

**MODELO DC DE LAS ECUACIONES DE POTENCIA APLICADO A LA
ESTIMACIÓN DE ESTADO EN SISTEMAS ELECTRICOS**

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

**CARRERA:
INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de
INGENIERO ELÉCTRICO**

**TEMA:
MODELO DC DE LAS ECUACIONES DE POTENCIA APLICADO A LA
ESTIMACIÓN DE ESTADO EN SISTEMAS ELECTRICOS**

**AUTOR:
STEFANY FERNANDA YÁNEZ ROJAS**

**TUTOR:
CARLOS ANDRÉS BARRERA SINGAÑA**

Quito D.M., septiembre 2020

Stefany Fernanda Yánez Rojas

MODELO DC DE LAS ECUACIONES DE POTENCIA APLICADO A LA ESTIMACIÓN DE ESTADO EN SISTEMAS ELECTRICOS

Universidad Politécnica Salesiana, Quito – Ecuador 2020

Ingeniería Eléctrica

Breve reseña histórica e información de contacto.



Stefany Fernanda Yánez Rojas (Y'1997). Realizó sus estudios de nivel secundario en la Unidad Educativa “Giovanni Antonio Farina” de la ciudad de Quito. Egresada de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Politécnica Salesiana. Su trabajo se basa en la creación de un Modelo DC de las ecuaciones de potencia aplicado a la estimación de estado en sistemas eléctricos. syanezr@est.ups.edu.ec

Dirigido por:



Carlos Andrés Barrera Singaña (Y'1989). Realizó sus estudios superiores en la Escuela Politécnica Nacional de Quito, donde se graduó de Ingeniero Eléctrico en 2013. Además, cursó estudios de posgrado en la Universidad de Zaragoza, España, donde obtuvo el título en Máster en Energías Renovables y Eficiencia Energética con Especialidad en Sistemas Eléctricos. Actualmente es profesor ocasional a tiempo completo de la Universidad Politécnica Salesiana. cbarrera@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados:

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con la autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos o investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

©2020 Universidad Politécnica Salesiana

QUITO - ECUADOR

DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR

Yo, Carlos Andrés Barrera Singaña declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el trabajo de titulación “*MODELO DC DE LAS ECUACIONES DE POTENCIA APLICADO A LA ESTIMACIÓN DE ESTADO EN SISTEMAS ELECTRICOS*” realizado por Stefany Fernanda Yánez Rojas, obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana para ser considerados como trabajo final de titulación.

Quito D.M., septiembre de 2020



Carlos Andrés Barrera Singaña

C.C.: 0503503336

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTORA

Yo, Stefany Fernanda Yáñez Rojas, con documento de identificación N° 1754287132, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autora del trabajo de grado/titulación intitulado: *“MODELO DC DE LAS ECUACIONES DE POTENCIA APLICADO A LA ESTIMACIÓN DE ESTADO EN SISTEMAS ELECTRICOS”*, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniera Eléctrica, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor me reservo los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribo este documento en el momento que hago entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, D.M., septiembre de 2020



Stefany Fernanda Yáñez Rojas

C.C.: 1754287132

1. ÍNDICE GENERAL

1	INTRODUCCIÓN	2
2	MARCO TEÓRICO.....	3
2.1	Estimación de estado.....	3
2.2	Estadística y errores	4
2.3	Pruebas y errores.....	5
2.4	Aplicación de la estimación de estado en sistemas de potencia	5
2.5	Modelos para estimación	7
2.5.1	Modelo AC.....	7
2.5.2	Modelo DC.....	9
3	ESTIMACIÓN DE ESTADO MEDIANTE EL MODELO DC	10
3.1	Descarte de medidas erróneas	10
4	MODELO PARA ESTIMACIÓN DE ESTADO	11
4.1	Sistemas de prueba.....	11
4.1.1	Caso de estudio 1: IEEE 6 barras	12
4.1.2	Caso de estudio 2: IEEE 14 barras	12
5	ANÁLISIS DE RESULTADOS	13
6	CONCLUSIONES	16
6.1	Trabajos futuros	17
7	REFERENCIAS.....	17
7.1	Matriz de Estado del Arte	19
7.2	Resumen de Indicadores	23
8	ANEXOS	25

2. ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Descripción del método propuesto para estimación de estado y parámetros.	4
Figura 2. Función de Densidad de Probabilidad PDF (η).....	5
Figura 3. Modelo de Estimación AC y DC.....	7
Figura 4. Función de Densidad de Probabilidad $p(x^2)$ de la Distribución Chi-cuadrado...	11
Figura 5. Diagrama de Flujo de Modelo de Estimación de Estados.	11
Figura 6. Localización de Mediciones en el Sistema IEEE 6 barras.	12
Figura 7. Localización de Mediciones en el Sistema IEEE 14 barras.	12
Figura 8. Corrección de las variables de estado del sistema IEEE 6 Barras.	14
Figura 9. Corrección de las variables de estado del sistema IEEE 14 Barras.	14
Figura 10. Flujo de Potencia DC para el sistema IEEE 6 Barras.....	15
Figura 11. Error Porcentual del Flujos de Potencia DC del sistema IEEE 6 Barras.....	15
Figura 12. Flujo de Potencia DC para el sistema IEEE 14 Barras.....	16
Figura 13. Error Porcentual del Flujos de Potencia DC del sistema IEEE 14 Barras.....	16
Figura 14. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte	23
Figura 15. Indicador de formulación del problema - Estado del arte.....	23
Figura 16. Indicador de solución - Estado del arte	24

3. ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Fórmulas de Estimación [17].	7
Tabla 2. Valores del área α a la derecha de $x^2 = \chi^2_{\alpha, 2}$ evaluada en la Figura (5).	10
Tabla 3. Datos Base para los Sistemas IEEE 6 y 14 barras.	12
Tabla 4. Mediciones de Estado para el SEP IEEE 6 barras.	12
Tabla 5. Mediciones de Estado para el SEP IEEE 14 barras.	12
Tabla 6. Corrección de Medidas Erróneas IEEE 6 Barras, evaluación Chi-cuadrado.	13
Tabla 7. Corrección de Medidas Erróneas IEEE 14 Barras, evaluación Chi-cuadrado.	13
Tabla 8. Resultados de las variables de estado IEEE 6 Barras θ	14
Tabla 9. Resultados de las variables de estado IEEE 6 Barras θ	14
Tabla 10. Comprobación de Flujos de Potencia DC en IEEE 6 Barras.	15
Tabla 11. Comprobación de Flujos de Potencia DC en IEEE 14 Barras.	16
Tabla 12. Matriz de estado del arte	19
Tabla 13. Datos del Sistema IEEE de 6 barras.....	25
Tabla 14. Datos de líneas del sistema IEEE de 6 barras	25
Tabla 15. Datos del Sistema IEEE de 14 barras.....	26
Tabla 16. Datos de líneas del sistema IEEE de 14 barras	26

MODELO DC DE LAS ECUACIONES DE POTENCIA APLICADO A LA ESTIMACIÓN DE ESTADO EN SISTEMAS ELÉCTRICOS

Resumen

El crecimiento continuo de los sistemas de potencia ha provocado que la operación de los sistemas eléctricos aumente en complejidad día a día. De este aspecto surge la necesidad de mantener la operación del sistema eléctrico en óptimas condiciones. Uno de los procedimientos críticos, y de mayor importancia, que responde a la necesidad de conocer el estado del sistema durante su operación, vincula el uso de métodos de estimación de estados, cuya aplicación, principalmente, dada la alta complejidad en los sistemas de potencia actuales, comúnmente puede acarrear altos tiempos computacionales. En este contexto, el presente trabajo analiza el método estadístico de estimación de estados DC, mediante la metodología de mínimos cuadrados ponderados, que incluye el procesamiento oportuno de un conjunto de mediciones redundantes, corrigiéndolas mediante el descarte de medidas erróneas Chi-cuadrado, el cual se ha desarrollado en Matlab y validado mediante PowerFactory con Flujos de Potencia linealizados. A fin de ensayar el algoritmo propuesto, se han empleado los sistemas de prueba IEEE de 6 y 14 barras sujeto a distintos parámetros de confianza del estimador de esta forma, se pueden determinar los aspectos de seguridad en la red eléctrica.

Palabras Clave: Estimación de Estado, Mínimos Cuadrados, Flujos de Potencia, Mediciones, Sistema Eléctrico de Potencia.

Abstract

The continuous growth of power systems has caused the operation of electrical systems to increase in complexity day by day. From this aspect arises the need to maintain the operation of the electrical system in optimal conditions. One of the critical, and most important, procedures that responds to the need to know the state of the system during its operation, links the use of state estimation methods, the application of which, mainly, given the high complexity in today's power systems, can commonly lead to high computational times. In this context, this work analyzes the statistical method of estimating DC states, using the weighted least squares methodology, which includes the timely processing of a set of redundant measurements, correcting them by discarding erroneous Chi-square measurements, which has been developed in Matlab and validated by PowerFactory with linearized Power Flows. In order to test the proposed algorithm, the IEEE 6 and 14 bus test systems have been used subject to different estimator confidence parameters in this way, safety aspects in the electrical grid can be determined.

Keywords: Status Estimate, Minimum Squares, Power Flows, Measurements, Electrical Power System.

1 Introducción

A medida que aumenta la demanda de energía eléctrica y se expanden los sistemas eléctricos de potencia, las soluciones para mantener el suministro de energía eléctrica siguen la trilogía de continuidad, calidad y economía de servicio, por lo que existe una creciente necesidad de interconexión entre sistemas eléctricos de potencia [1]. Por lo tanto, la necesidad de desarrollar e implementar un método para la estimación de estado en los sistemas eléctricos. Fred Schweppe define el estimador de estado como un algoritmo de procesamiento de datos, que convierte las lecturas redundantes del medidor y otra información disponible, en estimaciones de estado del sistema eléctrico [2]–[4]. Hoy en día, la estimación de estado se ha convertido en una parte importante de casi todos los sistemas de gestión de energía en todo el mundo, pues es una herramienta muy básica para garantizar el funcionamiento seguro del sistema [5], en [6], se muestra los niveles de seguridad dependiendo las contingencias que existan en el sistema.

En [7], se presenta un enfoque teórico de la información para la estimación generalizada del estado, con el objetivo de lograr resultados fiables de topología y de estimación de variables de estado. En [8], se presenta el análisis del error de fasor y propone un algoritmo de mínimos cuadrados ponderados por número complejo (CWLS) para la estimación de estado, que muestra una alta eficiencia computacional y una mayor robustez a los errores de fasor. Mientras que en [9], se propone una investigación sistemática al problema de evaluación de la presión de los sistemas eléctricos y propone un nuevo índice de precisión basado en correntropía para la precisión en los resultados. En [10], se muestra la estimación de estado distribuido de los

sistemas dinámicos autónomos, bajo retrasos arbitrariamente grandes en la comunicación y medición, considerando la presencia de retrasos de tiempo arbitrariamente grandes. En [11], los sistemas no observables pueden llegar a ser observables hasta cierto punto, una contribución a los problemas con la falta de observabilidad del sistema, un problema que ocurre particularmente a menudo en el monitoreo de las redes de distribución. Por otra parte [12], propone identificar datos erróneos en las mediciones mediante el cálculo de flujos de potencia convencional usando el método Newton Raphson.

Este proceso de control se basa en información de tiempo real del sistema de potencia [13]. A lo largo de los años, el enfoque para estimar el estado del sistema eléctrico se ha movido hacia un enfoque más holístico, este término tomado del campo médico, implica el uso de todos los datos disponibles [14]. Esto se realiza mediante una función de adquisición de datos que puede procesar datos analógicos y de estado [15]. Las mediciones analógicas incluyen flujo de potencia, inyección de potencia, amplitud de voltaje, ángulo de fase y mediciones de magnitud de corriente, mientras que los datos de estado incluyen datos relacionados con la configuración de la red. La base de datos estática contiene datos básicos de configuración de red, así como datos de parámetros (por ejemplo, impedancia de línea). Una variable de estado se considera observable si se puede calcular a partir de los datos disponibles (dinámico y estático) [16].

En [17], el propósito de la estimación de estado es obtener una buena estimación de las variables de estado del sistema eléctrico a partir de los valores de medición redundantes recopilados por el medidor, por ende, en [18], se incorporan facts, que actualizan simultáneamente los

datos estimados de las variables de estado de los dispositivos. Generalmente hay mediciones imperfectas [19], por ende el error se debe a la interrupción de la comunicación con el medidor, debido a una mala calibración, o defectos del equipo [20].

El programa de estimación se basa en minimizar la suma de los cuadrados de las diferencias entre, el valor estimado de la función matemática y el valor obtenido por la medición [21]. Por lo tanto, la necesidad de desarrollar e implementar un programa de computador realizado en Matlab, para la estimación de estado.

El presente artículo se enfoca en la estimación de estados en los sistemas eléctricos de potencia (SEP), para la cual se efectúa una detección de datos erróneos en el conjunto de mediciones. Por ende, el inicio de este artículo se basa en la recopilación bibliográfica de la estimación de estado, y sus aplicaciones en el SEP, analizando los modelos de estimación AC y DC. Se emplea el modelo de estimación DC, tomando a la potencia activa como variable medida en distintos ramales de un SEP. Además, se considera el uso del método de mínimos cuadrados ponderados en este proceso, ya que este último puede proporcionar datos confiables sobre el estado del sistema eléctrico a través del descarte de aquellas medidas erróneas. La investigación incluye el desarrollo de un algoritmo basado en el modelo linealizado de los flujos de potencia, así como la metodología de mínimos cuadrados ponderados. El algoritmo implementado para la estimación de estado se desarrolla en el software Matlab. Los resultados de la estimación obtenidos se contrastan con los encontrados mediante el software DIgSILENT PowerFactory.

El trabajo de investigación se aplica en los sistemas de prueba de bus eléctrico IEEE 6 y 14, los cuales están expuestos a

diferentes condiciones de operación, con el fin de evaluar la efectividad y determinar los aspectos concluyentes correspondientes. A continuación, este artículo se distribuye de la siguiente manera: Apartado 2: marco teórico relacionado con estadística, pruebas de errores y la aplicación de la estimación de estado para sistemas eléctricos. Sección 3: modelado de ecuaciones de DC y detección de errores. Apartado 4: implementación del modelo matemático. Apartado 5: análisis de resultados en los sistemas de prueba propuestos. Apartado 6: conclusiones y trabajos futuros. Apartado 7: referencias y Apartado 8: anexos.

2 Marco teórico

2.1 Estimación de estado

La estimación de estados es un proceso de asignación de valores a variables de estado desconocidas, basadas en mediciones tomadas del sistema eléctrico de acuerdo con algunos parámetros. Por ende, el procedimiento implica mediciones incompletas que son redundantes, por lo tanto, la metodología utilizada para estimar el estado del sistema se basa en criterios estadísticos que estiman el valor real de la variable de estado, para minimizar o maximizar el parámetro seleccionado [22].

Como se menciona anteriormente, el estimador de estado se utiliza para crear el modelo para la parte observable de la red y, opcionalmente, para adjuntar el modelo de red externa a ella. Con un nivel de redundancia adecuado, la estimación del estado puede eliminar el efecto de los datos incorrectos y permitir la pérdida temporal de la medición, sin afectar significativamente la calidad de los valores estimados. La estimación de estado se utiliza principalmente para filtrar datos redundantes, para eliminar

mediciones incorrectas y para producir estimaciones de estado fiables, y también, en cierta medida, permite la determinación de los flujos de potencia en partes de la red que no se miden directamente. Tanto el estudio de contingencia, el flujo de energía óptimo y el simulador de entrenamiento de operadores se basan en la calidad del modelo de red en tiempo real obtenido a través de la estimación del estado, y aún más las nuevas funciones que necesitan los mercados energéticos emergentes.

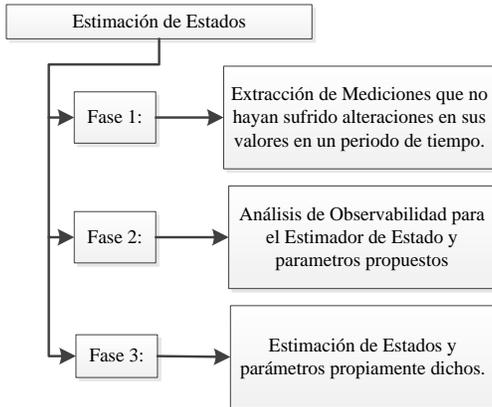


Figura 1. Descripción del método generalizado para estimación de estado DC y AC.

2.2 Estadística y errores

La estimación estadística se refiere a un proceso que utiliza muestras aleatorias para calcular el valor de uno o más parámetros desconocidos en un sistema. Debido a que las muestras o mediciones son inexactas, la estimación obtenida para el parámetro desconocido también es inexacta. Esto lleva al problema de cómo, dadas las mediciones disponibles, se puede formular la mejor estimación posible de los parámetros desconocidos [23].

El desarrollo de las nociones de estimación del estado puede continuar en varias líneas, dependiendo del criterio estadístico seleccionado. En este caso, se utiliza un criterio de mínimos cuadrados ponderados, cuyo propósito es disminuir

la suma de los cuadrados de las desviaciones ponderadas de las mediciones estimadas, \hat{z} , respecto a las mediciones reales, z .

Muchos de estos problemas de error en las mediciones se encuentran en la supervisión de un sistema de transmisión. Estos problemas provienen principalmente de la naturaleza de los transductores de medición y de los problemas de comunicación en la transmisión de los valores medidos al centro de control de operaciones. Por lo tanto, un procedimiento razonable sería uno que simplemente elegiría la estimación como el valor que maximiza esta probabilidad, en este caso será la función de densidad de probabilidad (PDF) de los errores en la medición.

En este contexto, en la estimación del estado, las mediciones son erróneas: es decir, el valor obtenido del dispositivo de medición está cerca del valor real del parámetro medido, pero difiere en un error desconocido, en (1) se puede expresar matemáticamente.

$$z^{meas} = z^{true} + \eta \quad (1)$$

Donde:

z^{meas} : es el valor medido.

z^{true} : es el valor calculado.

η : es el error en la medición.

El número aleatorio, η , sirve para modelar la incertidumbre en las mediciones. Si el error de medición es imparcial, la función de densidad de probabilidad de η se elige generalmente como un distribuidor normal con media cero. Siendo el PDF de η :

$$PDF(\eta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-\eta^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

Donde:

σ : es la desviación estándar.

σ^2 : es la varianza del número aleatorio.

PDF (η) describe el comportamiento de η , en la Figura 2 se muestra una gráfica de PDF (η).

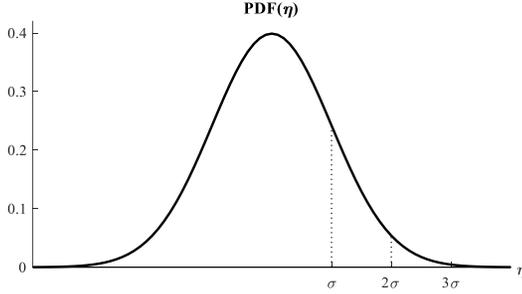


Figura 2. Función de Densidad de Probabilidad (PDF) (η).

Se debe tomar en cuenta que la desviación estándar σ proporciona un método para modelar la gravedad de los errores de medición aleatorios. Si σ es grande, la medición es relativamente imprecisa.

A partir de la ecuación (2) mediante el concepto de máxima verosimilitud el valor medio de η_1 es 0, se sabe que el valor medio de z_1^{med} es igual a verdadero z_1^{true} . Esto nos permite escribir un PDF para z_1^{meas} como:

$$PDF(z_1^{meas}) = \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(z_1^{meas} - z_1^{true})^2}{2\sigma_1^2}\right) \quad (3)$$

2.3 Pruebas y errores

Una vez determinadas las variables de estado \hat{x} , se inicia un proceso de validación estática para detectar la ocurrencia de errores.

El método de mínimos cuadrados se usa a menudo para encontrar el mejor ajuste para los datos medidos al relacionar dos o más cantidades. Las mejores estimaciones se seleccionan teniendo en

cuenta aquellas que minimizan la suma ponderada de los cuadrados de los errores de medición.

$$\min J(x) = \sum_{i=1}^{N_m} \frac{\eta_i^2}{\sigma_i^2} = \sum_{i=1}^{N_m} \frac{[z_i^{med} - f_i(x)]^2}{\sigma_i^2} \quad (4)$$

Donde:

f_i : es la función que se utiliza para calcular el valor que se mide la medición i th.

σ_i^2 : es la varianza para la medición i th.

$J(x)$: es la medición residual.

N_m : es el número de las mediciones independientes

z_i^{med} : es i th cantidad medida.

Se debe tener en cuenta que la ecuación (4) puede expresarse por unidad o en unidades físicas como [MW], [Mvar] o [kV].

Para estimar en N_s parámetros desconocidos usando mediciones N_m , la ecuación se reescribe de la siguiente forma:

$$\min_{\{x_1, x_2, \dots, x_{N_s}\}} J(x_1, x_2, \dots, x_{N_s}) = \sum_{i=1}^{N_m} \frac{[z_i - f_i(x_1, x_2, \dots, x_{N_s})]^2}{\sigma_i^2} \quad (5)$$

El cálculo de las estimaciones que se muestran en las ecuaciones (4) y (5) se llama estimador de mínimos cuadrados ponderados, como se ha mostrado previamente, si el error de medición se modela como teniendo una distribución normal.

2.4 Aplicación de la estimación de estado en sistemas de potencia

En los sistemas eléctricos de potencia, el estimador de estado se convierte en una herramienta que se puede utilizar para

construir un modelo preciso del sistema eléctrico en tiempo real basado en los datos de los medidores en la red. Esta representación permite el análisis de la seguridad de SEP y proporciona un diagnóstico de su mantenimiento.

Para ser aplicado en el sistema eléctrico de potencia es necesario formular la matriz, por lo tanto, si las funciones $f_i(x_1, x_2, \dots, x_{N_s})$ son funciones lineales, la ecuación (5) tiene una solución de forma cerrada. La función $f_i(x_1, x_2, \dots, x_{N_s})$ se escribe de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} f_i(x_1, x_2, \dots, x_{N_s}) &= f_i(x) \\ &= h_{i1}x_1 + h_{i2}x_2 \\ &+ \dots + h_{iN_s}x_{N_s} \end{aligned} \quad (6)$$

Por lo tanto, si se coloca las funciones f_i en un vector, se puede escribir la ecuación (7):

$$f(x) = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \\ \vdots \\ f_{N_m}(x) \end{bmatrix} = [H]x \quad (7)$$

Donde:

$[H]$: es una matriz N_m por N_s que contiene los coeficientes de las funciones lineales.

N_m : es el número de mediciones.

N_s : es el número de parámetros desconocidos que se estiman

Al colocar todas las medidas en un vector se tiene como resultado la ecuación (8):

$$z^{meas} = \begin{bmatrix} z_1^{meas} \\ z_2^{meas} \\ \vdots \\ z_{N_m}^{meas} \end{bmatrix} = [H]x \quad (8)$$

Entonces, se puede escribir la ecuación (5) en una forma más compacta como lo muestra la ecuación (9):

$$\min_x J(x) = [z^{meas} - f(x)]^T [R^{-1}] [z^{meas} - f(x)] \quad (9)$$

Donde:

$[R]$: es la matriz de covarianza de errores de medición expresada en la ecuación (10).

$$[R] = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & & & \\ & \sigma_2^2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sigma_{N_m}^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

Para obtener la expresión general para el mínimo en la ecuación (9), se expande la expresión y se sustituye $[H]x$ por $f(x)$ de la ecuación (7) y como resultado se obtiene la ecuación (11).

$$\begin{aligned} \min_x J(x) &= \{ z^{meas T} [R^{-1}] z^{meas} \\ &- x^T [H]^T [R^{-1}] z^{meas} \\ &- z^{meas} [R^{-1}] [H] x \\ &+ x^T [H]^T [R^{-1}] [H] x \} \end{aligned} \quad (11)$$

El mínimo se obtiene igualando a cero la derivada parcial de $J(x)$ con respecto a x , resultando en la ecuación (12).

$$\begin{aligned} x^{est} &= [[H]^T [R^{-1}] [H]]^{-1} [H]^T [R^{-1}] z^{meas} \end{aligned} \quad (12)$$

Donde:

x^{est} : es el vector de variables de estado estimadas.

$[H]$: matrices de coeficiente de función de medición.

$[R]$: es la matriz de covarianza de medición.

z^{meas} : es el vector que contiene los propios valores medidos.

En este caso se puede tener varias derivaciones de la fórmula de estimación de estados, la cual se puede observar en la Tabla 1:

Tabla 1. Fórmulas de Estimación [22].

Caso	Solución	Comentario
$N_s < N_m$	$x^{est} = \begin{bmatrix} [H]^T [R^{-1}] [H] \\ [H]^T [R^{-1}] z^{meas} \end{bmatrix}$	x^{est} es la estimación de máxima verosimilitud de x dadas las medidas z^{meas} .
$N_m = N_m$	$x^{est} = [H]^{-1} z^{meas}$	x^{est} se adapta a las cantidades medidas a las medidas z^{meas} exactamente.
$N_s > N_m$	$x^{est} = \begin{bmatrix} [H]^T \\ [H][H]^T \end{bmatrix}^{-1} z^{meas}$	x^{est} es el vector de la norma mínimo que se ajusta a las cantidades medidas a las mediciones exactamente.

Como resultado de utilizar la ecuación (12) se tiene una matriz de variable de estado:

$$x^{est} = \begin{bmatrix} \theta_1^{est} \\ \theta_2^{est} \\ \vdots \\ \theta_{N_m}^{est} \end{bmatrix} \quad (13)$$

Para derivar la matriz $[H]$, se requiere escribir las mediciones como una función de las variables de estado θ_i y θ_j . Estas funciones se escriben por unidad como en la ecuación (14).

2.5 Modelos para estimación

El modelo matemático de estimación de estado se basa en las relaciones matemáticas entre las mediciones y las variables de estado. Siendo z^{meas} el conjunto de mediciones telemétricas, x el vector de variables de estado (magnitudes de voltaje de barras y ángulos de fase), H las ecuaciones que relacionan la medición

con la variable de estado y o el vector de error de medición.

El estimador de estado puede ser realizado tomando un modelo del SEP, AC o DC.

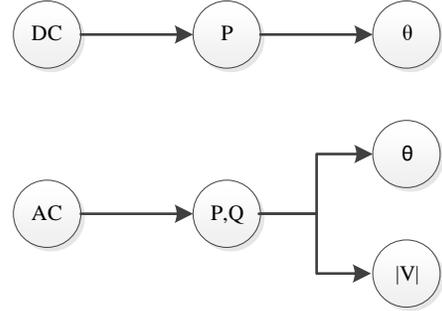


Figura 3. Modelo de Estimación AC y DC.

2.5.1 Modelo AC

El estado de un sistema de potencia de AC se expresa a través de las magnitudes de voltaje y los ángulos de fase en las barras. Aunque los ángulos de fase relativos de voltajes de barra no se pueden medir, se pueden calcular mediante datos en tiempo real [24]. Estos datos se procesan por el estimador de estado, que es un programa que calcula las magnitudes de voltaje y los ángulos de fase relativos de las barras del sistema. En [25] el estimador de estado opera con entradas en tiempo real que son de dos clases: datos y de estado. Este sistema registra cambios que verifican:

- Datos analógicos en forma de flujos.
- Cargabilidad P y Q .
- Magnitudes de voltaje de la mayoría de las barras del sistema.

El estimador de estado AC toma mediciones de potencia activa y reactiva para estimar los valores de los ángulos, voltajes, las magnitudes de los voltajes y las magnitudes de los voltajes de todas las barras del SEP.

Para obtener los mínimos cuadrados, se intenta minimizar la suma de los residuos de medición:

$$\min_x J(x) = \sum_{i=1}^{N_m} \frac{[z_i - f_i(x)]^2}{\sigma_i^2} \quad (14)$$

En una red de AC, las cantidades medidas son $[MW]$, $[Mvar]$ y $[MVA]$, $[A]$, posición de derivación del transformador y magnitud de voltaje. Las variables de estado son la magnitud del voltaje en cada barra, los ángulos de fase en todos excepto la barra de referencia, y las tomas del transformador. Por lo tanto, las funciones $f_i(x)$ serán funciones no lineales, excepto para una medición de magnitud de voltaje donde $f_i(x)$ es simplemente la unidad multiplicada por el x_i particular que corresponde a la magnitud de voltaje que se está midiendo. Para mediciones de $[MW]$ y $[Mvar]$ en una línea de transmisión desde la barra i a la barra j , se tienen los siguientes términos en $J(x)$:

$$\left\{ \frac{MW_{ij}^{meas} - \left[\frac{|V_i|^2(G_{ij}) - |V_i||V_j|}{(\cos(\theta_i - \theta_j)G_{ij} + \sin(\theta_i - \theta_j)B_{ij})} \right]}{\sigma_{MWij}^2} \right\} \quad (15)$$

Una medición de magnitud de voltaje da como resultado el siguiente término en $J(x)$:

$$\frac{|V_i^{meas} - V_i|}{\sigma_{|V_i|}^2} \quad (16)$$

Se pueden derivar funciones similares para mediciones de $[MVA]$ o amperios. Si no se tiene una relación lineal entre los estados $|V|$ y θ , se debe recurrir a una técnica iterativa para minimizar $J(x)$. Una técnica comúnmente utilizada para la estimación del estado del sistema de energía es calcular el gradiente de $J(x)$ y luego forzarlo a cero (0) usando el método de Newton.

Primero se forma el gradiente de $J(x)$ como:

$$\begin{aligned} \nabla_x J(x) &= \begin{bmatrix} \frac{\partial J(x)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial J(x)}{\partial x_2} \\ \vdots \end{bmatrix} \\ &= -2 \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_3}{\partial x_1} & \dots \\ \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_3}{\partial x_2} & \dots \\ \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \frac{\partial f_3}{\partial x_3} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \quad (17) \\ &\quad \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_1^2} & & & \\ & \frac{1}{\sigma_2^2} & & \\ & & \ddots & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 - f_1(x) \\ z_2 - f_2(x) \\ \vdots \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Al colocar las funciones $f_i(x)$ en forma vectorial $f(x)$ y calcular el jacobiano de $f(x)$, se obtiene:

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \dots \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \quad (18)$$

La cual se la denomina $[H]$.

$$[H] = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} & \dots \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \quad (19)$$

Además, se escribe:

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & & & \\ & \sigma_2^2 & & \\ & & \ddots & \end{bmatrix} = [R] \quad (20)$$

Entonces la ecuación (17) se puede escribir:

$$\begin{aligned} \nabla_x J(x) &= \left\{ -2[H]^T [R]^{-1} \begin{bmatrix} z_1 - f_1(x) \\ z_2 - f_2(x) \\ \vdots \end{bmatrix} \right\} \quad (21) \end{aligned}$$

Para hacer $\nabla_x J(x)$ igual a cero, se aplica el método de Newton en la ecuación (22):

$$\Delta x = [g'(x)]^{-1}[-g(x)] \quad (22)$$

Entonces:

$$\Delta x = \left[\frac{\partial \nabla_x J(x)}{\partial x} \right]^{-1} [-\nabla_x J(x)] \quad (23)$$

El jacobino de $\nabla_x J(x)$ se calcula tratando $[H]$ como una matriz constante:

$$\begin{aligned} & \frac{\partial \nabla_x J(x)}{\partial x} \\ &= \frac{\partial}{\partial x} \left\{ -2[H]^T [R]^{-1} \begin{bmatrix} z_1 - f_1(x) \\ z_2 - f_2(x) \\ \vdots \end{bmatrix} \right\} \\ &= -2[H]^T [R]^{-1} [-H] \\ &= 2[H]^T [R]^{-1} [H] \end{aligned} \quad (24)$$

Entonces:

$$\begin{aligned} \Delta x &= \frac{1}{2} [[H]^T [R]^{-1} [H]]^{-1} \\ &\times \left\{ 2[H]^T [R]^{-1} \begin{bmatrix} z_1 - f_1(x) \\ \vdots \end{bmatrix} \right\} \\ &= [[H]^T [R]^{-1} [H]]^{-1} [R]^{-1} \begin{bmatrix} z_1 - f_1(x) \\ z_2 - f_2(x) \\ \vdots \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (25)$$

La ecuación (25) es similar a la ecuación (12). Para solucionar el problema de estimación de estado de AC, se aplica iterativamente la ecuación (25). Se debe considerar que esto es similar al proceso iterativo utilizado en las soluciones de flujo de potencia de Newton-Raphson [22].

2.5.2 Modelo DC

El modelo DC de estimación de estados, se basa en flujos de potencia DC. Estos, como bien se conoce, son una

aproximación netamente lineal para el estudio de sistemas eléctricos de potencia [26]. Permiten determinar los flujos de potencia sin considerar las pérdidas sobre las líneas, centrando la búsqueda de resultados, exclusivamente en la potencia activa del sistema.

De forma que, considerando ciertos supuestos entre los cuales: la resistencia de línea es significativamente menor a su reactancia, la diferencia de ángulos de los voltajes en barras adyacentes es pequeña y su magnitud es uno [27], se puede determinar la potencia activa en una barra mediante (26).

$$P_i = \sum_{j=1}^N B_{ij}(\theta_i - \theta_j) \quad (26)$$

Donde:

- B_{ij} : es la susceptancia de la línea de transmisión $i - j$.
- P_i : es la potencia activa sobre la barra i .
- i, j : son los índices de barras del sistema eléctrico.

El estimador de estado DC toma las mediciones de potencia activa para estimar los valores de los ángulos de voltajes de las barras, suponiendo que las magnitudes de los voltajes son 1.0 [p. u.].

En el caso del modelo DC las variables de estado son los ángulos de los voltajes de las barras del SEP.

$$M_{i,j} = P_{i,j} = \frac{\theta_i - \theta_j}{x_{i,j}} [p. u.] \quad (27)$$

La matriz H llamada también matriz jacobiano, se estructura con los coeficientes de las variables de estado asociados al cálculo de cada medición i .

3 Estimación de estado mediante el modelo DC

3.1 Descarte de medidas erróneas

La distribución Chi-cuadrado juega un importante papel en la detección de medidas erróneas. Estas son medidas que difieren totalmente del valor verdadero por muchos o de acuerdo con el equipo de medición utilizado. Se debe considerar el caso en que exista una medición mala, esa medida por definición no pertenece al rango, tras evaluar la ecuación (26):

$$J(x) = \sum_{i=1}^j \frac{\left(z_i^{meas} - \frac{\theta_i^{est} - \theta_j^{est}}{x_{i,j}} \right)^2}{\sigma^2} \quad (27)$$

Esta prueba se realiza con la ecuación de mínimos cuadrados, que está representada por la distribución de probabilidad de Chi-cuadrado $X_{k,\alpha}^2$ [28]. Los valores de esta distribución de probabilidad dependen del nivel de confianza del estimador α y de los grados de libertad k .

$$k = N_m - N_s \quad (28)$$

Donde:

N_m : es el número de mediciones.

N_s : es el número de variables de estados.

La distribución Chi-cuadrado se aproxima mucho a la curva de distribución gaussiana estándar cuando el valor de k es muy grande $k > 30$, que frecuentemente es el caso en aplicaciones de sistemas de potencia [25]. En la Figura 4 se muestra la función de densidad de probabilidad de $x_{k,\alpha}^2$, para un valor representativo de k .

La prueba de detección de errores para el algoritmo de mínimos cuadrados ponderados en el proceso de estimación se evalúa mediante la expresión:

$$J(\hat{x}) \geq X_{k,\alpha}^2 \quad (29)$$

Los valores típicos para la confianza del estimador (α) se encuentran en el intervalo [0.95; 0.99]. En la Tabla 2. Se puede observar los valores del área α a la derecha de $x^2 = x_{k,\alpha}^2$, con esta tabla se prueba la detección de las mediciones erróneas.

Tabla 2. Valores del área α a la derecha de $x^2 = x_{k,\alpha}^2$ evaluada en la Figura 4.

k	α			
	0.05	0.025	0.01	0.005
1	3.84	5.02	6.64	7.88
2	5.99	7.38	9.21	10.60
3	7.82	9.35	11.35	12.84
4	4.49	11.14	13.28	14.86
5	11.07	12.83	15.09	16.75
6	12.59	14.45	16.81	18.55

Si se detecta la presencia de errores en los valores estimados, se debe realizar una prueba para identificar las mediciones con error [28]. Para este propósito se emplea el método del residuo normalizado mostrado en la ecuación (29).

$$y_i = \left| \frac{z_i^{meas} - x_i^{est}}{\sqrt{R'_{jj}}} \right| \quad (30)$$

Donde:

$$\begin{aligned} R'_{jj} &= [R] \\ &- [H][[H]^T [R]^{-1} [H]]^{-1} [H]^T \end{aligned} \quad (31)$$

Se debe omitir aquella medida correspondiente al mayor residuo normalizado. Una vez se elimina la medida, se deben repetir los pasos de

estimación y detección a fin de probar si ahora los estimados son buenos.

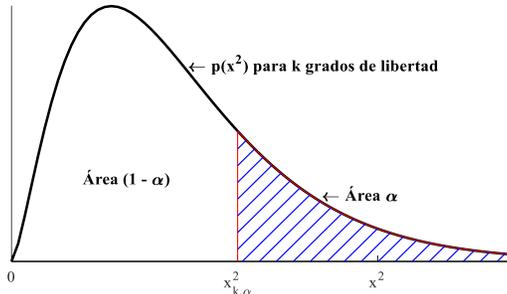


Figura 4. Función de Densidad de Probabilidad $p(x^2)$ de la Distribución Chi-cuadrado.

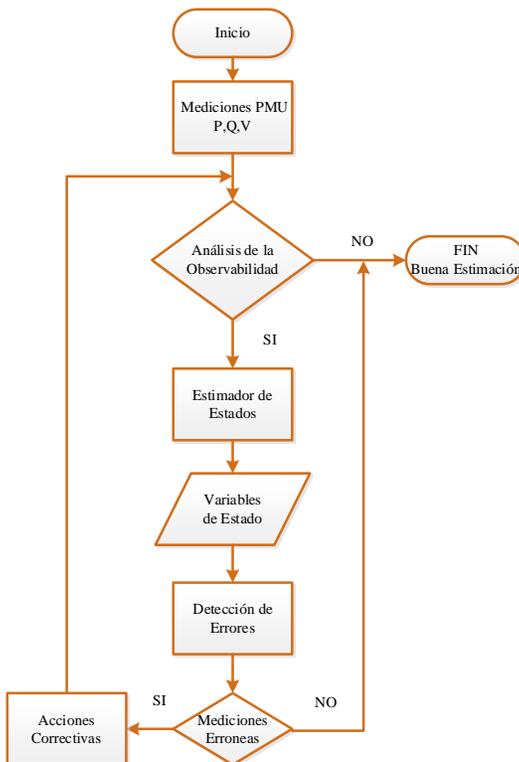


Figura 5. Diagrama de Flujo de Modelo de Estimación de Estados.

4 Modelo para estimación de estado

Teniendo en cuenta el modelo matemático de un sistema lineal con parámetros conocidos, es posible estimar el vector de estado para diferentes tiempos de muestreo. El algoritmo

implementado sigue una estructura clásica de predicción y corrección en la que la etapa de predicción se encarga de estimar el estado, mientras que la etapa de corrección toma y corrige este valor estimado. El modelado matemático propuesto en este artículo de investigación se resuelve en el software Matlab y la validación de los flujos de DC se realiza con el software PowerFactory. El modelo matemático es representado por un flujograma, el cual se explica el funcionamiento del código realizado en Matlab.

Además; a continuación, se describe el algoritmo implementado para ejecutar la estimación de estados.

Algoritmo: Estimación de Estados

-
- Paso 1:** Ingresar
Parámetros de la topología de la red $x_{i,j}$, Y , P_G , Q_G , $M_{i,j}$, σ , α y S_B
- Paso 2:** Creación de la Y_{Barra}
- Paso 3:** Creación de la matriz H , mediante el análisis de funciones:
$$f_i(x) = h_{i1}x_1 + h_{i2}x_2 + \dots + h_{iN_s}x_{N_s}$$
- Paso 4:** Creación de la matriz R , mediante sigma σ .
- Paso 5:** Formación de la matriz z^{meas} .
- Paso 6:** Calcular el vector de variables de estado estimadas:
$$x^{est} = [H]^T [R^{-1}] [H]^{-1} [H]^T [R^{-1}] z^{meas}$$
- Paso 7:** Descarte de Medidas Erróneas, mediante la distribución de probabilidad Chi-cuadrado $X_{k,\alpha}^2$:
$$k = N_m - N_s$$

Mediante la prueba:
$$J(\hat{x}) \geq X_{k,\alpha}^2$$

Al existir un error se emplea la metodología de error absoluto:
$$R'_{jj} = [R] - [H][H]^T [R]^{-1} [H]^{-1} [H]^T$$
- Paso 8:** Repetir este procedimiento hasta obtener una buena medición.
-

4.1 Sistemas de prueba

Para verificar la estimación de estado del SEP aplicando la metodología descrita. Como escenario de Estimación de Estados se emplea los modelos IEEE de 6 [22] y 14 [29] barras. El primero con 11 líneas de transmisión, 3 unidades de generación y 3 cargas. Mientras el segundo con 20 líneas de transmisión, 5 generadores y 11 cargas. De los sistemas eléctricos propuestos, los parámetros

asociados a las mediciones de cada barra se describen en las Tabla 3 y 4. Para los dos sistemas propuestos Alpha, Sigma y potencia base tienen los siguientes datos, mostrados en la Tabla 3. Estos valores son parámetros típicos y dependen de la precisión del aparato de medida. Por otra parte las mediciones consideradas para el estudio se fijan en función de los flujos de potencia de cada sistema, con valores próximos, pero distintos a los datos de flujo tomados de PowerFactory.

Tabla 3. Datos Base para los Sistemas IEEE 6 y 14 barras.

Datos Base para Sistemas Propuestos			
Sistema	α	σ	$S_B [MVA]$
IEEE 6	0.01	0.01	100
IEEE 14	0.025	0.02	100

4.1.1 Caso de estudio 1: IEEE 6 barras

En la Figura 6, se muestra las mediciones empleadas en el sistema IEEE 6 barras, mientras que en a Tabla 4 se muestran los datos correspondientes de las mediciones tomada de [22].

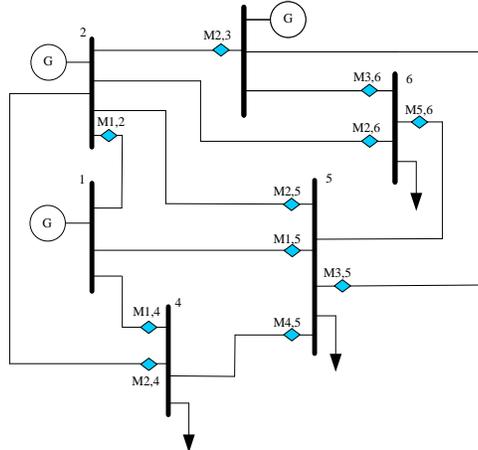


Figura 6. Localización de Mediciones en el Sistema IEEE 6 barras.

Tabla 4. Mediciones de Estado para el SEP IEEE 6 barras.

Mediciones IEEE 6 barras		
Mediciones (i, j)	Valor [MW]	Sigma (σ)
$M_{1,2}$	24.96	0.01

Mediciones IEEE 6 barras		
Mediciones (i, j)	Valor [MW]	Sigma (σ)
$M_{1,4}$	38.7	0.01
$M_{1,5}$	32.2	0.01
$M_{2,3}$	1.5	0.01
$M_{2,4}$	27.4	0.01
$M_{2,5}$	15.2	0.01
$M_{2,6}$	22.1	0.01
$M_{3,5}$	13.4	0.01
$M_{3,6}$	43.2	0.01
$M_{4,5}$	2.8	0.01
$M_{5,6}$	-0.7	0.01

4.1.2 Caso de estudio 2: IEEE 14 barras

En la Figura 7, se muestra las mediciones empleadas en el sistema IEEE 14 barras, mientras que en a Tabla 5 se muestran los datos correspondientes de las mediciones basadas en [29].

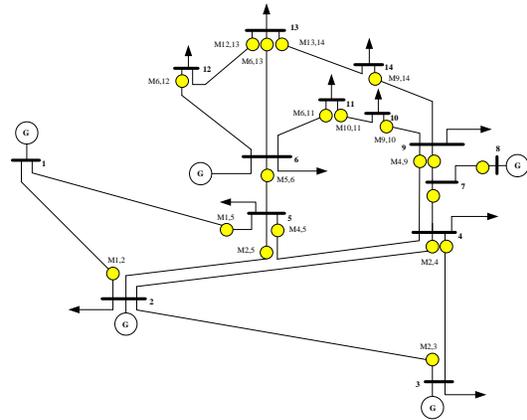


Figura 7. Localización de Mediciones en el Sistema IEEE 14 barras.

Tabla 5. Mediciones de Estado para el SEP IEEE 14 barras.

Mediciones IEEE 14barras		
Mediciones (i, j)	Valor [MW]	Sigma (σ)
$M_{1,2}$	133.6	0.02
$M_{1,5}$	65.2	0.02
$M_{2,3}$	67.4	0.02
$M_{2,4}$	60.8	0.02
$M_{2,5}$	35.8	0.02
$M_{3,4}$	-19.8	0.02
$M_{4,5}$	-57.7	0.02
$M_{4,7}$	29.1	0.02
$M_{4,9}$	17.2	0.02
$M_{5,6}$	43.5	0.02
$M_{6,11}$	5.1	0.02
$M_{6,12}$	7.58	0.02

Mediciones IEEE 14barras		
Mediciones (i, j)	Valor [MW]	Sigma (σ)
$M_{6,13}$	12.8	0.02
$M_{7,8}$	0	0.02
$M_{7,9}$	28.5	0.02
$M_{9,10}$	5.4	0.02
$M_{9,14}$	7.7	0.02
$M_{10,11}$	-2.5	0.02
$M_{12,13}$	2.82	0.02
$M_{13,14}$	4.69	0.02

5 Análisis de resultados

Como resultado de la utilización del modelo matemático propuesto en los sistemas de prueba, se determina el valor de las estimaciones correspondientes que permiten la corrección de las malas mediciones, descartando aquellas que afectan al sistema eléctrico mediante la verificación de Chi-cuadrado.

Teniendo en cuenta las figuras 7 y 8 como sistema de prueba, en primer lugar, se determina el vector de variables de estado, que se estima en condiciones iniciales con los datos normales para estos sistemas de potencia.

Se analizan dos casos, como se describe a continuación, en base a los parámetros establecidos en la Tabla 3.

- Caso 1: para este caso se utilizan 11 mediciones, con datos correspondientes para la formación de la $Ybarra$.
- Caso 2: para este caso se utilizan 20 mediciones, con datos correspondientes para la formación de la $Ybarra$.

En los gráficos que se muestran a continuación para la presentación de los resultados en la variación de los ángulos, con respecto a medidas erróneas, en la Tabla 6 y Tabla 7 se muestran los datos correspondientes.

En la Tabla 6, se puede observar los resultados de la estimación de estados

realizado en Matlab el cual analiza cada una de las mediciones hasta encontrar la errónea, la cual es descartada mediante la evaluación Chi-cuadrado. En este caso de IEEE 6 Barras se evalúan dos mediciones erróneas hasta llegar a una buena estimación, esto se debe al grado de confianza del estimador de 0.01, ya que mediante este proceso se llega a estimar la precisión con el cual se miden sus variables, en este caso, variables del vector de estado estimadas. Para llegar a este punto se tomó como datos base los propuestos en la Tabla 3, los cuales son primordiales para realizar el estimado.

Tabla 6. Corrección de Medidas Erróneas IEEE 6 Barras, evaluación Chi-cuadrado.

Mediciones Erróneas	
Mala Estimación (i, j)	$M_{1,2} = 1.232$
Evaluación Chi-cuadrado $k = 5$ y $\alpha = 0.01$	
J(x): 18.584973 > 16.811894 J(x)To	Mala Estimación
Evaluación Chi-cuadrado $k = 4$ y $\alpha = 0.01$	
J(x): 3.283133 < 15.086272 J(x)To	Buena Estimación

Mientras que en la Tabla 7, se muestra los resultados de la estimación del caso IEEE 14 barras, el resultado de esta estimación revelo una medición errónea, que fue corregida mediante el parámetro Chi-cuadrado, al igual que en el caso anterior se aplica un grado de confianza del estimador de 0.025 el cual nos ayuda a identificar las estimaciones erróneas para así poder descartarla y posteriormente corregirlas, en la Tabla 3. se muestran los datos base para la realización de este caso.

Tabla 7. Corrección de Medidas Erróneas IEEE 14 Barras, evaluación Chi-cuadrado.

Medición Errónea	
Mala Estimación (i, j)	$M_{2,4} = 0.608$
Evaluación Chi-cuadrado $k = 7$ y $\alpha = 0.025$	
J(x): 25.522687 > 16.012764 J(x)To	Mala Estimación

Evaluación Chi-cuadrado $k = 6$ y $\alpha = 0.025$	
$J(x): 3.581476 <$ $14.449375 J(x)_{To}$	Buena Estimación

En la Figura 8, se muestra el resultado de las variables del vector de estado (θ) del sistema IEEE 6 barras, el cual, tras descartar las mediciones erróneas, en este caso una, se obtiene una buena estimación dejando dos mediciones, la cual nos servirá para la comprobación en Flujos de Potencia DC.

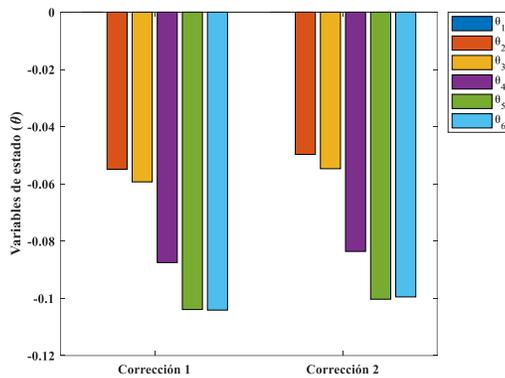


Figura 8. Corrección de las variables de estado del sistema IEEE 6 Barras.

En la Tabla 8, se presenta los resultados mostrados ya en la Figura 9. de manera numérica en este se puede percibir la corrección de cada una de las mediciones, lo cual influye en los valores de las variables de estado en cada instancia de la estimación.

Tabla 8. Resultados de las variables de estado IEEE 6 Barras (θ).

Variables de Estado (θ)	Medición Errónea N.º 1	Corrección de Malas Mediciones
θ_1	0	0
θ_2	-0.0549	-0.0497
θ_3	-0.0593	-0.0547
θ_4	-0.0875	-0.0836
θ_5	-0.1039	-0.1003
θ_6	-0.1041	-0.0995

En la Figura 9, se muestra el resultado de las variables del vector de estado (θ) del sistema IEEE 14 barras, el cual se muestra la corrección de las mediciones erróneas en este caso una medición corregida, a diferencia del caso anterior es más perceptible a la vista.

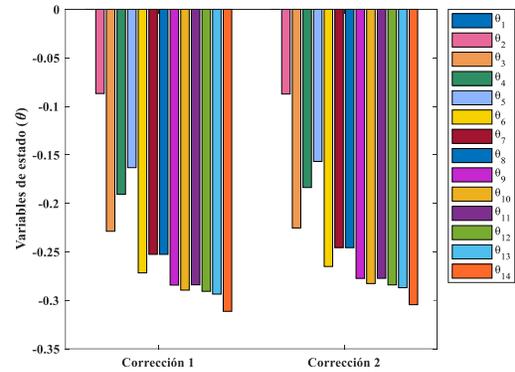


Figura 9. Corrección de las variables de estado del sistema IEEE 14 Barras.

En la Tabla 9, se muestran los valores de las variables de estado utilizados para la creación de la Figura 9, en el cual se ve la corrección respectiva, este resultado permite la comprobación en Flujos de Potencia DC.

Tabla 9. Resultados de las variables de estado IEEE 14 Barras (θ).

Variables de Estado (θ)	Medición Errónea N.º 1	Corrección de Malas Mediciones
θ_1	0	0
θ_2	-0.0868	-0.0873
θ_3	-0.2288	-0.2254
θ_4	-0.1907	-0.1837
θ_5	-0.1632	-0.1568
θ_6	-0.2717	-0.2651
θ_7	-0.2526	-0.2457
θ_8	-0.2526	-0.2457
θ_9	-0.2843	-0.2774
θ_{10}	-0.2895	-0.2827
θ_{11}	-0.2840	-0.2773
θ_{12}	-0.2907	-0.2841
θ_{13}	-0.2936	-0.2870

Variables de Estado (θ)	Medición Errónea N.º 1	Corrección de Malas Mediciones
θ_{14}	-0.3113	-0.3045

La Tabla 10, muestra los resultados de Matlab y PowerFactory del sistema IEEE 6 Barras, el cual muestra la variación en los resultados, esto se debe a la precisión de los datos introducidos siendo el de PowerFactory el valor verdadero y el de Matlab el valor aproximado, para así poder calcular el error porcentual y evaluar los resultados correspondientes a este cálculo.

Tabla 10. Comprobación de Flujos de Potencia DC en IEEE 6 Barras.

Flujo de Potencia DC (i, j)	Matlab R2018b	Power Factory	Error Porcentual (%)
$P_{1,2}$	29.4291	25.3	1.8202
$P_{1,4}$	47.8088	41.6	0.5036
$P_{1,5}$	38.0972	33.1	1.0173
$P_{2,3}$	2.5734	1.9	6.0192
$P_{2,4}$	36.7595	32.5	4.4312
$P_{2,5}$	18.4779	16.2	4.1795
$P_{2,6}$	27.4038	24.8	0.3692
$P_{3,5}$	18.8462	16.9	3.7672
$P_{3,6}$	48.3740	44.9	0.3402
$P_{4,5}$	4.6685	4	4.3195
$P_{5,6}$	-0.2087	-0.3	5.7649

En la Figura 10, se muestran las mediciones del sistema junto a los resultados obtenidos mediante el algoritmo propuesto, así como los datos de flujos de potencia DC adquiridos mediante PowerFactory. Se puede apreciar un acercamiento considerable de los flujos de potencia obtenidos luego de la estimación, respecto al flujo real obtenido mediante el software de simulación. En este sentido, aunque si bien, varias mediciones se alejan cuantiosamente del estado real del sistema, se puede ver claramente como la estimación permite mitigar los

inconvenientes causados por mediciones incorrectas.

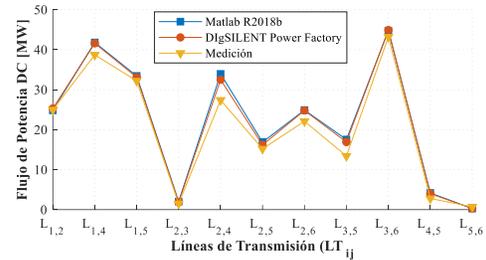


Figura 10. Flujo de Potencia DC para el sistema IEEE 6 Barras.

En la Figura 11, muestra el sistema IEEE de 6 barras el pico más alto de error es el de $P_{2,3}$ con un valor de 6.01%, esto se debe al procedimiento de estimación que arroja soluciones “adecuadas”, siempre que se cumpla un índice de tolerancia, mientras que el en PowerFactory el flujo DC toma valores de potencia de carga.

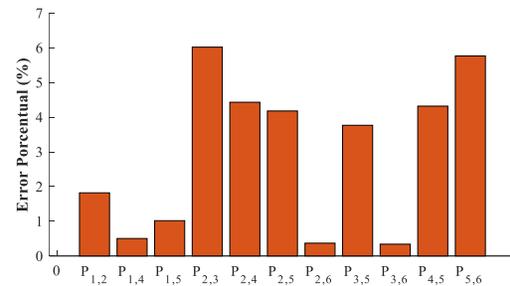


Figura 11. Error Porcentual del Flujos de Potencia DC del sistema IEEE 6 Barras.

En la Tabla 11, se muestra los resultados del sistema IEEE 14 barras, el cual es analizado en dos softwares, muestran resultados de Flujos de Potencia DC, que al igual que el anterior caso anterior es evaluado por un índice de confianza del estimador el cual incita a una variación en los resultados.

En la Figura 12, se muestran los resultados de los dos softwares de forma gráfica, en el cual se puede apreciar la variación de ellos, en este caso la medición con los resultados de los softwares obtenidos refleja que los

estimados no están tan alejados de las mediciones iniciales por ende no existe tal variación respecto a los resultados.

Tabla 11. Comprobación de Flujos de Potencia DC en IEEE 14 Barras.

Flujo de Potencia DC (i, j)	Matlab R2018b	Power Factory	Error Porcentual (%)
$P_{1,2}$	147.5641	147.8	0.15958
$P_{1,5}$	70.2941	71.1	1.13341
$P_{2,3}$	69.7297	70.1	0.52818
$P_{2,4}$	54.6710	55.2	0.95827
$P_{2,5}$	39.9530	40.9	2.31529
$P_{3,4}$	-24.3512	-24.1	1.04269
$P_{4,5}$	-63.9411	-62.3	2.63421
$P_{4,7}$	29.6545	29	2.25721
$P_{4,9}$	16.8495	16.6	1.50313
$P_{5,6}$	42.9904	42.1	2.11507
$P_{6,11}$	6.1060	6.3	3.07869
$P_{6,12}$	7.4330	7.5	0.89266
$P_{6,13}$	16.8003	17	1.17416
$P_{7,8}$	-3.15e-14	0	0
$P_{7,9}$	28.7919	29	0.71728
$P_{9,10}$	6.2228	6.2	0.36903
$P_{9,14}$	10.0059	9.9	1.06980
$P_{10,11}$	-2.8157	-2.8	0.56159
$P_{12,13}$	1.4365	1.4	2.61104
$P_{13,14}$	5.0177	5	0.35548

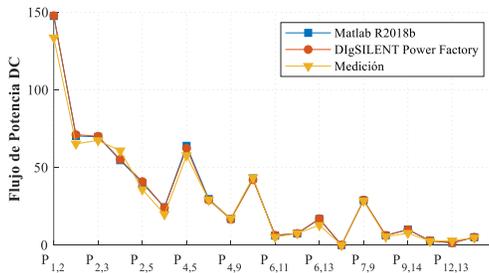


Figura 12. Flujo de Potencia DC para el sistema IEEE 14 Barras.

En la Figura 13, se muestra la gráfica de error porcentual del sistema IEEE 14 Barras, siendo el pico más alto de error es el de $P_{12,13}$ con un valor de 2.63%, como ya se explica se debe a los diferentes procedimientos que se realiza para la obtención del Flujo de Potencia DC.

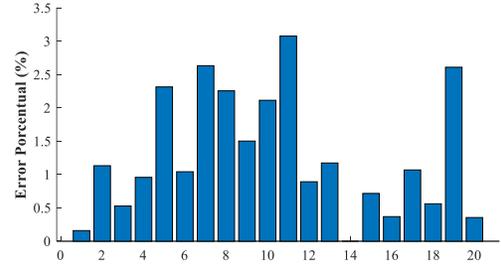


Figura 13. Error Porcentual del Flujos de Potencia DC del sistema IEEE 14 Barras.

6 Conclusiones

La estimación de estado no puede ser calculada por medio de un estudio convencional de flujos de potencia, ya que este depende de los datos de entrada, por ende, se desarrolla un planteamiento matemático que permite utilizar las mediciones para determinar el estado de un SEP a pesar de que existieran datos erróneos, obteniendo resultados que permitan al operador tomar mejores decisiones con respecto a las maniobras a realizarse sobre el SEP.

La información obtenida puede tener inexactitudes inevitables, ya que las medidas físicas no pueden estar completamente libres de errores aleatorios debido a diversos factores, nunca se conocen los valores reales de las magnitudes físicas, por lo tanto, se debe tener en cuenta la forma de calcular las mejores estimaciones posible de las cantidades desconocidas. Los algoritmos propuestos en el presente trabajo tienen la intención de corregir esta problemática mediante la inclusión de mecanismos que según la confianza del estimador de las medidas permite descartar aquellas que no podrían ser catalogadas dentro de una correcta estimación.

El grado de confianza del estimador en la estimación de estados para los sistemas eléctricos de potencia, determina que mientras más pequeño sea este más probable que el algoritmo de estimación

no encuentre una solución. En los casos propuestos la estimación logra suprimir aquellas mediciones que bien pueden ser las más críticas, al alejarse el doble, e incluso el triple, del estado del sistema.

6.1 Trabajos futuros

Los resultados obtenidos en este trabajo pueden ser el inicio de la realización de investigaciones relacionadas con los siguientes temas:

- Estimación de estados DC considerando redundancia en medidas.
- Modelo AC de las ecuaciones de potencia aplicado a la estimación de estado en sistemas eléctricos.
- Estimación de estados basado en mediciones sincro-fasoriales.
- Estimación de estados considerando criterios de confiabilidad.

7 Referencias

- [1] J. L. Castillo, M and N. G. Bretas, "Estimación de Estado y de Transmisión," *XVII CONIMERA*, vol. 1, no. 1, pp. 190–196, 2011.
- [2] A. Monticelli, *State Estimation in Electric Power Systems*. Boston, MA: Springer US, 1999.
- [3] M. Cosovic and D. Vukobratovic, "State estimation in electric power systems using belief propagation: An extended DC model," in *2016 IEEE 17th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, 2016-Augus, no. 1, pp. 1–5.
- [4] D. A. Andrade Cerón and V. A. Soria Cortez, "Desarrollo de un software industrial para la predicción de variables eléctricas en un sistema de potencia," ESPOL, 2017.
- [5] F. F. Wu, "Power system state estimation: a survey," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 12, no. 2, pp. 80–87, Apr. 1990.
- [6] A. Monticelli, "Electric power system state estimation," *Proc. IEEE*, vol. 88, no. 2, pp. 262–282, 2000.
- [7] R. Meneghetti, A. Simões Costa, V. Miranda, and L. B. Ascari, "Information Theoretic Generalized State Estimation in power systems," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 182, no. December 2019, p. 106251, 2020.
- [8] J. Lin *et al.*, "A robust complex-domain state estimator using synchrophasor measurements," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 96, no. March 2017, pp. 412–421, 2018.
- [9] Y. Guo, W. Wu, B. Zhang, and H. Sun, "A method for evaluating the accuracy of power system state estimation results based on correntropy," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 60, pp. 45–52, 2014.
- [10] H. Basu and S. Y. Yoon, "Distributed state estimation by a network of observers under communication and measurement delays," *Syst. Control Lett.*, vol. 133, p. 104554, 2019.
- [11] R. Brandalik and W. H. Wellsow, "Power system state estimation with extended power formulations," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 115, no. October 2018, p. 105443, 2020.
- [12] Cedeño Romero Jose Ruben, "Introducción a la estimación de estado en operación de sistemas eléctricos de potencia," Escuela Politécnica Nacional, 1985.
- [13] M. Antunez, L. Valenzuela, and M.

- A. Risso, "Un nuevo algoritmo de estimación de estados para redes de distribución eléctrica," *Mecánica Comput.*, vol. 36, no. 45, pp. 2047–2057, 2018.
- [14] F. Schweppe and J. Wildes, "Power System Static-State Estimation, Part I: Exact Model," *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, vol. PAS-89, no. 1, pp. 120–125, Jan. 1970.
- [15] P. Issn, "Estimacion De Estado En Sistemas Electricos De Potencia: Parte I Deteccion De Errores Grandes," *Estim. Estado En Sist. Electr. Potencia Parte I Deteccion Errores Gd.*, vol. 2, no. 22, pp. 55–60, 2003.
- [16] B. Qu, B. Shen, Y. Shen, and Q. Li, "Dynamic state estimation for islanded microgrids with multiple fading measurements," *Neurocomputing*, vol. 406, pp. 196–203, 2020.
- [17] A. Montemayor, "Metodologías para la supervisión de sistemas de Potencia mediante un estimador de estado," Universidad Autónoma de Nuevo León, 1996.
- [18] E. A. Zamora-Cardenas and C. R. Fuerte-Esquivel, "Static state estimation of FACTS containing synchronized phasor measurement units," *IEEE Power Energy Soc. Gen. Meet.*, pp. 1–7, 2012.
- [19] A. F. P. dos Santos, "Application of Entropy Concepts to Power System State Estimation," 2009.
- [20] J. Zhao, "Dynamic State Estimation With Model Uncertainties Using H_∞ Extended Kalman Filter," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 33, no. 1, pp. 1099–1100, 2017.
- [21] E. Nolasco and C. Fuerte, "Estimación de estados de sistemas eléctricos de potencia considerando mediciones fasoriales.," Universidad Nacional Autónoma de México, 2012.
- [22] Wood Allen J., *Power Generation, Operation, and Control*, 3rd ed. Wiley, 1976.
- [23] Ruiz Hugo Andrés, "Algoritmo genético modificado Chu-Beasley aplicado a la Identificación de errores en la estimación de estado en sistemas eléctricos," *Sci. Tech.*, vol. 13, no. 035, pp. 25–30, 2007.
- [24] A. Monticelli, "Electric power system state estimation," *Proc. IEEE*, vol. 88, no. 2, pp. 262–282, Feb. 2000.
- [25] J. Grainger and W. J. Stevenson, "Análisis de Sistemas de Potencia," *Cenace, Uanl.* p. 743, 1996.
- [26] B. Stott, J. Jardim, and O. Alsac, "DC Power Flow Revisited," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 24, no. 3, pp. 1290–1300, 2009.
- [27] J. Chengquan and W. Peng, "Dynamic optimal power flow including energy storage with adaptive operation costs," *IECON 2015 - 41st Annu. Conf. IEEE Ind. Electron. Soc.*, pp. 1561–1566, 2015.
- [28] H. Ruiz F., E. Mirledy Toro, and R. Gallego Rendón, "Identificación eficiente de errores en estimación de estado usando un algoritmo genético especializado," *Rev. EIA*, no. 17, pp. 9–19, 2012.
- [29] J. L. Castillo, M and N. G. Bretas, "Estimación De Estado Y De Transmisión," *XVII CONIMERA*, vol. 1, no. 1, pp. 190–196, 2011.

7.1 Matriz de Estado del Arte

Tabla 12. Matriz de estado del arte

MODELO DC DE LAS ECUACIONES DE POTENCIA APLICADO A LA ESTIMACIÓN DE ESTADO EN SISTEMAS ELECTRICOS																																						
ITEM	DATOS			TEMÁTICA				FORMULACIÓN DEL PROBLEMA				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA				SOLUCIÓN PROPUESTA																			
	AÑO DE PUBLICACIÓN	TÍTULO DEL ARTÍCULO	REVISTA Cuartil (Q1,Q2,Q3,Q4), Scielo, Conferencia	CITAS PUBLISH OR PERISH SCHOLAR GOOGLE	ESTIMACIÓN DE ESTADO	LÍNEAS DE TRANSMISIÓN	OBSERVABILIDAD DE REDES	FLUJOS DE POTENCIA	OPERACIÓN EN TIEMPO REAL	ESTIMACIÓN DE ESTADOS	PMU MEASUREMENT EQUATIONS	GRÁFICO DE FACTORES	DETECCIÓN DE ERRORES	DISTRIBUCIÓN GAUSSIANA	DETERMINACIÓN DE TOPOLOGÍA DE RED	OBSERVABILIDAD	REDUNDANCIA DE MEDIDAS	ERROR DE ESTIMACIÓN	ÁNGULOS	CONTROLADORES FACTS	MEDICIONES	ANÁLISIS DE OBSERVABILIDAD	FLUJOS DE POTENCIA	ALGORITMOS DE PROPAGACIÓN	FILTRO DE KALMAN	ALGORITMO GENÉTICO	MULTIPLICADORES DE LAGRANGE	CRITERIO MÁXIMO DE CORRENTOPÍA	MÍNIMOS CUADRADOS	MÍNIMOS CUADRADOS	FILTRO DE KALMAN	ALGORITMO GENÉTICO	MULTIPLICADORES DE LAGRANGE	ESTIMACIÓN DINÁMICA	CRITERIO MÁXIMO DE CORRENTOPÍA	ALGORITMO DE PROPAGACIÓN		
1	2011	Estimación de estado y parámetros de líneas de transmisión	Congreso Nacional de Ingeniería Mecánica, Eléctrica y Ramas Afines (XVII CONIMERA)	0	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗					⊗	⊗	⊗				⊗								⊗									
2	1999	State estimation in electric power systems a generalized approach	Springer Science+Business Media	959	⊗				⊗	⊗					⊗	⊗	⊗	⊗					⊗	⊗						⊗							⊗	
3	2016	State estimation in electric power systems using belief propagation: An extended DC model	2016 IEEE 17th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications	12	⊗				⊗	⊗	⊗				⊗		⊗	⊗					⊗	⊗													⊗	
4	2012	Desarrollo de un software industrial para la predicción de variables eléctricas en un sistema de potencia	Escuela Superior Politécnica del Litoral	118	⊗				⊗	⊗		⊗					⊗					⊗	⊗		⊗			⊗		⊗								
5	2014	Power system state estimation: a survey	International Journal of Electrical Power & Energy Systems	294	⊗			⊗	⊗	⊗			⊗		⊗	⊗	⊗			⊗	⊗	⊗				⊗								⊗				

MODELO DC DE LAS ECUACIONES DE POTENCIA APLICADO A LA ESTIMACIÓN DE ESTADO EN SISTEMAS ELECTRICOS

ITEM	DATOS			TEMÁTICA				FORMULACIÓN DEL PROBLEMA				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA				PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA				SOLUCIÓN PROPUESTA																		
	AÑO DE PUBLICACIÓN	TÍTULO DEL ARTÍCULO	REVISTA PUBLISH OR PERISH SCHOLAR GOOGLE	ESTIMACIÓN DE ESTADO	LÍNEAS DE TRANSMISIÓN	OBSERVABILIDAD DE REDES	FLUJOS DE POTENCIA	OPERACIÓN EN TIEMPO REAL	ESTIMACIÓN DE ESTADOS	PMU MEASUREMENT EQUATIONS	GRÁFICO DE FACTORES	DETECCIÓN DE ERRORES	DISTRIBUCIÓN GAUSSIANA	DETERMINACIÓN DE TOPOLOGÍA DE RED	OBSERVABILIDAD	REDUNDANCIA DE MEDIDAS	ERROR DE ESTIMACIÓN	ÁNGULOS	CONTROLADORES FACTS	MEDICIONES	ANÁLISIS DE OBSERVABILIDAD	FLUJOS DE POTENCIA	ALGORITMOS DE PROPAGACIÓN	FILTRO DE KALMAN	ALGORITMO GENÉTICO	MULTIPLICADORES DE LAGRANGE	CRITERIO MÁXIMO DE CORRENTROPÍA	MÍNIMOS CUADRADOS	MÍNIMOS CUADRADOS	FILTRO DE KALMAN	ALGORITMO GENÉTICO	MULTIPLICADORES DE LAGRANGE	ESTIMACIÓN DINÁMICA	CRITERIO MÁXIMO DE CORRENTROPÍA	ALGORITMO DE PROPAGACIÓN			
6	2016	Electric power system state estimation	Proceedings of the IEEE	13	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*		
7	2020	Information Theoretic Generalized State Estimation in power systems	ScienceDirect	2	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*		
8	2017	A robust complex-domain state estimator using synchrophasor measurements	ScienceDirect	8	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*		
9	2019	Distributed state estimation by a network of observers under communication and measurement delays	ScienceDirect	2	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	
10	2020	Power system state estimation with extended power formulations	ScienceDirect	1	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	
11	2014	A method for evaluating the accuracy of power system state estimation results based on correntropy	ScienceDirect	6	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	
12	2017	A robust complex-domain state estimator using synchrophasor measurements	ScienceDirect	8	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
13	1985	Introducción a la estimación de estado en operación de sistemas eléctricos de potencia	Escuela Politécnica Nacional	1	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
14	2018	Un nuevo algoritmo de estimación de estados para redes de distribución eléctrica	Mecánica Computacional	0	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*

MODELO DC DE LAS ECUACIONES DE POTENCIA APLICADO A LA ESTIMACIÓN DE ESTADO EN SISTEMAS ELECTRICOS

ITEM	DATOS			TEMÁTICA				FORMULACIÓN DEL PROBLEMA				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA				PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA				SOLUCIÓN PROPUESTA															
	AÑO DE PUBLICACIÓN	TÍTULO DEL ARTÍCULO	REVISTA Cuartil (Q1,Q2,Q3,Q4), Scielo, Conferencia	CITAS PUBLISH OR PERISH SCHOLAR GOOGLE	ESTIMACIÓN DE ESTADO	LÍNEAS DE TRANSMISIÓN	OBSERVABILIDAD DE REDES	FLUJOS DE POTENCIA	OPERACIÓN EN TIEMPO REAL	ESTIMACIÓN DE ESTADOS PMU MEASUREMENT EQUATIONS	GRÁFICO DE FACTORES	DETECCIÓN DE ERRORES	DISTRIBUCIÓN GAUSSIANA	DETERMINACIÓN DE TOPOLOGÍA DE RED	OBSERVABILIDAD	REDUNDANCIA DE MEDIDAS	ERROR DE ESTIMACIÓN	ÁNGULOS	CONTROLADORES FACTS MEDICIONES	ANÁLISIS DE OBSERVABILIDAD	FLUJOS DE POTENCIA	ALGORITMOS DE PROPAGACIÓN	FILTRO DE KALMAN	ALGORITMO GENÉTICO	MULTIPLICADORES DE LAGRANGE	CRITERIO MÁXIMO DE CORRENTROPÍA	MÍNIMOS CUADRADOS	MÍNIMOS CUADRADOS	FILTRO DE KALMAN	ALGORITMO GENÉTICO	MULTIPLICADORES DE LAGRANGE	ESTIMACIÓN DINÁMICA	CRITERIO MÁXIMO DE CORRENTROPÍA	ALGORITMO DE PROPAGACIÓN	
15	1970	Power System Static-State Estimation, Part I: Exact Model	IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems	1577	☒			☒	☒		☒				☒	☒	☒		☒	☒							☒								
16	2003	Estimacion De Estado En Sistemas Electricos De Potencia: Parte I Deteccion De Errores Grandes	Universidad Tecnológica de Pereira	6	☒	☒		☒	☒		☒			☒		☒	☒		☒	☒						☒	☒								
17	2020	Dynamic state estimation for islanded microgrids with multiple fading measurements	ScienceDirect	0	☒												☒		☒		☒										☒				
18	1996	Metodologías para la supervisión de sistemas de Potencia mediante un estimador de estado	Universidad Autónoma de Nuevo León	0	☒	☒		☒	☒		☒				☒	☒	☒		☒	☒							☒								
19	2012	Static state estimation of FACTS containing synchronized phasor measurement units	IEEE Power Energy Soc	7	☒						☒								☒	☒							☒	☒							
20	2009	Application of Entropy Concepts to Power System State Estimation	Universidade do Porto	2	☒	☒	☒				☒	☒	☒		☒				☒							☒	☒	☒					☒		
21	2017	Dynamic State Estimation with Model Uncertainties Using H _∞ Extended Kalman Filter	IEEE Trans. Power Syst.	48	☒		☒		☒		☒			☒					☒			☒					☒	☒	☒						
22	2012	Estimación de estados de sistemas eléctricos de potencia considerando mediciones fasoriales	Universidad Nacional Autónoma de México	0	☒	☒		☒	☒		☒			☒	☒	☒			☒							☒	☒								

MODELO DC DE LAS ECUACIONES DE POTENCIA APLICADO A LA ESTIMACIÓN DE ESTADO EN SISTEMAS ELECTRICOS

ITEM	DATOS			TEMÁTICA				FORMULACIÓN DEL PROBLEMA				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA				PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA				SOLUCIÓN PROPUESTA																		
	AÑO DE PUBLICACIÓN	TÍTULO DEL ARTÍCULO	REVISTA PUBLISH OR PERISH SCHOLAR GOOGLE	ESTIMACIÓN DE ESTADO	LÍNEAS DE TRANSMISIÓN	OBSERVABILIDAD DE REDES	FLUJOS DE POTENCIA	OPERACIÓN EN TIEMPO REAL	ESTIMACIÓN DE ESTADOS PMU MEASUREMENT EQUATIONS	GRÁFICO DE FACTORES	DETECCIÓN DE ERRORES	DISTRIBUCIÓN GAUSSIANA	DETERMINACIÓN DE TOPOLOGÍA DE RED	OBSERVABILIDAD	REDUNDANCIA DE MEDIDAS	ERROR DE ESTIMACIÓN	ÁNGULOS	CONTROLADORES FACTS MEDICIONES	ANÁLISIS DE OBSERVABILIDAD	FLUJOS DE POTENCIA	ALGORITMOS DE PROPAGACIÓN	FILTRO DE KALMAN	ALGORITMO GENÉTICO	MULTIPLICADORES DE LAGRANGE	CRITERIO MÁXIMO DE CORRENTROPÍA	MÍNIMOS CUADRADOS	MÍNIMOS CUADRADOS	FILTRO DE KALMAN	ALGORITMO GENÉTICO	MULTIPLICADORES DE LAGRANGE	ESTIMACIÓN DINÁMICA	CRITERIO MÁXIMO DE CORRENTROPÍA	ALGORITMO DE PROPAGACIÓN					
23	2013	Power Generation, Operation, and Control	Wiley	10623	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗					⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗						⊗	⊗											
24	2007	Algoritmo genético modificado Chu-Beasley aplicado a la Identificación de errores en la estimación de estado en sistemas eléctricos	Sci. Tech.	8	⊗	⊗			⊗					⊗		⊗		⊗	⊗			⊗				⊗												
25	1996	Power System Analysis	McGraw-Hill	3387	⊗	⊗	⊗		⊗					⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗						⊗	⊗											
26	2009	DC Power Flow Revisited	IEEE Transactions on Power Systems	808				⊗								⊗			⊗																			
27	2015	Dynamic optimal power flow including energy storage with adaptive operation costs	IECON 2015 - 41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society	3		⊗		⊗								⊗			⊗										⊗									
28	2012	Identificación eficiente de errores en estimación de estado usando un algoritmo genético especializado	Revista EIA	3	⊗	⊗		⊗	⊗					⊗	⊗	⊗		⊗								⊗	⊗											
				CANTIDAD:	26	6	14	5	15	26	3	1	20	2	3	18	9	19	12	1	1	6	14	15	4	3	2	4	3	1	4	17	3	1	2	7	3	3

7.2 Resumen de Indicadores

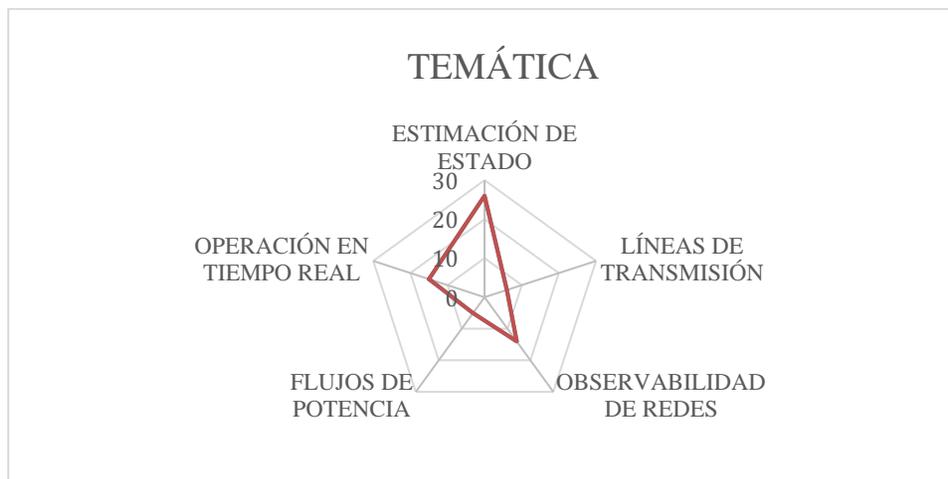


Figura 14. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte



Figura 15. Indicador de formulación del problema - Estado del arte

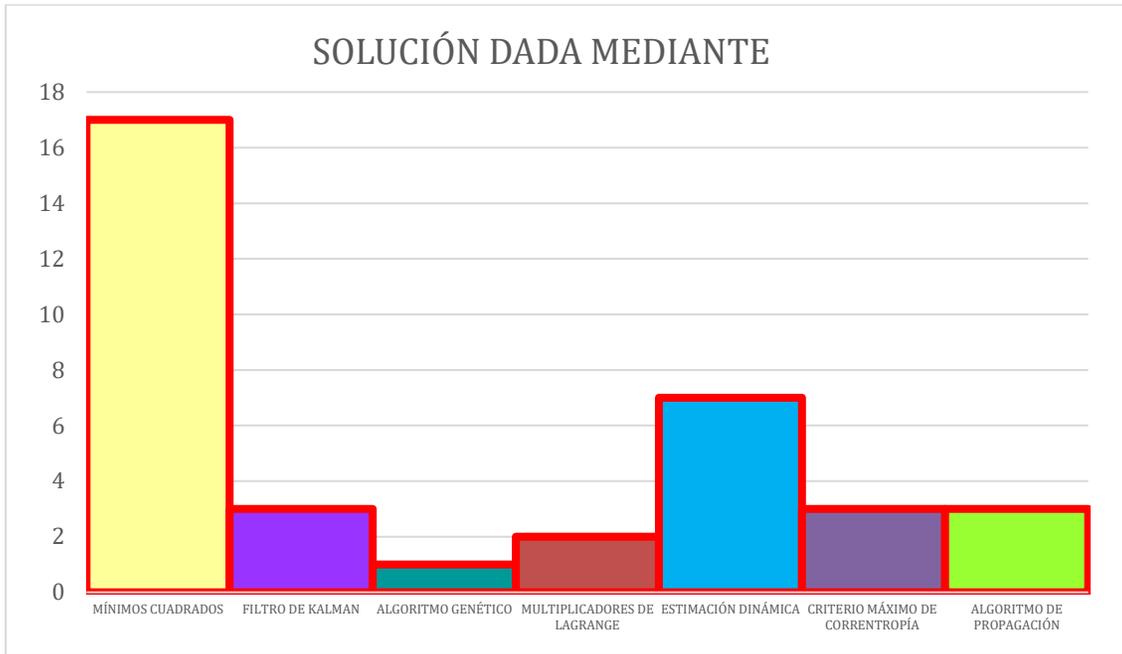


Figura 16. Indicador de solución - Estado del arte

8 Anexos

Tabla 13. Datos del Sistema IEEE de 6 barras

Datos del Sistema de Potencia								
Tipo de Barras: 1- Barra Slack 2 - Barra de Voltaje (P-V) 3 - Barra de Carga (P-Q)								
Barra N°	Voltaje [p.u.]	Ángulo [rad]	Pg [p.u.]	Qg [p.u.]	Pc [p.u.]	Qc [p.u.]	Tipo	Ycomp [p.u.]
1	1,05	0.00	0	0	0	0	1	0
2	1,05	0.00	50	0	0	0	2	0
3	1,07	0.00	60	0	0	0	2	0
4	1	0.00	0	0	70	70	3	0
5	1	0.00	0	0	70	70	3	0
6	1	0.00	0	0	70	70	3	0

Tabla 14. Datos de líneas del sistema IEEE de 6 barras

Datos de Líneas del Sistema				
Barr a i	Barr a j	R [p.u.]	X [p.u.]	Y [p.u.]
1	2	0,1	0,2	0,04
1	4	0,05	0,2	0,04
1	5	0,08	0,3	0,06
2	3	0,05	0,25	0,06
2	4	0,05	0,1	0,02
2	5	0,1	0,3	0,04
2	6	0,07	0,2	0,05
3	5	0,12	0,26	0,05
3	6	0,02	0,1	0,02
4	5	0,2	0,4	0,08
5	6	0,1	0,3	0,06

Tabla 15. Datos del Sistema IEEE de 14 barras

Datos del Sistema de Potencia								
Tipo de Barras: 2- Barra Slack 2 - Barra de Voltaje (P-V) 3 - Barra de Carga (P-Q)								
Barra N°	Voltaje [p.u.]	Ángulo [rad]	Pg [p.u.]	Qg [p.u.]	Pc [p.u.]	Qc [p.u.]	Tipo	Ycomp [p.u.]
1	1.06	0.00	232.39	-16,9	0	0	1	0
2	1.045	0.00	40	43,56	21,7	12,7	2	0
3	1.01	0.00	0.00	25,08	94,2	19	2	0
4	1.019	0.00	0.00	0	47,8	-3,9	3	0
5	1.02	0.00	0.00	0	7,6	1,6	3	0
6	1.07	0.00	0.00	12,73	11,2	7,5	2	0
7	1.062	0.00	0.00	0	0	0	3	0
8	1.09	0.00	0.00	17,62	0	0	2	0
9	1.056	0.00	0.00	0	29,5	16,6	3	0
10	1.051	0.00	0.00	0	9	5,8	3	0
11	1.057	0.00	0.00	0	3,5	1,8	3	0
12	1.055	0.00	0.00	0	6,1	1,6	3	0
13	1.05	0.00	0.00	0	13,5	5,8	3	0
14	1.036	0.00	0.00	0	14,9	5	3	0

Tabla 16. Datos de líneas del sistema IEEE de 14 barras

Datos de Líneas del Sistema				
Barr a i	Barr a j	R [p.u.]	X [p.u.]	Y [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	0.0374
2	5	0.05695	0.17388	0.0340
3	4	0.06701	0.17103	0.0346
4	5	0.01335	0.04211	0.0128
6	11	0.09498	0.19890	0.0000
6	12	0.12291	0.25581	0.0000
6	13	0.06615	0.13027	0.0000
9	10	0.03181	0.08450	0.0000
9	14	0.12711	0.27038	0.0000

Datos de Líneas del Sistema				
Barr a i	Barr a j	R [p.u.]	X [p.u.]	Y [p.u.]
10	11	0.08205	0.19207	0.0000
12	13	0.22092	0.19988	0.0000
13	14	0.17093	0.34802	0.0000