

PMU-based Online Monitoring of Short-term Voltage Stability using Lyapunov Exponents

J. Pinzón, *Graduate Student Member, IEEE*, and D. Colomé

Abstract—Online monitoring of voltage stability is an important task to identify operating conditions of the system that lead to instability and/or voltage collapse and to decide on automatic corrective control actions. In recent years, the installation of phasor measurement units (PMU) in power systems has increased significantly, which is why a large amount of information in real time is available for online analysis of the dynamic response to contingencies. This paper proposes a new methodology based on PMU for online monitoring of short-term voltage stability under large disturbances from estimating the maximal Lyapunov exponent (MEL) in the post-contingency voltage time series. The methodology includes an offline procedure with a stochastic approach based on the Monte Carlo simulation and the particle swarm optimization (PSO) method to adjust the embedding parameters of the MEL estimation algorithm. Case studies are analyzed in the New England 39-bus test system to present the performance of the MEL estimation with different embedding parameters and to demonstrate the effectiveness of the proposed methodology for monitoring short-term voltage stability under different operating conditions.

Index Terms—Short-term voltage stability, Lyapunov exponents, Phasor measurement unit, Online monitoring, Power systems.

I. INTRODUCCIÓN

EN los últimos años, los sistemas eléctricos de potencia (SEP) han sido operados cerca a sus límites de estabilidad debido al incremento progresivo de la demanda, falta de inversión en infraestructura de transmisión e incremento en la complejidad de la operación. En estas situaciones una contingencia inesperada, como la pérdida de importantes líneas de transmisión o generadores, puede causar una avalancha de salidas en cascada, el aumento progresivo del estrés del sistema, y provocar una disminución continua de las tensiones de barra hasta violar los umbrales de operación llegando a una inestabilidad de tensión.

This work was supported in part by the German Academic Exchange Service (DAAD).

Jaime D. Pinzón is with the Institute of Electrical Energy, National University of San Juan - CONICET, San Juan, Argentina (e-mail: jpinzon@iee.unsj.edu.ar).

D. Graciela Colomé is with the Institute of Electrical Energy, National University of San Juan - CONICET, San Juan, Argentina (e-mail: colome@iee.unsj.edu.ar).

La estabilidad de tensión se ha convertido en una seria preocupación para el sector eléctrico, ya que varios de los principales colapsos han estado relacionados con la inestabilidad de tensión, como se muestra en [1], [2], causando grandes pérdidas económicas y sociales.

La inestabilidad y colapso de tensión generalmente son provocados por dos tipos de perturbación: fallas o contingencias y variaciones de carga, es decir grandes y pequeñas perturbaciones. En cuanto al horizonte de tiempo en que se presenta, la estabilidad de tensión puede ser un fenómeno de corto plazo (pocos segundos) o de largo plazo (decenas de segundos a minutos) [3].

Actualmente, las PMU abren nuevas oportunidades para el diseño de novedosos sistemas de alerta temprana y aplicaciones de control de lazo cerrado, los cuales pueden ayudar a la prevención de salidas en cascada y colapsos. Las principales ventajas de las PMU son: la sincronización de tiempo utilizando GPS, la alta precisión y la alta tasa de muestreo. Las cuales permiten el desarrollo de aplicaciones avanzadas para la evaluación de la estabilidad de tensión [4].

De la revisión del estado del arte los métodos para la evaluación de la estabilidad de tensión basados en mediciones PMU se clasifican en tres grupos [5]. El primero basado en métodos analíticos, los cuales usualmente calculan índices solucionando las ecuaciones diferenciales-algebraicas (DAE) que modelan el sistema [6]–[10] y los resultados de series de tiempo [11]. El segundo grupo está relacionado con la estimación de equivalentes de red, generalmente de la impedancia equivalente de Thévenin [12]–[17]. El tercer grupo se basa en técnicas de aprendizaje de máquinas inteligentes y de minería de datos, tales como: árboles de decisión (DT) [18]–[23], redes neuronales artificiales (ANN) [24], máquinas de soporte vectorial (SVM) [25]. De estos métodos en [8]–[10], [14]–[17], [19], [25] se evalúa la estabilidad de tensión de largo plazo y pequeñas perturbaciones, en [7], [12], [13], [18], [21], [22], [24] largo plazo y grandes perturbaciones, en [20] corto plazo y pequeñas perturbaciones y en [11], [23] corto plazo y grandes perturbaciones. Del análisis del estado del arte se concluye que la investigación en la evaluación en línea de la estabilidad de tensión de corto plazo basada en tecnología PMU es aún incipiente.

Por otra parte, se han propuesto métodos para evaluar la estabilidad de tensión de corto plazo (ETCP) debido a grandes perturbaciones en estudios fuera de línea con funciones de energía transitoria [26], [27]. Estos métodos tienen un alto costo computacional, lo que no permite su aplicación en línea.

Recientemente, en [11] se propuso un método para evaluar la ETCP en línea calculando los exponentes de Lyapunov con el

teorema de Ergodic [28]. Sin embargo, los resultados de [29], [30] muestran que con este algoritmo el cálculo del máximo exponente de Lyapunov (MEL) no es muy preciso y puede entregar falsas alarmas, debido a una incorrecta selección de parámetros de estimación del MEL y a fallas numéricas para diferentes escenarios de operación. En [31] se calculan los parámetros del MEL para evaluar la ETCP a partir de técnicas espacio-tiempo basadas en la teoría del caos, sin embargo esta selección es de forma analítica y entrega diferentes parámetros para cada escenario de operación, lo cual no permite aplicarlo en línea.

Para superar las anteriores limitaciones, en este trabajo se presenta una nueva metodología para el monitoreo en línea de la ETCP ante grandes perturbaciones. La metodología utiliza las mediciones sincronizadas entregadas por las PMU para obtener las series de tiempo de las tensiones de barra, las cuales se utilizan para determinar la estabilidad a partir de la estimación del MEL. El MEL es calculado con el algoritmo propuesto en [32], [33], el cual si bien ha demostrado ser un algoritmo adecuado para aplicaciones de control en línea no ha sido utilizado en el análisis de la estabilidad de los SEP y debe ser parametrizado de acuerdo con las características del fenómeno y de las series de tiempo. Debido a la importancia de la correcta selección de los parámetros de cálculo del MEL, se propone también un procedimiento fuera de línea con un enfoque estocástico para el ajuste de los parámetros embebidos utilizando el método de optimización de enjambre de partículas (PSO) y la simulación de Monte Carlo para la generación de datos. Las principales contribuciones de este artículo son:

1. Análisis de la ETCP ante grandes perturbaciones desde las series de tiempo de la magnitud de tensión con el MEL.
2. Análisis del impacto de los parámetros embebidos del cálculo del MEL en la robustez de la identificación de colapsos rápidos de tensión.
3. Una metodología para el ajuste de parámetros embebidos de cálculo del MEL con el algoritmo PSO.
4. Un método para la evaluación en línea de la ETCP por medio de mediciones PMU.

El artículo está organizado de la siguiente manera. En la sección II se describe el problema de estabilidad de tensión y la relación entre la estabilidad de los sistemas de potencia y la estabilidad de Lyapunov. En la sección III se presenta la metodología propuesta para el monitoreo en línea de la ETCP. En la sección IV se presentan resultados de casos de estudio en el sistema de prueba New England de 39 barras. En la sección V se presentan la discusión y trabajos futuros. Finalmente se presentan las conclusiones.

II. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

La estabilidad de tensión ha sido también llamada estabilidad de carga. La “carga” es la carga vista desde los nodos de alta tensión del sistema de transmisión que incluye los efectos del sistema de sub-transmisión y distribución. El comportamiento dinámico de la carga es uno de los factores claves de la estabilidad de tensión. La definición más conocida de estabilidad de tensión dada por IEEE / CIGRÉ [3] es:

“La estabilidad de tensión se refiere a la habilidad de un sistema de potencia para mantener las tensiones en valores aceptables en todas las barras del sistema después de ser sometido a una perturbación desde una condición de operación dada”

Particularmente, la inestabilidad de tensión de corto plazo se produce en tan sólo unos pocos segundos después de una perturbación, típicamente 10 segundos. Se desarrolla generalmente en situaciones en que las cargas motóricas y cargas controladas electrónicamente constituyen una gran proporción de la carga local [34]. Además, su análisis es aún un reto debido a: la dificultad en el modelado de los componentes, las interacciones y dinámicas rápidas, la no linealidad, la alta dimensionalidad y la incertidumbre en la operación de los sistemas de potencia. Por tanto, es un fenómeno complejo en sistemas eléctricos extensos y presenta dificultades para su evaluación por parte de los operadores de la red eléctrica [35].

El mecanismo para que se produzca un colapso rápido de tensión debido a una gran perturbación está relacionado con el incremento en el total de la impedancia de transmisión debido al cambio de topología luego del despeje de la falla en condiciones de alta proporción de carga dinámica. A causa del incremento de la impedancia y la disminución de la tensión durante la falla hasta la actuación de las protecciones que la despejan, las cargas con comportamiento dinámico como los motores de inducción aumentan la potencia reactiva consumida. Con la caída de tensión las curvas del par mecánico y eléctrico no se logran interceptar después de la perturbación, lo cual produce el bloqueo en cascada de motores en diferentes nodos y la disminución de las tensiones rápidamente en un área del sistema o en todo el sistema a valores cercanos a cero en p.u produciendo finalmente el colapso [36], [37].

A. Relación Entre la Estabilidad de los Sistemas Eléctricos de Potencia y la Estabilidad de Lyapunov

La dinámica de los sistemas eléctricos puede ser analizada utilizando un conjunto de ecuaciones diferenciales-algebraicas (DAE), las cuales son escritas en forma compacta en (1) y (2).

$$\dot{x} = f(x, y) \quad (1)$$

$$0 = g(x, y) \quad (2)$$

Donde x es un vector de estado de $n \times 1$ compuesto por las variables de estado y cada $f_i, (i=1, \dots, n)$ es en general una función no lineal de todas las $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ e y es el vector de variables algebraicas. El sistema de ecuaciones diferenciales de (1) describe la dinámica del sistema y está formado por las ecuaciones de las cargas dinámicas y los generadores con sus sistemas de control de excitación y regulación de velocidad. Mientras que las ecuaciones algebraicas de (2) describen la red, las cargas estáticas y los circuitos de estator de las máquinas [38].

La respuesta en el tiempo del sistema físico es solución de las DAE para unas condiciones iniciales dadas en $t=0$. Esta solución puede ser trazada como una curva en el espacio de estado, llamada *trayectoria* del sistema que parte de una condición inicial $x(0)$. La estabilidad del punto de equilibrio de un sistema dinámico no lineal de dimensión n es definida en (3).

$$f(x) = 0 \quad (3)$$

Un punto de equilibrio x^* es una solución particular de la DAE de (1), ya que para $x(0) = x^*$ se obtiene $x(t) = x^*$ para todo tiempo. Así, un punto de equilibrio es llamado *estable* si todas las soluciones con una condición inicial cerca a x^*

permanecen cercana a x^* todo el tiempo. La siguiente definición de estabilidad es propuesta por Lyapunov [39]:

“Un punto de equilibrio x^* es estable si para cada vecindario U de x^* se puede encontrar un vecindario U_1 de x^* tal que para todos los $x(0) \in U_1$ la solución $x(t)$ existe y se encuentra en U para todo el tiempo $t > 0$ ”

La tendencia de la trayectoria de $x(t)$ a converger a un vecindario U puede ser determinada a través del cálculo del máximo exponente de Lyapunov.

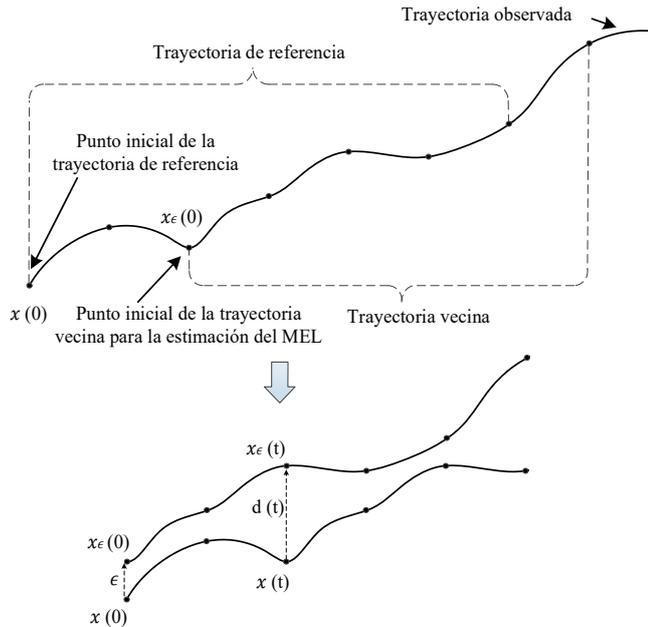


Fig. 1. Trayectorias para la estimación del MEL.

B. Estimación del Máximo Exponente de Lyapunov (MEL) desde Series de Tiempo

Los exponentes de Lyapunov cuantifican la divergencia exponencial en el espacio de estado de trayectorias con una distancia inicial (δ) pequeña y estiman la magnitud del caos en un sistema. Los exponentes de Lyapunov pueden ser calculados desde las ecuaciones que representan el comportamiento del sistema o desde las series de tiempo de su respuesta dinámica. Para series de tiempo producidas por sistemas dinámicos, la presencia de un exponente característico positivo es evidencia de inestabilidad [29]. Para el cálculo de los exponentes se buscan todos los puntos vecinos de la serie de tiempo que sean muy cercanos a un punto de referencia particular o punto inicial. Posteriormente, se calcula el aumento de la distancia en el tiempo entre la trayectoria vecina y la trayectoria de referencia $x(t) - x_e(t)$, como se observa en la Fig. 1. La distancia futura puede ser calculada con $d(t) = x(t) - x_e(t)$ y por tanto $|d(t)| = \delta e^{\lambda t}$ en donde λ es el MEL.

Particularmente, el algoritmo propuesto en [32], [33] permite una estimación robusta del máximo exponente de Lyapunov desde una serie de tiempo, donde la distancia entre trayectorias es calculada utilizando el retardo de tiempo coordinado (τ). Se define en (4) la distancia entre una trayectoria de referencia x_i y una trayectoria vecina x_j después del tiempo relativo t .

$$dist(x_i, x_j; t) = |x_{i+\tau} - x_{j+\tau}| \quad (4)$$

Utilizando el algoritmo de búsqueda de las trayectorias vecinas de [40] se calculan los exponentes de Lyapunov a partir de (5). En (5) para un i fijo, se buscan todos los vecinos x_j de x_i dentro de un vecindario U_i y se calcula el promedio de las distancias entre las trayectorias vecinas encontradas y la trayectoria de referencia x_i en función de t .

$$S(t) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \ln \left(\frac{1}{|U_i|} \sum_{j \in U_i} dist(x_i, x_j; t) \right) \quad (5)$$

El MEL es la pendiente de la recta que resulta de la regresión lineal del conjunto de exponentes individuales obtenidos de (5). Para el caso de la evaluación de la serie de tiempo de la tensión $x(t)$ equivale a $V(t)$ en cada barra. La metodología utilizada para la estimación del MEL se presenta en la Fig. 2. En el primer paso se reconstruye la dinámica a partir de atractores obtenidos con el método de los retardos, con este se crean vectores en un nuevo espacio, espacio embebido. Los vectores son formados con los valores retardados en el tiempo de las mediciones discretas. En el segundo paso se encuentran los puntos vecinos más cercanos teniendo en cuenta límites máximos de separación en el tiempo y en magnitud en el espacio multidimensional. En el tercer paso se calcula la distancia promedio entre cada uno de los puntos de las trayectorias vecinas. Finalmente, se calcula el MEL a partir de la regresión lineal del espectro de exponentes de Lyapunov.

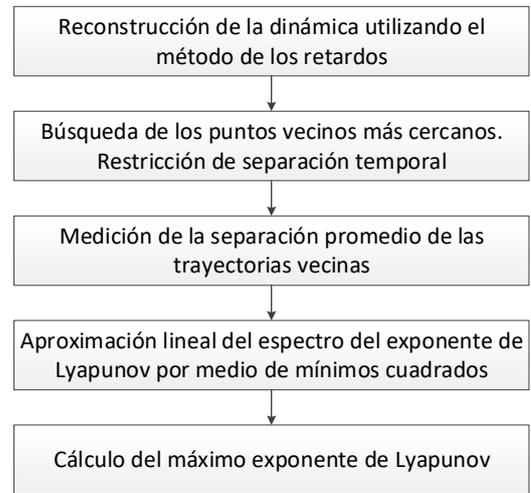


Fig. 2. Diagrama de flujo del algoritmo de estimación del MEL.

El desempeño del cálculo del MEL está influenciado por la determinación de parámetros que permiten seleccionar las trayectorias de la serie de tiempo, con las cuales se reconoce la divergencia exponencial. El valor de estos parámetros depende de: el fenómeno que se analiza, el tipo de variaciones tanto temporales y espaciales, la magnitud de las variaciones, el ruido y los cambios en estado estacionario y transitorio.

El cálculo propuesto del MEL en la evaluación en línea de la estabilidad de tensión requiere ajustar los parámetros fuera de línea para detectar la inestabilidad en series de tiempo que representen los posibles estados de operación de un sistema de potencia real. Con este objetivo se propone en este trabajo un nuevo método de ajuste de los parámetros del algoritmo de estimación del MEL para la evaluación de la ETCP en línea.

III. METODOLOGÍA PROPUESTA PARA EL MONITOREO EN LÍNEA DE LA ESTABILIDAD DE TENSIÓN DE CORTO PLAZO

La metodología propuesta para monitorear en línea la ETCP consta principalmente de dos etapas, Fig. 3. En la primera etapa se propone realizar fuera de línea el ajuste de los parámetros embebidos del algoritmo de estimación del MEL y en la segunda etapa el monitoreo en línea de la estabilidad utilizando PMU. A continuación, se describen en detalle cada una de las etapas.

A. Etapa 1: Ajuste de Parámetros para la Estimación del MEL

El análisis del comportamiento de la dinámica rápida de un sistema es un problema multidimensional, en el cual se debe realizar una búsqueda efectiva de las trayectorias vecinas. Para esto, es necesario determinar parámetros que caracterizan la búsqueda de las trayectorias que permiten explorar el comportamiento dinámico en una dimensión embebida [33].

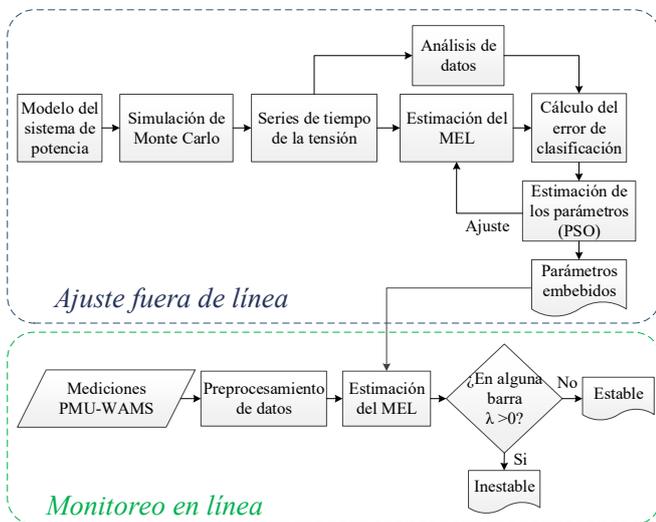


Fig. 3. Diagrama de flujo de la metodología propuesta.

Estos parámetros son:

Dimensión embebida (m) está relacionada con la dimensión topológica del sistema. La selección de un m adecuado permite identificar los puntos vecinos con una distancia entre ellos muy pequeña y representar la verdadera dinámica del sistema.

Retardo entre trayectorias (τ) es la diferencia temporal (número de muestras) entre el estado inicial de dos trayectorias.

Radio del vecindario (δ) es la separación espacial máxima en la cual se buscan los vecinos cercanos. Así, un punto inicial $x(0)$ de la trayectoria de referencia tiene un radio δ en donde encuentra puntos iniciales de las trayectorias vecinas. El punto $x(0)$ tiene un vecino $x_i(0)$ si la distancia entre ellos es menor a δ .

Ventana de interés (Theiler window - ω) es la mínima separación de tiempo que se suponen tienen los vecinos cercanos. En la ventana ω es en donde se buscan los puntos vecinos.

Puntos vecinos (k) es la cantidad de puntos dentro del vecindario que busca el algoritmo.

Muestras por trayectoria (s) es la cantidad de puntos o muestras de cada trayectoria con las cuales se va a calcular la distancia a la trayectoria de referencia. El valor de s es muy sensible al ruido de la señal.

Ventana de datos (t) es la extensión temporal de las series de tiempo de la respuesta dinámica del sistema en donde se buscan las trayectorias.

Estos parámetros se utilizan en el cálculo de los exponentes de Lyapunov y deben ser definidos dependiendo de la aplicación [33]. Particularmente, en la evaluación de la estabilidad del SEP se deben tener en cuenta las posibles series de tiempo que se obtienen de las PMU en estado post-contingencia. Por un lado, los parámetros m , τ , δ y ω son calculados comúnmente a partir de técnicas espacio-tiempo [33]. Por otro lado, los parámetros k , s , y t son fijados a través de análisis iterativos. La complejidad del comportamiento dinámico post-contingencia del sistema potencia hace que la selección de parámetros realizada a partir del análisis espacio-tiempo de casos individuales sea útil únicamente para un conjunto limitado de series de tiempo. Desempeño que reduce la exactitud de la clasificación estable/inestable basada en el MEL en sistemas de potencia con un gran volumen de incertidumbres. En [31] se ajustan los parámetros para diferentes casos estables e inestables de los sistemas eléctricos, donde para lograr una correcta clasificación de los casos analizados se requiere utilizar diferentes valores de parámetros. Ahora bien, el reto es encontrar un único conjunto óptimo de parámetros que pueda ser utilizado en línea en diferentes condiciones de operación de los sistemas de potencia. Por lo cual, se propone analizar una gran diversidad de escenarios post-contingencias obtenidos de simulaciones dinámicas del sistema, identificar mediante inspección los escenarios de inestabilidad de los resultados de simulaciones en el dominio del tiempo de contingencias y posteriormente utilizar la técnica de optimización meta-heurística PSO para lograr un único ajuste de los parámetros de estimación del MEL que minimice el error en la clasificación del conjunto de escenarios.

El PSO es un método computacional para la optimización de funciones paramétricas y multi-paramétricas. El algoritmo PSO es un método meta heurístico, el cual entrega buenas soluciones para problemas de funciones de optimización global. Como la mayoría de los métodos heurísticos que son inspirados por un fenómeno biológico, el PSO está inspirado por el comportamiento colectivo de pájaros (partículas) para la búsqueda de comida (punto del óptimo global) [41].

Se utiliza el modelo dinámico del sistema de potencia y el método de simulación de Monte Carlo (MC) para generar diferentes condiciones de operación considerando incertidumbres en: el tipo de contingencia (salida de generador o corto circuito trifásico en una línea de transmisión), el componente en falla y localización de la falla (generador o línea con falla y porcentaje de línea en donde ocurre la falla) y el escenario de carga/generación. El procedimiento para generar los datos es el siguiente: 1) se construye un escenario de carga aleatorio a partir de funciones de distribución de probabilidad y el pronóstico de la demanda; 2) se calcula el flujo óptimo de potencia y se determina el despacho de los generadores; 3) se selecciona aleatoriamente el tipo de contingencia; 4) se selecciona la línea o generador en falla; 5) se realiza la simulación en el dominio del tiempo y 6) se almacenan las series de tiempo de la magnitud de las tensiones de barra.

Por un lado, se analizan los resultados de las simulaciones dinámicas (RSD) y se detectan los casos de inestabilidad por medio de la inspección de la ocurrencia del colapso de tensión en alguna de las barras, el cual se produce cuando la tensión disminuye llegando a un valor de tensión cercano a 0 en alguna

de las barras del sistema con posterior ocurrencia de oscilaciones rápidas. Por otro lado, se estima el MEL en cada barra para cada caso generado con MC para identificar también por este otro medio los casos inestables. La clasificación del caso resultante de la inspección de las simulaciones dinámicas, considerada como referencia, es comparada con la obtenida con el MEL para calcular el error en la clasificación. Este error es la función objetivo del algoritmo de optimización PSO, el cual para una cantidad fija de partículas e iteraciones minimiza el error a partir del ajuste de los parámetros. La estimación del MEL con el conjunto de parámetros obtenidos del PSO permite clasificar con un error mínimo la ETCP para diversos comportamientos dinámicos y en diferentes condiciones de operación. El problema de optimización se presenta a continuación:

Función objetivo:

$$\text{Minimizar Error} = \frac{\sum_{i=1}^{N_c} MEL_i(m, \tau, k, eps, s, \omega, t) \oplus RSD_i}{N_c} \times 100 \quad (6)$$

Sujeto a:

$$\tau \leq \frac{t/f_s - s}{m - 1} \quad (7)$$

$$t \geq s/f_s \quad (8)$$

$$\omega \leq t \quad (9)$$

Donde f_s es la frecuencia de las muestras entregadas por las PMU, N_c es el número de casos generados con el método de MC y m, d, k, eps, s, ω y t son los parámetros embebidos. El espacio de búsqueda es seleccionado por medio de un análisis iterativo de los parámetros y de técnicas espacio-tiempo presentadas en [33]. El *Error* en la clasificación es calculado porcentualmente de la sumatoria de la comparación lógica XOR entre la clasificación obtenidas del MEL y del RSD para todos los casos. En la comparación lógica cuando ambos son 1's o 0's el resultado es 0 y cuando son diferentes el resultado es 1.

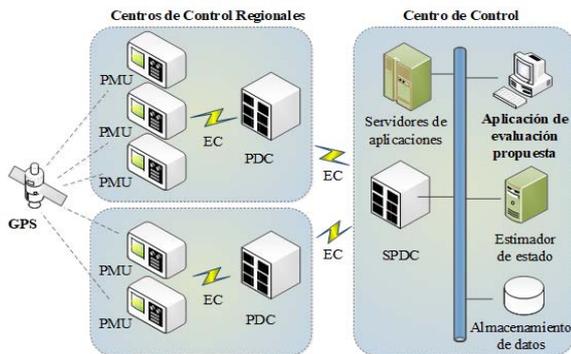


Fig. 4. Esquema de monitoreo basado en PMU-WAMS.

B. Etapa 2: Monitoreo en Línea de la Estabilidad de Tensión de Corto Plazo

El monitoreo en línea basado en PMU de la ETCP es una aplicación de área amplia (WAMPaC) en el centro de control de un sistema de potencia, cuyo esquema se muestra en la Fig.

4. Los equipos PMU están instalados en todas las barras del sistema y centralizadas en un sistema de monitoreo de área amplia (WAMS). Los datos de entrada a la aplicación son las magnitudes de tensión entregadas por las PMU, las cuales tienen una alta frecuencia de muestreo y están sincronizadas a través de GPS, estas dos características permiten crear series de tiempo en cada barra, las cuales están sincronizadas para su análisis en el centro de control por medio de la aplicación propuesta. Este sistema funciona en una estructura jerárquica y consta de: las PMU, enlaces de comunicaciones de alta velocidad de transmisión de datos, concentradores de datos factoriales (PDC) y súper concentradores (SPDC). Con las series de tiempo de la tensión obtenidas de las mediciones PMU se estima el MEL en cada barra utilizando los parámetros embebidos obtenidos en el análisis fuera de línea. El valor del MEL determina la estabilidad del sistema; si alguna de las barras tiene un valor del MEL positivo se clasifica el estado de operación del sistema como inestable y si todas las barras tienen un valor del MEL negativo se clasifica como estable.

IV. RESULTADOS DE SIMULACIÓN

En esta sección se presentan los resultados de la aplicación de la metodología propuesta en el sistema de prueba New England de 39 barras, mostrado en la Fig. 5, el cual es un sistema de prueba típico para estudios de estabilidad. El modelo dinámico utilizado para el sistema eléctrico corresponde al modelo utilizado en los estudios por simulación dinámica de transitorios electromecánicos. Las simulaciones dinámicas en el dominio del tiempo son conducidas en el programa DigSILENT Power Factory y el análisis de las series de tiempo y cálculo de exponentes de Lyapunov en el programa R [42], [43]. La tasa de muestreo de las mediciones entregadas por las PMU es 60 muestras por segundo. En las simulaciones se consideró un paso de integración de 20 ms y tiempo de despeje de falla de 100 ms.

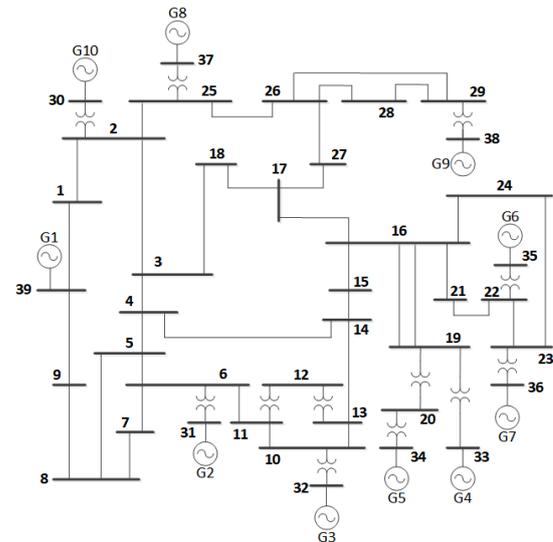


Fig. 5. Diagrama unifilar sistema de prueba New England de 39 barras.

A. Desempeño del MEL con Diferentes Parámetros Embebidos

En la Fig. 6 se muestra el espectro del exponente de Lyapunov para diferentes valores de dimensión embebida (m)

de un caso de inestabilidad que llega a un colapso rápido de tensión por falla en la línea 26 - 28. Se observa que la tendencia de los exponentes de Lyapunov se ve afectada por la dimensión de las trayectorias utilizadas en el cálculo. Para este caso de colapso con una tendencia más positiva del exponente de Lyapunov (con $m = 5$) se obtiene como resultado de la regresión un mayor valor positivo del MEL, lo cual representa una mejor clasificación del colapso.

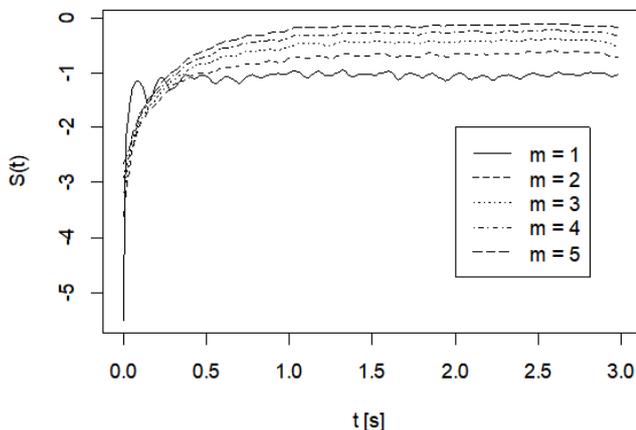


Fig. 6. Espectro del exponente de Lyapunov para diferente dimensión embebida.

Otros parámetros de gran influencia son τ y s . En la Fig. 7 se presenta los valores del MEL para el caso de inestabilidad con diferentes valores del parámetro τ y s . Los valores del MEL mayores a cero (inestable) están en color amarillo y menores a cero (estable) en color azul. Este caso de colapso de tensión es correctamente clasificado para los valores de τ y s en los que el MEL es mayor a cero. Se observa un comportamiento no lineal en el valor del MEL llegando a cambiar de un valor positivo a negativo para un conjunto de valores de τ y s . Es decir, con el conjunto de valores cuyos resultados están sombreados en amarillo se logra clasificar correctamente el colapso. Por otro lado, incluyendo la variación de m en el cálculo del MEL se observan en la Fig. 8 iso-superficies con valor del MEL constante. Las superficies muestran un comportamiento del MEL dependiente a los tres parámetros evaluados (m , τ y s). Se observa que, para algunos conjuntos de valores de m , τ y s el MEL resulta negativo y por lo tanto incorrecta la clasificación.

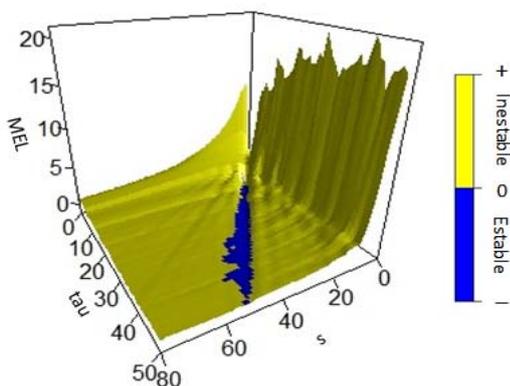


Fig. 7. Valor del MEL con diferentes valores de τ y s .

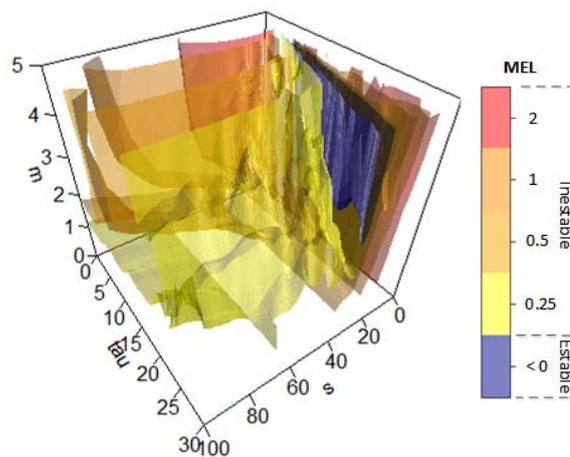


Fig. 8. Iso-superficies del MEL para diferentes valores de m , τ y s .

La extensión de la ventana de datos (t) representa un parámetro de gran importancia para la correcta clasificación de la estabilidad a partir del cálculo del MEL, por esto se analiza su efecto. Se analizaron casos clasificados con RSD en estables e inestables que son comparados con la clasificación resultante de la estimación del MEL realizada con parámetros embebidos de prueba ($m=4$, $\tau=1$, $s=163$, $k=5$, $\delta=0.7$, $\omega=1.9$), elegidos a partir de un análisis iterativo de algunos casos de colapsos de tensión. Los resultados se muestran en la TABLA I.

TABLA I
COMPARACIÓN DE CLASIFICACIÓN CON RSD Y MEL

CASO CONTINGENCIA	RESULTADO SIMULACIÓN DOMINIO DEL TIEMPO	RESULTADO CLASIFICACIÓN MEL						
		t=3.5	t=4	t=5	t=6	t=7	t=8	
		1	L01-02	estable	0.231	0.161	0.065	-0.068
2	L01-39	estable	-0.019	0.017	-0.039	-0.024	-0.045	-0.060
3	L25-26	estable	0.012	0.014	-0.164	-0.123	-0.098	-0.145
4	L08-09	estable	0.554	0.386	0.173	0.027	-0.026	0.131
5	G3	estable	0.036	-0.089	-0.365	-0.425	-0.514	-0.498
6	G2	estable	0.163	0.077	-0.090	-0.092	-0.061	-0.058
7	L01-02	estable	0.454	0.277	0.209	-0.005	-0.037	0.088
8	L13-14	estable	-0.502	-0.394	-0.193	0.016	-0.088	-0.191
9	L16-17	inestable	0.591	0.429	0.187	0.296	0.131	-0.013
10	L16-17	inestable	0.302	0.130	-0.015	0.358	0.266	0.214
11	L01-02	inestable	-0.035	0.182	0.450	0.656	0.473	0.343
12	L16-17	inestable	0.322	0.155	-0.004	0.311	0.238	0.188
13	L16-17	inestable	0.114	-0.196	0.140	0.053	0.015	-0.060
14	L02-25	inestable	0.892	0.732	0.318	0.153	0.007	-0.033
15	L01-39	inestable	-0.025	0.137	0.613	0.885	0.585	0.478
16	L01-02	inestable	-0.143	0.100	0.477	0.758	0.522	0.362

■ Bien clasificado ■ Mal clasificado

Se observa que la clasificación con el MEL es correcta en todos los casos con una ventana de datos de 7 s y para otras longitudes de ventana con el MEL se clasifican casos inestables como estables y/o casos estables como inestables. Por consiguiente, para una gran variedad de casos se debe seleccionar un único conjunto de parámetros con un error mínimo en la clasificación de la estabilidad de tensión.

B. Ajuste de los Parámetros Utilizando el PSO

Los parámetros adecuados para determinar la estabilidad a partir del cálculo del MEL en diferentes condiciones de operación son determinados por medio del PSO, cuya función objetivo es la minimización del error en la clasificación de la estabilidad, calculado con (6). El rango de valores del espacio de búsqueda de los parámetros del MEL es: m (2-10), τ (1-50), s (10-300), k (2-10), δ (0.1-1), ω (1-9.5) y t (1-9.5). Se eligió un enjambre de 12 partículas y un máximo número de iteraciones de 25. En cada iteración se evalúa 12 veces (tamaño del enjambre) la función objetivo, es decir en total se evalúa 300 veces (12 partículas \times 25 iteraciones), y con los valores obtenidos en cada iteración se calculan las posiciones y velocidades de las partículas para ajustar los parámetros de entrada al algoritmo estimación del MEL. Se generaron 1000 casos de análisis con la simulación de MC, de los cuales 824 son casos estables y 176 son casos inestables. El resultado del error en la clasificación con respecto al número de veces evaluada la función objetivo con el PSO para los casos generados se muestra en la Fig. 9. El valor mínimo del error en la clasificación obtenido del PSO es 0.6 % después de evaluar la función objetivo 132 veces. Estos casos mal clasificados son casos con oscilaciones sostenidas no amortiguadas (marginamente estables). Los parámetros finales se muestran en la TABLA II.

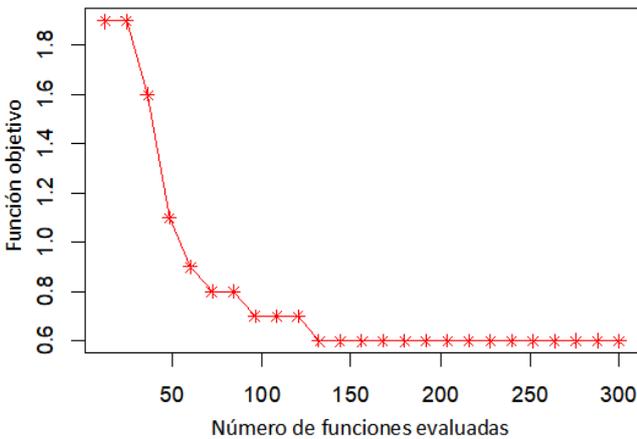


Fig. 9. Convergencia del PSO en el ajuste de parámetros para la estimación del MEL.

TABLA II
PARÁMETROS AJUSTADOS CON EL PSO

Parámetro	Definición	Valor
m	Dimensión embebida	9
τ	Retardo de tiempo	12
k	Número de vecinos considerados	3
δ	Radio del vecindario	0.492
s	Número de muestras por trayectoria	229
ω	Ventana de interés (Theiler)	7.157
t	Ventana de datos	8.6

C. Análisis de la Estabilidad Basado en el MEL

Los parámetros seleccionados aplicando el PSO permiten determinar la estabilidad del sistema para escenarios con diferente comportamiento dinámico. Así, con estos parámetros

tanto los casos mostrados en la TABLA I como nuevos casos estables e inestables no incluidos durante la optimización son clasificados correctamente.

Resultados del cálculo de los exponentes de Lyapunov para algunas series de tiempo de la tensión post-contingencia se presentan en la Fig. 10.

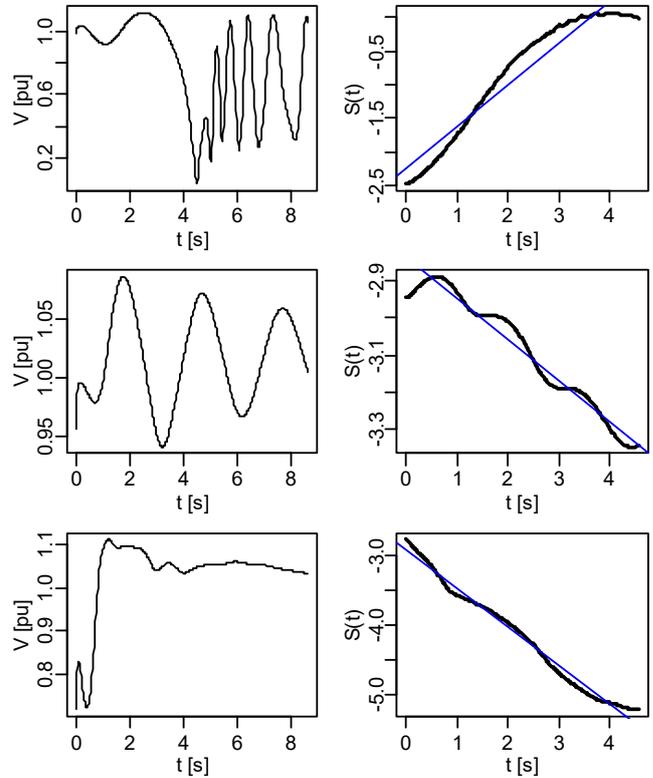


Fig. 10. Series de tiempo de la magnitud de tensión V [p.u.] y espectro del exponente de Lyapunov $S(t)$.

En la parte superior para un caso inestable que termina en un colapso de tensión el valor del MEL es $\lambda = 0.603$ (positivo – inestable), en el medio un caso con oscilaciones amortiguadas $\lambda = -0.11$ (negativo – estable) y en la parte inferior un caso con recuperación rápida de la tensión muy amortiguado $\lambda = -0.55$ (negativo – estable). El valor del MEL además de determinar la estabilidad/inestabilidad de un sistema también permite determinar qué tan caótica es una serie de tiempo, por tanto, en series de tiempo con bajo amortiguamiento el valor de λ es mayor que en series muy amortiguadas. Los resultados obtenidos para diferentes tipos de series de tiempo de simulaciones dinámicas confirman la correcta clasificación de la estabilidad a partir del cálculo del MEL.

D. Robustez de la Clasificación Debido a Ruido en la Señal

Con el fin de verificar la robustez al ruido del método propuesto basado en el MEL para la clasificación de la estabilidad de tensión de corto plazo se simuló una distribución de probabilidad uniforme que representa el ruido, con una desviación máxima de 1 %. Los resultados de la estimación del MEL se presentan en la Fig. 11. El MEL para el caso sin ruido en la señal es igual a 0.603, clasificándolo en inestable, y el MEL para el caso con ruido es igual a 0.597, clasificándolo de

la misma forma en inestable. Lo anterior permite observar que el método propuesto basado en el MEL es robusto al ruido en la señal de tensión proveniente de equipos de medición PMU.

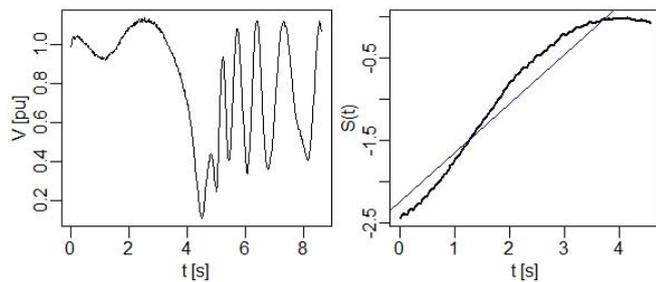


Fig. 11. Series de tiempo de la magnitud de tensión V [p.u.] y espectro del exponente de Lyapunov $S(t)$ con ruido en la señal.

E. Consideraciones Computacionales

Los resultados de simulación obtenidos en las secciones anteriores se desarrollaron en un computador con un procesador AMD Athlon™ II X4 de 3 GHz y memoria RAM de 4 GB utilizando códigos en R y C. El cálculo del MEL tanto para el ajuste de los parámetros en los 1000 escenarios de operación como en el análisis de un caso emulando operación en línea se implementa en paralelo para disminuir el tiempo de cómputo. Para esto se utilizaron técnicas de computación de alto desempeño (HPC), las cuales permiten realizar cálculo multi-núcleo y multi-tarea. Los resultados de los tiempos de cómputo del MEL para un escenario y para 1000 escenarios se muestran en la TABLA III. Se observa en la TABLA III que el tiempo requerido para calcular el MEL en todas las barras del sistema New England de 39 barras está entre 0.09 s y 0.11 s, lo cual hace que la metodología sea adecuada para su implementación en línea.

TABLA III
TIEMPO DE CÓMPUTO EN EL SISTEMA DE PRUEBA

Casos	Tiempo de cómputo [s]		
	Loop	Multi-tarea	Multi-tarea y multi-núcleo
1	1.25 - 1.4	0.3 - 0.45	0.09 - 0.11
1000	964	435	110

V. DISCUSIÓN Y TRABAJOS FUTUROS

Se analizó el efecto de los parámetros embebidos de la estimación del MEL en la identificación de colapsos rápidos de tensión. Los análisis realizados tanto con la variación de algunos de los parámetros embebidos como en [31] con el cálculo de los parámetros con técnicas espacio-tiempo demostraron la dificultad y a la vez la necesidad de elegir un único conjunto de parámetros que permita analizar las series de tiempo de la magnitud de tensión e identificar correctamente los casos en los que ocurren colapsos rápidos de tensión.

Por lo anterior, se implementó la metodología propuesta en este trabajo para el ajuste de los parámetros utilizando la técnica de optimización PSO con la cual se seleccionó un único conjunto de parámetros con el que se obtuvo un error de clasificación muy bajo. Los casos clasificados incorrectamente corresponden a casos marginalmente estables con oscilaciones no amortiguadas mientras que el 100 % de los casos de colapsos rápidos de tensión fueron identificados correctamente. Estos

resultados muestran el buen desempeño del MEL para discriminar los colapsos rápidos de tensión de una gran variedad de comportamientos dinámicos como oscilaciones en un amplio rango de frecuencias y amortiguamientos, y diferentes variaciones transitorias de la magnitud de tensión post-falla, evitando errores de clasificación y por supuesto falsas alarmas.

El método propuesto basado en el MEL es robusto al ruido de la señal y tiene tiempo de procesamiento bajo lo cual lo hace adecuado para la evaluación en línea de señales de la tensión obtenidas de mediciones PMU.

El resultado del ajuste de los parámetros con el PSO mostró que es necesaria una extensión de la ventana de datos de 8.6 s, ya que con ventanas de menor duración el error de la clasificación aumenta considerablemente. Sin embargo, algunos de los problemas de inestabilidad ocurren en un tiempo menor y por lo tanto el resultado de la evaluación en línea podría llegar a ser entregado sin tiempo suficiente para realizar algún tipo de control correctivo que salve al sistema de salidas en cascada de componentes debido a la actuación de los sistemas de protección. Una posible solución para mejorar el tiempo de entrega del resultado de la evaluación es la implementación del algoritmo de estimación del MEL en una máquina de inteligencia artificial para predecir la estabilidad del sistema en tiempo real a partir de una ventana de datos de mucho menor duración.

Se plantea como trabajo futuro la implementación del algoritmo en un simulador digital en tiempo real (RTDS) que permita evaluar su desempeño con mediciones reales en un ambiente controlado.

En cuanto a la implementación es importante mencionar que esta metodología procesa mediciones PMU disponibles en el PDC y los tiempos de latencia para la recepción y disponibilidad de los datos observada en protecciones sistémicas basadas en PMU y en comunicación con fibra óptica, hoy en funcionamiento en los sistemas reales, hacen que la metodología propuesta sea compatible con la operación en tiempo real. La metodología que se propone en este trabajo consiste en un software a instalar en el servidor de aplicaciones de un centro de control.

VI. CONCLUSIONES

Se presentó una metodología basada en mediciones PMU para el monitoreo en línea de la estabilidad de tensión de corto plazo a partir de la estimación del máximo exponente de Lyapunov (MEL). Esta metodología se aplica para el análisis de la estabilidad de tensión de corto plazo ante grandes perturbaciones y los exponentes de Lyapunov son calculados de las series de tiempo de las mediciones post-contingencia de la magnitud de tensión.

La metodología considera un análisis estocástico fuera de línea para determinar los parámetros embebidos de la estimación del MEL, por medio de la generación de diferentes contingencias y escenarios de carga con la simulación de Monte Carlo y el ajuste óptimo de parámetros para diferentes condiciones de operación con el método de optimización de enjambre de partículas (PSO).

Los resultados obtenidos muestran la efectividad del método para la evaluación de la estabilidad de tensión en diferentes condiciones de operación y el tiempo de cómputo para la estimación del MEL utilizando computación en paralelo demuestran la viabilidad para su implementación en línea.

REFERENCIAS

- [1] C. W. Taylor, *Power system voltage stability*. McGraw-Hill, 1994.
- [2] M. Glavic *et al.*, “See It Fast to Keep Calm: Real-Time Voltage Control Under Stressed Conditions,” *IEEE Power Energy Mag.*, vol. 10, no. 4, pp. 43–55, 2012.
- [3] P. Kundur *et al.*, “Definition and Classification of Power System Stability IEEE/CIGRE Joint Task Force on Stability Terms and Definitions,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 19, no. 3, pp. 1387–1401, 2004.
- [4] J. D. La Ree, V. Centeno, J. S. Thorp, and A. G. Phadke, “Synchronized Phasor Measurement Applications in Power Systems,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 1, no. 1, pp. 20–27, 2010.
- [5] J. D. Pinzón and D. G. Colomé, “Voltage stability assessment using synchrophasor measurements: Trends and development,” in *2017 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America)*, 2017, pp. 1–6.
- [6] D. Arias, L. Vargas, and C. Rahmann, “WAMS-Based Voltage Stability Indicator Considering Real Time Operation,” *IEEE Latin America Transactions*, vol. 13, no. 5, pp. 1421–1428, 2015.
- [7] M. Glavic and T. Van Cutsem, “Wide-Area Detection of Voltage Instability From Synchronized Phasor Measurements. Part I: Principle,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 24, no. 3, pp. 1408–1416, 2009.
- [8] P. B. Chitare, V. S. K. Murthy Balijepalli, and S. A. Kharparde, “Online assessment of voltage stability in power systems with PMUs,” *Int. J. Emerg. Electr. Power Syst.*, vol. 14, no. 2, pp. 115–122, 2013.
- [9] J. M. Lim and C. L. DeMarco, “SVD-Based Voltage Stability Assessment From Phasor Measurement Unit Data,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 31, no. 4, pp. 2557–2565, 2016.
- [10] X. Liu, X. Zhang, and V. Venkatasubramanian, “Distributed Voltage Security Monitoring in Large Power Systems Using Synchrophasors,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 7, no. 2, pp. 982–991, 2016.
- [11] S. Dasgupta, M. Paramasivam, U. Vaidya, and V. Ajarapu, “Real-Time Monitoring of Short-Term Voltage Stability Using PMU Data,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 4, pp. 3702–3711, 2013.
- [12] Y.-H. Choi, S.-G. Kang, and B. Lee, “Coordinated voltage-reactive power control schemes based on PMU measurement at automated substations,” *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 10, no. 4, pp. 1401–1408, 2015.
- [13] F. Hu, K. Sun, A. Del Rosso, E. Farantatos, and N. Bhatt, “Measurement-Based Real-Time Voltage Stability Monitoring for Load Areas,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 4, pp. 2787–2798, 2016.
- [14] H. Y. Su and C. W. Liu, “Estimating the Voltage Stability Margin Using PMU Measurements,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 31, no. 4, pp. 3221–3229, 2016.
- [15] Y. Wang *et al.*, “Voltage Stability Monitoring Based on the Concept of Coupled Single-Port Circuit,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 4, pp. 2154–2163, 2011.
- [16] I. Smon, G. Verbic, and F. Gubina, “Local voltage-stability index using tellegen’s Theorem,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 21, no. 3, pp. 1267–1275, 2006.
- [17] J. H. Liu and C. C. Chu, “Wide-Area Measurement-Based Voltage Stability Indicators by Modified Coupled Single-Port Models,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 29, no. 2, pp. 756–764, 2014.
- [18] R. Diao *et al.*, “Decision Tree-Based Online Voltage Security Assessment Using PMU Measurements,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 24, no. 2, pp. 832–839, 2009.
- [19] H. Khoshkhou and S. M. Shahrtash, “On-line dynamic voltage instability prediction based on decision tree supported by a wide-area measurement system,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 6, no. 11, pp. 1143–1152, 2012.
- [20] H. Khoshkhou and S. M. Shahrtash, “Fast online dynamic voltage instability prediction and voltage stability classification,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 8, no. 5, pp. 957–965, 2014.
- [21] H. Mohammadi and M. Dehghani, “PMU based voltage security assessment of power systems exploiting principal component analysis and decision trees,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 64, pp. 655–663, Jan. 2015.
- [22] C. Zheng, V. Malbasa, and M. Kezunovic, “Regression tree for stability margin prediction using synchrophasor measurements,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 2, pp. 1978–1987, 2013.
- [23] L. Zhu, C. Lu, and Y. Sun, “Time Series Shapelet Classification Based Online Short-Term Voltage Stability Assessment,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 31, no. 2, pp. 1430–1439, 2016.
- [24] D. Q. Zhou, U. D. Annakkage, and A. D. Rajapakse, “Online Monitoring of Voltage Stability Margin Using an Artificial Neural Network,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, no. 3, pp. 1566–1574, 2010.
- [25] K. S. Sajan, V. Kumar, and B. Tyagi, “Genetic algorithm based support vector machine for on-line voltage stability monitoring,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 73, pp. 200–208, Dec. 2015.
- [26] M. A. Pai, *Energy function analysis for power system stability*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [27] K. L. Praprost and K. A. Loparo, “An energy function method for determining voltage collapse during a power system transient,” *IEEE Trans. Circuits Syst. I Fundam. Theory Appl.*, vol. 41, no. 10, pp. 635–651, 1994.
- [28] J.-P. Eckmann and D. Ruelle, “Ergodic theory of chaos and strange attractors,” *Rev. Mod. Phys.*, vol. 57, no. 3, p. 617, 1985.
- [29] H. Kantz, “A robust method to estimate the maximal Lyapunov exponent of a time series,” *Phys. Lett. A*, vol. 185, no. 1, pp. 77–87, 1994.
- [30] H. Ge *et al.*, “An Improved Real-time Short-term Voltage Stability Monitoring Method Based on Phase Rectification,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. PP, no. 99, p. 1, 2017.
- [31] J. D. Pinzón and D. G. Colomé, “Chaos in Power Systems: Towards Short-term Voltage Stability Analysis,” in *2018 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exhibition-Latin America (T&D-LA)*, 2018, pp. 1–5.
- [32] M. T. Rosenstein, J. J. Collins, and C. J. De Luca, “A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets,” *Phys. D Nonlinear Phenom.*, vol. 65, no. 1–2, pp. 117–134, 1993.
- [33] R. Hegger, H. Kantz, and T. Schreiber, “Practical implementation of nonlinear time series methods: The TISEAN package,” *Chaos An Interdiscip. J. Nonlinear Sci.*, vol. 9, no. 2, pp. 413–435, 1999.
- [34] E. G. Potamianakis and C. D. Vournas, “Short-term voltage instability: effects on synchronous and induction machines,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 21, no. 2, pp. 791–798, 2006.
- [35] J. A. D. de Leon and C. W. Taylor, “Understanding and solving short-term voltage stability problems,” *Power Engineering Society Summer Meeting, 2002 IEEE*, vol. 2, pp. 745–752 vol.2, 2002.
- [36] T. Yong, M. Shiying, and Z. Wuzhi, “Mechanism Research of Short-Term Large-Disturbance Voltage Stability,” *2006 International Conference on Power System Technology*, pp. 1–5, 2006.
- [37] J. D. Pinzón and D. G. Colomé, “Mecanismos que producen inestabilidad de tensión de corto plazo y largo plazo en sistemas eléctricos de potencia,” in *XVII Encuentro Regional Iberoamericano del CIGRE-ERLAC*, 2017, pp. 1–8.
- [38] T. Van Cutsem and C. Vournas, *Voltage stability of electric power systems*, vol. 441. Springer Science & Business Media, 1998.
- [39] A. M. Lyapunov, “The general problem of the stability of motion,” *Int. J. Control*, vol. 55, no. 3, pp. 531–534, Mar. 1992.
- [40] P. Grassberger, T. Schreiber, and C. Schaffrath, “Nonlinear time sequence analysis,” *Int. J. Bifurc. Chaos*, vol. 1, no. 03, pp. 521–547, 1991.
- [41] T. Ganesan, P. Vasant, and I. Elamvazuthi, *Advances in Metaheuristics: Applications in Engineering Systems*. CRC Press, 2016.
- [42] Antonio and Fabio Di Narzo, “tseriesChaos: Analysis of nonlinear time series.” 2013.
- [43] R Core Team, “R: A Language and Environment for Statistical Computing.” Vienna, Austria, 2017.



Jaime D. Pinzón (S’10–GSM’17) was born in Zipaquirá, Colombia. He received the Electrical Engineer degree from District University Francisco José de Caldas, Colombia, in 2013, and his PhD degree in Electrical Engineering (with Honors) from National University of San Juan, Argentina, in 2019. From 2013 to 2015, he worked in Colombia for an electric utility in the field of power system operation and for a renewable energy company. From 2015 to 2019, he was a

researcher at the Institute of Electrical Energy, National University of San Juan, Argentina and a visiting researcher at the Institute of Electrical Power Systems, University of Duisburg-Essen, Germany, in 2017, both favored with scholarships from the German Academic Exchange Service (DAAD). Dr. Pinzón is currently with the Colombia's interconnected electric system operator. His research interests include static and dynamic modeling and simulation of power systems, power system stability and control, voltage stability, wide-area and real-time monitoring systems, machine learning and data mining techniques.



D. Graciela Colomé was born in 1959. She received the Electronic Engineer degree in 1985 and her Ph.D. degree in Electrical Engineering in 2009, both from National University of San Juan, San Juan, Argentina. Since 1983, she has been a researcher and a Professor at Institute of Electrical Energy at National University of San Juan - CONICET. During this time, she has worked as project manager and as senior engineer in numerous technical support projects in Argentina and different Latin-American countries. She is currently the director of the postgraduate studies department of the faculty of engineering. Her main fields are control and supervision of power systems, modeling and simulation of power systems, and the development of computational tools for engineering teaching.