ELEC13G2	P	0,2001	1	Q	0,8385	1
ELEC13G3	P	0,4067	1	Q	0,8618	1
ELEC13G4	P	0,3900	1	Q	0,8385	1
ESME138	P	0,8385	1	Q	0,9121	1

Barra	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
ESME13A1	P	0,4685	1	Q	0,8385	1
ESME13G1	P	1,4706	1	Q	2,7843	1
GZEV13G3	P	0,0113	1	Q	0,8385	1
IBAR13,8	P	0,6036	1	Q	0,8385	1
IBAR138	P	45,8778	0,1461	Q	48,5118	0,1306
IBAR138	P	18,1041	0,7823	Q	18,0607	0,7861
IBAR138	P	15,1102	1	Q	15,2281	1
IBAR13C1	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
IBAR13C2	P	0,3862	1	Q	0,8385	1
LOJA13,8	P	0,4526	1	Q	0,8385	1
LOJA138	P	15,3915	1	Q	10,8415	1
MACH13,8	P	0,1827	1	Q	0,8385	1
MACH13,8	P	0,1827	1	Q	0,8385	1
MACH13,8	P	0,0896	1	Q	0,8385	1
MACH138	P	0,8385	1	Q	1,6477	1
MACH138	P	0,8385	1	Q	1,6477	1
MACH230	P	2,8776	1	Q	2,8532	1
MILA13TK	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
MILA230	P	16,9335	0,8942	Q	12,3253	1
MOLI13R1	P	0,6275	1	Q	0,8385	1
MOLI13R2	P	0,6275	1	Q	0,8385	1
MOLI13U0	P	0,8385	1	Q	0,8506	1
MOLI13U1	P	0,8382	1	Q	0,8750	1
MOLI13U5	P	0,8385	1	Q	0,8757	1
MOLI13U8	P	0,8385	1	Q	0,8526	1
MOLI13U9	P	0,8385	1	Q	0,8473	1
MOLI230	P	34,2014	0,2192	Q	34,2098	0,2191
MOLI230	P	34,2014	0,2192	Q	34,2098	0,2191
MULA13,8	P	0,2414	1	Q	0,8385	1
MULA138	P	32,0161	0,2501	Q	29,4464	0,2957
PASC138	P	1,6223	1	Q	1,6595	1
PASC13IO	P	0,1887	1	Q	0,8385	1
PASC13TT	P	0,2276	1	Q	0,8385	1
PASC13TU	P	0,1653	1	Q	0,8385	1
PASC230	P	16,4854	0,9435	Q	16,6185	0,9284
PASC230	P	8,6120	1	Q	8,6811	1
POLI13,8	P	0,7478	1	Q	0,8385	1
POLI138	P	0,8993	1	Q	0,9983	1
POMA13,8	P	0,1829	1	Q	0,8385	1
POMA230	P	10,2405	1	Q	7,8015	1

Barra	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
PORT138	P	1,1334	1	Q	1,0781	1
PORT138	P	0,9543	1	Q	0,8938	1
PORT13A1	P	0,4552	1	Q	0,8385	1
PORT13A2	P	0,4750	1	Q	0,8385	1
POSO13,8	P	0,4620	1	Q	0,8385	1
POSO138	P	14,0644	1	Q	10,2825	1
QUEV138	P	14,6891	1	Q	22,5384	0,5048
QUEV13TR	P	0,2381	1	Q	0,8385	1
QUEV13TT	P	0,3662	1	Q	0,8385	1
QUEV230	P	13,3407	1	Q	13,3597	1
RIOB13,8	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
RIOB230	P	15,6404	1	Q	11,4829	1
SALI138	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
SALI138	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
SALI13TQ	P	0,1267	1	Q	0,8385	1
SALI13TR	P	0,2732	1	Q	0,8385	1
SALI69TQ	P	3,8529	1	Q	3,8435	1
SALI69TR	P	6,9863	1	Q	6,9636	1
SDOM138	P	2,6520	1	Q	2,6878	1
SDOM13TR	P	0,0978	1	Q	0,8385	1
SDOM13TU	P	0,5306	1	Q	0,8385	1
SDOM230	P	29,2096	0,3005	Q	29,5505	0,2936
SELE13,8	P	0,4169	1	Q	0,8385	1
SELE138	P	22,2508	0,5179	Q	22,7924	0,4936
SROS138	P	0,8423	1	Q	0,8581	1
SROS138	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
SROS13RN	P	0,2681	1	Q	0,8385	1
SROS13RP	P	0,4478	1	Q	0,8385	1
SROS13TU	P	0,1011	1	Q	0,8385	1
SROS13TU	P	0,0412	1	Q	0,8385	1
SROS230	P	16,9757	0,8898	Q	16,5626	0,9347
SROS230	P	13,7942	1	Q	13,4592	1
TOTO138	P	6,8158	1	Q	6,9655	1
TOTO13TQ	P	0,2099	1	Q	0,8385	1
TOTO13TT	P	0,1410	1	Q	0,8385	1
TOTO230	P	3,7948	1	Q	4,6502	1
TRIN13,8	P	0,7332	1	Q	0,8385	1
TRIN13,8	P	0,1248	1	Q	0,8385	1
TRIN138	P	0,8385	1	Q	0,8680	1
TRIN230	P	5,1851	1	Q	5,1844	1

Barra	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
TULC13,8	P	0,4798	1	Q	0,8385	1
TULC138	P	18,3881	0,7583	Q	17,8011	0,8092
VICE138	P	1,6888	1	Q	1,7070	1
VICE138	P	1,1783	1	Q	1,2864	1
VICE13T1	P	0,3231	1	Q	0,8385	1
VICE13T2	P	0,0789	1	Q	0,8385	1
BETA230	P	3,3545	1	Q	3,3515	1
JAMO115	P	0,8385	1	Q	0,9109	1
JAMO230	P	2,9063	1	Q	2,9487	1
PANA115	P	4,6966	1	Q	5,1278	1
SBER230	P	5,0818	1	Q	5,0784	1
JAMO13,2	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
JAMO230	P	3,7154	1	Q	3,8288	1
PAEZ230	P	0,8393	1	Q	0,8385	1
PANA138	P	7,8748	1	Q	8,2535	1
PANA138	P	3,5924	1	Q	3,9094	1
PANA34,5	P	0,6901	1	Q	0,8385	1
SBER115	P	0,3296	1	Q	0,8385	1
SBER13,2	P	0,8385	1	Q	0,8385	1
SBER230	P	1,7939	1	Q	1,9162	1
YUMB230	P	0,8398	1	Q	0,8387	1
ZORR230	P	0,8385	1	Q	0,8385	1

Tabla A3.2. Estadística de Proyección para las Mediciones de Flujo

Barra From	Barra To	Reactancia (p.u.)	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
AGOY138	AGOY13U1	0,1438	P	0,4801	1
AGOY138	AGOY13U2	0,1438	P	0,4790	1
AGOY138	TOTO138	0,0421	P	0,9461	1
AMBA138	PUCA138	0,0724	P	0,8385	1
AMBA138	AMBA138	0,1706	P	0,8385	1
AMBA69	AMBA138	-0,0113	P	28,6412	0,1514
BABA138	BABA138	0,1003	P	0,8385	1
BABA69	BABA138	-0,0063	P	30,9016	0,13
CGPA69	CGPA13,8	0,1023	P	0,1193	1
CGSR138	CGSR13U1	0,4450	P	0,7715	1
CGSR138	CGSR13U2	0,4450	P	0,3929	1
CHON138	CHON138	0,1638	P	0,8385	1

Barra From	Barra To	Reactancia (p.u.)	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
CHON69	CHON138	-0,0287	P	17,9692	0,3846
CTRI138	CTRI13,8	0,0468	P	0,4505	1
CUEN138	LOJA138	0,3552	P	0,3753	1
CUEN138	CUEN138	0,0799	P	0,8746	1
CUEN69	CUEN138	-0,0109	P	15,8800	0,4924
DCER230	MILA230	0,0390	P	0,9697	1
DCER230	DCER230	0,1355	P	0,5841	1
DCER69	DCER230	-0,0766	P	1,6478	1
DPER138	CHON138	0,1506	P	0,8385	1
DPER138	DPER13U1	0,1504	P	0,8385	1
DPER138	DPER13U2	0,1504	P	0,8385	1
DPER138	DPER13U3	0,1504	P	0,8385	1
DPER138	PORT138	0,1187	P	1,6921	1
ELEC138	ELEC69	0,0654	P	0,9343	1
ELEC138	POSO138	0,2124	P	0,6941	1
ELEC138	ELEC13G3	0,2235	P	0,4226	1
ELEC138	ELEC13G4	0,2235	P	0,4444	1
ELEC69	GZEV69	0,0021	P	3,2495	1
ELEC69	ELEC13G1	0,2533	P	0,0236	1
ELEC69	ELEC13G2	0,4046	P	0,2001	1
ESME138	ESME138	-0,1581	P	1,4578	1
ESME138	ESME13G1	0,0702	P	1,3972	1
ESME69	ESME138	0,2831	P	1,0040	1
GZEV69	GZEV13G2	0,1371	P	0,0786	1
GZEV69	GZEV13G3	0,1371	P	0,0118	1
IBAR138	TULC138	0,1945	P	1,0961	1
IBAR138	IBAR138	0,2173	P	1,3306	1
IBAR138	IBAR138	0,2069	P	1,1156	1
IBAR138	IBAR138	0,3476	P	0,6642	1
IBAR34,5	IBAR138	-0,0392	P	16,6130	0,4499
IBAR69	IBAR138	-0,0128	P	47,5946	0,0548
IBAR69	IBAR138	-0,0322	P	19,8234	0,316
LOJA138	LOJA138	0,1245	P	0,8385	1
LOJA69	LOJA138	-0,0145	P	16,6825	0,4462
MACH138	MACH138	0,0844	P	0,8385	1
MACH138	MACH138	0,0844	P	0,8385	1
MACH230	MACH230	0,0760	P	0,1431	1
MACH69	MACH138	-0,0129	P	1,3584	1
MACH69	MACH138	-0,0129	P	1,3584	1
MACH69	MACH230	-0,0070	P	3,0887	1
MILA138	BABA138	0,1186	P	0,6274	1

Barra From	Barra To	Reactancia (p.u.)	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
MILA138	SIDE138	0,2951	P	0,4577	1
MILA230	MOLI230	0,1245	P	0,6866	1
MILA230	MILA230	0,0505	P	0,7788	1
MILA69	MILA230	-0,0058	P	18,5508	0,3608
MOLI138	CUEN138	0,0887	P	0,8968	1
MOLI138	MOLI13U1	0,1035	P	0,8378	1
MOLI138	MOLI13U5	0,1035	P	0,8382	1
MOLI138	MOLI230	-0,0043	P	37,0849	0,0903
MOLI138	MOLI230	-0,0043	P	37,0849	0,0903
MOLI230	RIOB230	0,1459	P	0,7396	1
MOLI230	TOTO230	0,1857	P	0,8535	1
MOLI230	MOLI13U0	0,0971	P	0,8385	1
MOLI230	MOLI13U8	0,0971	P	0,8385	1
MOLI230	MOLI13U9	0,0971	P	0,8385	1
MOLI230	MOLI230	0,0237	P	4,8007	1
MOLI230	MOLI230	0,0237	P	4,8007	1
MPP 138	MPP 13GA	0,1358	P	0,8385	1
MPP 138	MPP 13GB	0,1358	P	0,8385	1
MULA138	VICE138	0,1932	P	0,4105	1
MULA138	MULA138	0,0982	P	0,8385	1
MULA69	MULA138	-0,0052	P	33,0961	0,1134
PASC138	MILA138	0,0471	P	0,8385	1
PASC138	POLI138	0,0194	P	1,5856	1
PASC138	SALI138	0,0223	P	1,0244	1
PASC138	SELE138	0,2689	P	0,0858	1
PASC138	PASC138	0,0859	P	0,3091	1
PASC138	PASC230	-0,0027	P	17,8270	0,3907
PASC138	PASC230	-0,0043	P	9,3079	1
PASC230	DCER230	0,0090	P	6,6839	1
PASC230	MOLI230	0,0856	P	0,9971	1
PASC230	TRIN230	0,0253	P	2,4065	1
PASC230	PASC230	0,0218	P	3,0311	1
PASC230	PASC230	0,0237	P	2,4110	1
PASC69	CGPA69	0,0010	P	25,0352	0,1394
PASC69	PASC138	-0,0134	P	1,7726	1
POLI138	POLI138	-0,0536	P	1,6834	1
POLI69	POLI138	0,1057	P	0,8408	1
POMA138	IBAR138	0,0774	P	1,0172	1
POMA138	POMA230	-0,0084	P	11,1073	1
POMA230	SROS230	0,0217	P	2,0227	1
POMA230	POMA230	0,0478	P	0,7028	1

Barra From	Barra To	Reactancia (p.u.)	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
PORT138	PORT138	-0,1581	P	1,7886	1
PORT138	PORT138	-0,1569	P	1,4459	1
PORT69	PORT138	0,2831	P	0,8803	1
PORT69	PORT138	0,2821	P	0,9869	1
POSO138	POSO138	0,2669	P	0,8385	1
POSO69	POSO138	-0,0401	P	15,3649	0,526
PUCA138	MULA138	0,0914	P	1,3549	1
PUCA138	PUCA13U2	0,2235	P	0,4785	1
QUEV138	DPER138	0,0562	P	1,8532	1
QUEV138	QUEV138	0,0572	P	0,8391	1
QUEV138	QUEV230	-0,0061	P	14,3717	0,6012
QUEV230	PASC230	0,0649	P	0,7225	1
QUEV230	QUEV230	0,0502	P	0,8385	1
QUEV69	QUEV138	-0,0068	P	15,4080	0,523
RIOB230	TOTO230	0,0398	P	4,4590	1
RIOB230	RIOB230	0,1827	P	0,5801	1
RIOB69	RIOB230	-0,0153	P	16,9905	0,4301
AMBA13,8	AMBA138	0,3794	P	0,6363	1
BABA13,8	BABA138	0,3455	P	0,5794	1
CHON13,8	CHON138	0,3342	P	0,5604	1
CUEN13,8	CUEN138	0,2635	P	0,4418	1
CVIC138	CVIC13,8	0,0603	P	0,3718	1
DCER13,8	DCER230	0,1946	P	0,8385	1
ESME13A1	ESME138	0,6636	P	1,1128	1
IBAR13,8	IBAR138	0,4403	P	0,7383	1
IBAR13C1	IBAR138	0,2590	P	0,8385	1
IBAR13C2	IBAR138	0,8328	P	1,4700	1
LOJA13,8	LOJA138	0,2580	P	0,4526	1
MACH13,8	MACH138	0,1703	P	0,2855	1
MACH13,8	MACH138	0,1703	P	0,2855	1
MACH13,8	MACH230	0,1597	P	0,2678	1
MILA13TK	MILA230	0,0469	P	0,8385	1
MOLI13R1	MOLI230	0,1054	P	0,6275	1
MOLI13R2	MOLI230	0,1054	P	0,6275	1
MULA13,8	MULA138	0,3443	P	0,5774	1
PASC13IO	PASC138	0,1734	P	0,2908	1
PASC13TT	PASC230	0,0920	P	0,2276	1
PASC13TU	PASC230	0,1054	P	0,1768	1
POLI13,8	POLI138	0,2515	P	0,8376	1
POMA13,8	POMA230	0,2105	P	0,3531	1
PORT13A1	PORT138	0,6636	P	1,1128	1

Barra From	Barra To	Reactancia (p.u.)	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
PORT13A2	PORT138	0,6339	P	1,0631	1
POSO13,8	POSO138	0,5181	P	0,8689	1
QUEV13TR	QUEV138	0,1198	P	0,2381	1
QUEV13TT	QUEV230	0,1094	P	0,3662	1
RIOB13,8	RIOB230	0,1009	P	0,8385	1
SALI69TQ	GZEV69	0,0010	P	4,7609	1
SALI69TR	GZEV69	0,0010	P	7,9119	1
AGOY138	AGOY13U1	0,1438	Q	0,8385	1
AGOY138	AGOY13U2	0,1438	Q	0,8385	1
AGOY138	TOTO138	0,0421	Q	3,5101	1
AMBA138	PUCA138	0,0724	Q	0,8385	1
AMBA138	AMBA138	0,1706	Q	0,8385	1
AMBA69	AMBA138	-0,0113	Q	25,7138	0,1878
BABA138	BABA138	0,1003	Q	0,8385	1
BABA69	BABA138	-0,0063	Q	27,6510	0,1624
CGPA69	CGPA13,8	0,1023	Q	0,8385	1
CGSR138	CGSR13U1	0,4450	Q	0,8385	1
CGSR138	CGSR13U2	0,4450	Q	0,8385	1
CHON138	CHON138	0,1638	Q	0,8385	1
CHON69	CHON138	-0,0287	Q	14,0679	0,6274
CTRI138	CTRI13,8	0,0468	Q	0,8385	1
CUEN138	LOJA138	0,3552	Q	0,3912	1
CUEN138	CUEN138	0,0799	Q	0,8385	1
CUEN69	CUEN138	-0,0109	Q	11,9893	0,8638
DCER230	MILA230	0,0390	Q	0,8385	1
DCER230	DCER230	0,1355	Q	0,8385	1
DCER69	DCER230	-0,0766	Q	3,2971	1
DPER138	CHON138	0,1506	Q	0,8575	1
DPER138	DPER13U1	0,1504	Q	0,8385	1
DPER138	DPER13U2	0,1504	Q	0,8385	1
DPER138	DPER13U3	0,1504	Q	0,8385	1
DPER138	PORT138	0,1187	Q	0,9799	1
ELEC138	ELEC69	0,0654	Q	0,8385	1
ELEC138	POSO138	0,2124	Q	0,8385	1
ELEC138	ELEC13G3	0,2235	Q	0,8385	1
ELEC138	ELEC13G4	0,2235	Q	0,8385	1
ELEC69	GZEV69	0,0021	Q	3,3027	1
ELEC69	ELEC13G1	0,2533	Q	0,8385	1
ELEC69	ELEC13G2	0,4046	Q	0,8385	1
ESME138	ESME138	-0,1581	Q	1,5259	1
ESME138	ESME13G1	0,0702	Q	3,6091	1

Barra From	Barra To	Reactancia (p.u.)	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
ESME69	ESME138	0,2831	Q	0,8385	1
GZEV69	GZEV13G2	0,1371	Q	0,8385	1
GZEV69	GZEV13G3	0,1371	Q	0,8385	1
IBAR138	TULC138	0,1945	Q	0,9262	1
IBAR138	IBAR138	0,2173	Q	1,5508	1
IBAR138	IBAR138	0,2069	Q	1,6598	1
IBAR138	IBAR138	0,3476	Q	0,8175	1
IBAR34,5	IBAR138	-0,0392	Q	12,1341	0,8434
IBAR69	IBAR138	-0,0128	Q	27,1100	0,169
IBAR69	IBAR138	-0,0322	Q	10,6933	1
LOJA138	LOJA138	0,1245	Q	0,8385	1
LOJA69	LOJA138	-0,0145	Q	13,0553	0,7285
MACH138	MACH138	0,0844	Q	0,6978	1
MACH138	MACH138	0,0844	Q	0,6978	1
MACH230	MACH230	0,0760	Q	0,4325	1
MACH69	MACH138	-0,0129	Q	1,8351	1
MACH69	MACH138	-0,0129	Q	1,8351	1
MACH69	MACH230	-0,0070	Q	3,0137	1
MILA138	BABA138	0,1186	Q	0,7655	1
MILA138	SIDE138	0,2951	Q	0,4515	1
MILA230	MOLI230	0,1245	Q	0,6146	1
MILA230	MILA230	0,0505	Q	0,8385	1
MILA69	MILA230	-0,0058	Q	13,5296	0,6784
MOLI138	CUEN138	0,0887	Q	0,8385	1
MOLI138	MOLI13U1	0,1035	Q	0,8385	1
MOLI138	MOLI13U5	0,1035	Q	0,8385	1
MOLI138	MOLI230	-0,0043	Q	21,0454	0,2804
MOLI138	MOLI230	-0,0043	Q	21,0454	0,2804
MOLI230	RIOB230	0,1459	Q	0,6042	1
MOLI230	TOTO230	0,1857	Q	0,7880	1
MOLI230	MOLI13U0	0,0971	Q	0,8385	1
MOLI230	MOLI13U8	0,0971	Q	0,8385	1
MOLI230	MOLI13U9	0,0971	Q	0,8385	1
MOLI230	MOLI230	0,0237	Q	3,5948	1
MOLI230	MOLI230	0,0237	Q	3,5948	1
MPP 138	MPP 13GA	0,1358	Q	0,8385	1
MPP 138	MPP 13GB	0,1358	Q	0,8385	1
MULA138	VICE138	0,1932	Q	0,4107	1
MULA138	MULA138	0,0982	Q	0,8385	1
MULA69	MULA138	-0,0052	Q	29,6578	0,1412
PASC138	MILA138	0,0471	Q	0,8385	1

Barra From	Barra To	Reactancia (p.u.)	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
PASC138	POLI138	0,0194	Q	1,7794	1
PASC138	SALI138	0,0223	Q	1,1908	1
PASC138	SELE138	0,2689	Q	0,3208	1
PASC138	PASC138	0,0859	Q	0,2594	1
PASC138	PASC230	-0,0027	Q	11,8027	0,8914
PASC138	PASC230	-0,0043	Q	8,2062	1
PASC230	DCER230	0,0090	Q	3,7863	1
PASC230	MOLI230	0,0856	Q	0,8492	1
PASC230	TRIN230	0,0253	Q	1,8238	1
PASC230	PASC230	0,0218	Q	1,7138	1
PASC230	PASC230	0,0237	Q	1,4596	1
PASC69	CGPA69	0,0010	Q	22,0116	0,1123
PASC69	PASC138	-0,0134	Q	1,2280	1
POLI138	POLI138	-0,0536	Q	1,6834	1
POLI69	POLI138	0,1057	Q	0,8385	1
POMA138	IBAR138	0,0774	Q	2,1019	1
POMA138	POMA230	-0,0084	Q	7,1328	1
POMA230	SROS230	0,0217	Q	1,6604	1
POMA230	POMA230	0,0478	Q	0,8385	1
PORT138	PORT138	-0,1581	Q	1,7451	1
PORT138	PORT138	-0,1569	Q	1,5450	1
PORT69	PORT138	0,2831	Q	0,8385	1
PORT69	PORT138	0,2821	Q	0,8385	1
POSO138	POSO138	0,2669	Q	0,8385	1
POSO69	POSO138	-0,0401	Q	11,5207	0,9355
PUCA138	MULA138	0,0914	Q	1,3950	1
PUCA138	PUCA13U2	0,2235	Q	0,8385	1
QUEV138	DPER138	0,0562	Q	1,4307	1
QUEV138	QUEV138	0,0572	Q	0,8385	1
QUEV138	QUEV230	-0,0061	Q	13,2755	0,7046
QUEV230	PASC230	0,0649	Q	0,6610	1
QUEV230	QUEV230	0,0502	Q	0,9416	1
QUEV69	QUEV138	-0,0068	Q	23,0499	0,2337
RIOB230	TOTO230	0,0398	Q	3,2059	1
RIOB230	RIOB230	0,1827	Q	0,4698	1
RIOB69	RIOB230	-0,0153	Q	12,6771	0,7727
AMBA13,8	AMBA138	0,3794	Q	0,3730	1
BABA13,8	BABA138	0,3455	Q	0,2591	1
CHON13,8	CHON138	0,3342	Q	0,3988	1
CUEN13,8	CUEN138	0,2635	Q	0,3967	1
CVIC138	CVIC13,8	0,0603	Q	0,8385	1

Barra From	Barra To	Reactancia (p.u.)	Medición	Estadística de Proyección	Ponderación
DCER13,8	DCER230	0,1946	Q	0,7659	1
ESME13A1	ESME138	0,6636	Q	0,4968	1
IBAR13,8	IBAR138	0,4403	Q	0,6938	1
IBAR13C1	IBAR138	0,2590	Q	1,1490	1
IBAR13C2	IBAR138	0,8328	Q	0,6315	1
LOJA13,8	LOJA138	0,2580	Q	0,4080	1
MACH13,8	MACH138	0,1703	Q	0,5530	1
MACH13,8	MACH138	0,1703	Q	0,5530	1
MACH13,8	MACH230	0,1597	Q	0,5707	1
MILA13TK	MILA230	0,0469	Q	0,8385	1
MOLI13R1	MOLI230	0,1054	Q	0,6896	1
MOLI13R2	MOLI230	0,1054	Q	0,6896	1
MULA13,8	MULA138	0,3443	Q	0,2611	1
PASC13IO	PASC138	0,1734	Q	0,5477	1
PASC13TT	PASC230	0,0920	Q	0,6842	1
PASC13TU	PASC230	0,1054	Q	0,6617	1
POLI13,8	POLI138	0,2515	Q	0,4554	1
POMA13,8	POMA230	0,2105	Q	0,4854	1
PORT13A1	PORT138	0,6636	Q	0,4785	1
PORT13A2	PORT138	0,6339	Q	0,4813	1
POSO13,8	POSO138	0,5181	Q	0,4115	1
QUEV13TR	QUEV138	0,1198	Q	0,6375	1
QUEV13TT	QUEV230	0,1094	Q	0,6550	1
RIOB13,8	RIOB230	0,1009	Q	0,8385	1
SALI69TQ	GZEV69	0,0010	Q	4,7419	1
SALI69TR	GZEV69	0,0010	Q	7,8732	1