

Evaluación de la Vulnerabilidad del Sistema Eléctrico de Potencia en Tiempo Real usando Tecnología de Medición Sincrofásorial

J.C. Cepeda[†]

D. G. Colomé[‡]

[†]Centro Nacional de Control de Energía

[‡]Instituto de Energía Eléctrica, Universidad Nacional de San Juan

Resumen— Este trabajo presenta una metodología innovadora para evaluar, en tiempo real, la vulnerabilidad post-contingencia del sistema eléctrico de potencia (SEP). Usando como datos de entrada señales registradas en unidades de medición sincrofásorial (PMU), se determinan indicadores que brindan alerta temprana del riesgo de ocurrencia de colapsos. La evaluación de vulnerabilidad post-contingencia se estructura considerando cuatro tipos de inestabilidades (transitoria, oscilatoria, de frecuencia, y de voltaje de corto plazo) y posibles sobrecargas. La propuesta permite evaluar las dos tareas involucradas en el concepto de vulnerabilidad: i) valoración del estado de seguridad del sistema, y ii) análisis de la tendencia del sistema a cambiar sus condiciones a un estado crítico. La metodología de evaluación se aplica al sistema de prueba de New England. Los resultados resaltan una alta eficacia del esquema integral de evaluación para brindar alerta temprana de riesgos de eventos en cascada del SEP, valorando las dos tareas involucradas en el concepto de vulnerabilidad.

Palabras clave— Data mining, estabilidad, evaluación de vulnerabilidad, PMU, seguridad, sobrecarga.

Abstract— This work presents an innovative methodology for assessing the post-contingency vulnerability of electric power system (EPS) in real time. By using post-contingency electric signals recorded by phasor measurement units (PMU) as input data, the approach determines early-warning indicators about potential collapse hazards. The post-contingency vulnerability assessment considers four types of instability (transient, oscillatory, frequency and short-term voltage) and possible overloads. The proposal allows for assessing two tasks involved in the vulnerability concept: i) system security status assessment, and ii) analysis of the system's tendency to change its conditions to a critical state. The assessment methodology is applied to the New England test

system. The results highlight the comprehensive assessment scheme's high level of effectiveness for providing early warnings about EPS cascading risk events, analysing the two tasks involved in the vulnerability concept.

Index Terms— Data mining, stability, vulnerability assessment, PMU, security, overload.

1. INTRODUCCIÓN

La inclusión de mercados desregulados, la falta de inversión, la operación con líneas de transmisión congestionadas, y otras razones técnicas, como restricciones de tipo ambiental, han llevado a operar los sistemas de potencia (SEP) peligrosamente cerca de sus límites físicos. Bajo estas condiciones, ciertas perturbaciones críticas pueden disparar eventos en cascada que eventualmente conduzcan al sistema a colapsos [1]. En tal sentido, se plantea la necesidad de desarrollar metodologías de protección del SEP que no solo resguarden a equipos y personas sino que permitan mantener la seguridad y continuidad del servicio eléctrico. Por esto, sistemas de protección especiales (SPS) son diseñados para detectar condiciones anormales del sistema y efectuar acciones correctivas que mitiguen las posibles consecuencias. Sin embargo, las condiciones que llevan al sistema a la posibilidad de un colapso, es decir, que lo vuelven vulnerable, no son fáciles de determinar, debido a que el proceso de un colapso depende de múltiples interacciones [1].

Este contexto ha establecido la necesidad de desarrollar modelos matemáticos y herramientas prácticas que permitan diseñar una red inteligente (*Smart Grid*) auto-curable (*Self-Healing Grid*), capaz de llevar a cabo funciones de reconfiguración y control de área extendida en tiempo real [1]. La evaluación de la vulnerabilidad dinámica (DVA) del sistema en tiempo real constituye una parte fundamental de este objetivo ya que permite decidir y coordinar las acciones de control correctivo en tiempo real, dependiendo de la evolución del evento [1].

En la actualidad, modernas tecnologías tales como los medidores sincrofasoriales (PMUs) y los sistemas de monitoreo de área extendida (WAMS) facilitan el diseño de mecanismos capaces de realizar DVA luego de ocurrida una contingencia. Los resultados podrían establecer indicadores que disparen la actuación de SPSs en tiempo real, permitiendo mejorar el desempeño de las acciones de control correctivo [2].

Este trabajo presenta una novedosa metodología que permite realizar DVA, tomando en consideración cinco diferentes síntomas de alerta, tales como: inestabilidad transitoria, inestabilidad oscilatoria, inestabilidad de voltaje de corto plazo, inestabilidad de frecuencia de corto plazo, y sobrecargas. La propuesta permite evaluar las dos tareas involucradas en el concepto de vulnerabilidad: i) valoración del estado de seguridad del sistema (seguridad estática y dinámica), y ii) análisis de la tendencia del sistema a cambiar sus condiciones a un estado crítico llamado “estado al borde del colapso”.

Las principales contribuciones presentadas en este trabajo son: i) un novedoso método para estimar el estatus de vulnerabilidad dinámica post-contingencia del sistema basado en minería de datos, y ii) una metodología para evaluar vulnerabilidad en tiempo real basada en varios índices de desempeño.

2. MARCO TEÓRICO REFERENCIAL

2.1. Vulnerabilidad del Sistema de Potencia

Un sistema vulnerable opera con un reducido nivel de seguridad que lo vuelve débil a los efectos acumulados de una serie de disturbios. La vulnerabilidad es un indicativo esencial de que el sistema se dirige a fallas en cascada [3]. El concepto de vulnerabilidad involucra al nivel de seguridad estática y dinámica del SEP y la tendencia a cambiar sus condiciones a un estado crítico [4], denominado “estado al borde del colapso” [5].

Un área vulnerable es una sección específica del sistema en la que la vulnerabilidad comienza a desarrollarse. La ocurrencia de una contingencia severa en las áreas vulnerables, bajo una condición de operación de alto estrés, define al sistema en el “estado al borde del colapso”.

La evaluación de la vulnerabilidad es una tarea fundamental dentro de la estructura de una red auto-curable ya que tiene la función de detectar la necesidad de llevar a cabo acciones de control de área extendida.

2.2. Síntomas de vulnerabilidad del SEP

La vulnerabilidad del SEP está caracterizada por cuatro diferentes síntomas de estrés: inestabilidad de ángulo, inestabilidad de voltaje, inestabilidad de frecuencia y sobrecargas [5]. De estos síntomas, el presente artículo se enfoca en analizar cinco fenómenos que ocurren en el llamado “corto plazo”, que se limita a 15 o 20 segundos luego de ocurrida una perturbación. Estos fenómenos incluyen: estabilidad transitoria, estabilidad oscilatoria, estabilidad de voltaje de corto plazo, estabilidad de frecuencia de corto plazo, y sobrecargas post-contingencia.

2.3. Sistema de medición sincrofasorial

Las unidades de medición sincrofasorial (PMUs) son dispositivos que permiten estimar sincrofasores (fasores que tienen como referencia angular a una onda coseno de frecuencia nominal, sincronizada con el tiempo UTC (Universal Time Coordinated) de las ondas sinusoidales de corriente y voltaje AC, en diferentes nodos de un SEP [6]. Para calcular un sincrofasor la PMU utiliza un algoritmo de estimación fasorial. Estos algoritmos utilizan un número N de muestras en el tiempo para efectuar la estimación del fasor. El algoritmo más comúnmente utilizado es la transformada discreta de Fourier [6]. La alta precisión, velocidad de respuesta y sincronización de tiempo hacen de las PMUs equipos apropiados para el monitoreo global en estado estable y dinámico, así como para aplicaciones en protección y control, como parte básica de un sistema de monitoreo de área extendida (WAMS – Wide Area Measurement System) [7].

2.4. Herramientas matemáticas relevantes

2.4.1 Simulación de Montecarlo

Tradicionalmente, los análisis de contingencias del SEP se han estudiado a través de metodologías deterministas. Estos métodos ignoran la naturaleza estocástica o probabilística de los SEP reales, y por lo tanto ciertas perturbaciones graves, que podrían llevar el sistema a potenciales condiciones de inseguridad, podrían ser ignoradas [1]. Por el contrario, técnicas de análisis probabilístico, como la simulación de Montecarlo (MC), ofrecen la posibilidad de obtener resultados más realistas, ya que evita el uso de modelos simplificados [1].

El método de Montecarlo es un procedimiento repetitivo que consiste en evaluar, en cada iteración,

la respuesta del sistema a través de una función de incertidumbre, utilizando un conjunto de variables de entrada que se generan al azar a través de sus funciones de distribución de probabilidad (PDF), con el fin de obtener valores numéricos aleatorios de salida [1]. Este trabajo aplica simulaciones basadas en MC con el objetivo de generar datos estáticos o dinámicos post-contingencia del sistema de potencia.

2.4.2 Funciones empíricas ortogonales

Funciones empíricas ortogonales (EOF) son el resultado de aplicar la descomposición en valores singulares (SVD) a datos de series de tiempo [8]. EOF es una técnica de minería de datos para series de tiempo que permite descomponer una función en el tiempo discreta $f(t)$ (tales como el ángulo o la magnitud del voltaje, o la frecuencia eléctrica) en una suma de un conjunto de funciones patrones discretas (las EOFs). La transformación EOF se utiliza con el fin de extraer los componentes individuales más predominantes de la forma de onda de una señal compuesta (similar al análisis de Fourier), que permiten revelar los principales patrones inmersos en la señal.

Así, una función discreta f_k puede ser escrita como la suma de varias funciones (v_j) que son naturalmente ortogonales (pues constituyen vectores propios ortonormales obtenidos de la aplicación de SVD a la matriz de todas las funciones discretas \mathbf{F}), afectadas por coeficientes dados por números reales ($\lambda_j^{1/2} u_{kj}$).

$$\mathbf{f}_k = \lambda_1^{1/2} u_{k1} \mathbf{v}_1 + \lambda_2^{1/2} u_{k2} \mathbf{v}_2 + \dots + \lambda_p^{1/2} u_{kp} \mathbf{v}_p \quad (1)$$

Donde $\lambda_j^{1/2}$ es el j -ésimo valor singular de \mathbf{F} asociado a los vectores propios u_k y v_j obtenidos de aplicar SVD a \mathbf{F} . Siendo que v_j representa la j -ésima EOF y su coeficiente ($\lambda_j^{1/2} u_{kj}$) corresponde al llamado "EOF score".

El número de EOFs escogidas depende de la variabilidad explicada que se desee, de acuerdo a

$$EV_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \times 100 \quad (2)$$

2.4.3 Máquinas de soporte vectorial

Las máquinas de soporte vectorial (SVM) forman parte de las herramientas de minería de datos basadas en aprendizaje. SVM está diseñada para solucionar problemas de clasificación (C) y regresión (R) [9].

La estructura de SVM se basa en resolver un problema de optimización cuya solución constituye una función de decisión óptima denominada

hiperplano óptimo (OH), la cual se determina por una pequeña parte del conjunto de entrenamiento denominado los vectores soporte (SV) [9].

Con esta finalidad, SVM emplea una función de mapeo definida mediante las denominadas funciones de kernel, las cuales pueden ser de diferentes tipos, tales como: lineales, polinomiales, gaussiana (radial basis -RBF-), entre otras. Este artículo aplica la RBF kernel puesto que esta función es capaz de manejar las posibles relaciones no lineales existentes entre las etiquetas y los individuos. SVM resulta ser más robusto para evitar problemas de sobre entrenamiento [9].

Tanto la aplicación de clasificación (SVC), como la de regresión (SVR) son empleadas en este trabajo con el objetivo de procesar la información fasorial en tiempo real y obtener algún tipo de conocimiento que brinde indicadores del nivel de vulnerabilidad del SEP.

3. PROPUESTA METODOLÓGICA

El presente trabajo propone una metodología completa para evaluar la vulnerabilidad dinámica post-contingencia (DVA) del sistema de potencia en tiempo real mediante el uso de mediciones PMU como datos de entrada. La metodología de evaluación es capaz de dar alerta temprana sobre posibles colapsos del sistema. El procedimiento de evaluación en tiempo real se describe esquemáticamente en la Fig. 1.

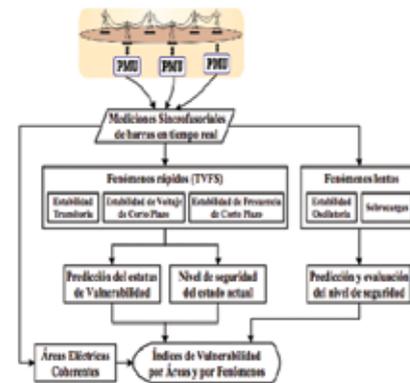


Figura 1: Estructura metodológica de evaluación en tiempo real

El esquema comienza con la adquisición de datos de las PMU en cada período de actualización. Estos datos son recibidos y pre-procesados en el centro de control con el fin de filtrar el ruido y depurar los posibles valores atípicos (este artículo supone que esta etapa de pre-procesamiento ha sido previamente realizada).

En tiempo real, el SEP se divide en zonas eléctricas coherentes a través de una herramienta matemática que analiza la coherencia de los datos dinámicos de las PMUs. Posteriormente, cinco índices de vulnerabilidad, que reflejan el desempeño del sistema en cuanto a sus síntomas de estrés (dividido en dos tipos de fenómenos: “lentos” y “rápidos”), se calculan para cada área eléctrica, con el propósito de identificar las áreas vulnerables. Estos índices tienen inmersa la valoración de las dos tareas involucradas en el concepto de vulnerabilidad.

La metodología comprende varias etapas de aprendizaje fuera de línea. Tres subprocesos conforman la entrada de esta estructura inteligente: i) PMUs adecuadamente instaladas según se especifica en [10], ii) modelos dinámicos del SEP validados (a través, de por ejemplo, la metodología descrita en [11]), y iii) preparación de datos (funciones de distribución de probabilidades -PDF-) para simulación de MC.

El proceso de aprendizaje pretende establecer una estructura de reconocimiento de patrones (basada en minería de datos) que permita estimar la tendencia del sistema de cambiar sus condiciones a un estado al borde del colapso. La Fig. 2 representa la estructura general de las etapas de aprendizaje fuera de línea propuestas.



Figura 2: Estructura metodológica de evaluación en tiempo real

3.1. Predicción del Estatus de Vulnerabilidad para Fenómenos Rápidos TVFS

Se propone un novedoso enfoque para estimar regiones de vulnerabilidad dinámica post-contingencia (DVRs), teniendo en cuenta tres fenómenos de estabilidad de corto plazo (estabilidad transitoria, de voltaje y de frecuencia -TVFS-). Las DVRs están constituidas por dos áreas: la región “vulnerable” y la “no vulnerable”, delimitadas por un hiperplano.

Un método de reconocimiento de patrones basado en funciones empíricas ortogonales (EOFs) se utiliza

para determinar aproximadamente la distribución espacial de las DVRs. Posteriormente, un clasificador de soporte vectorial (SVC) permite estimar el estatus de vulnerabilidad dinámica post-contingencia del SEP. Esto, con el objetivo de determinar si el estado de operación actual del sistema se encuentra o no dentro de la región “vulnerable”, con lo cual se logra evaluar la tendencia del sistema a cambiar sus condiciones a un estado crítico respecto de fenómenos TVFS.

3.1.1 Reconocimiento de DVRs post-contingencia

Las DVRs se determinan empíricamente a través de la minería de los datos post-contingencia registrados por PMUs. Como alternativa a la limitada disponibilidad de estadísticas de mediciones dinámicas, simulaciones probabilísticas de MC de contingencias N-1 permiten obtener respuestas dinámicas que representen las registradas por PMUs en tiempo real, a través de evaluar la respuesta del sistema en el dominio del tiempo [1].

Una vez estructurada la base de datos dinámica, ésta se analiza usando EOFs para determinar las DVRs del sistema, sobre la base de los patrones asociados a los tres fenómenos TVFS. Los correspondientes “EOF scores” conforman vectores de números reales que representan patrones del comportamiento dinámico post-contingencia del sistema. Estos vectores de patrones permiten el mapeo espacial de las DVRs en el sistema de coordenadas formado por las EOFs. Adicionalmente, con el objetivo de evitar que valores numéricos grandes den una errónea interpretación de las regiones de vulnerabilidad, se sugiere normalizar a los vectores patrón antes de mapear las DVRs. En este trabajo de investigación, se adopta una normalización lineal en el rango de [0, 1].

Cada vector patrón tiene asociada una “etiqueta de clase” específica en función del estatus de vulnerabilidad resultante en la simulación. Estas etiquetas de clase podrían corresponder a un caso no vulnerable (etiqueta 0) o a un caso vulnerable (etiqueta 1), dependiendo de si uno o más de los relés de protección locales asociados a los fenómenos en estudio (relé de pérdida de sincronismo -OSR-, relé de baja y alta frecuencia -FR-, relés de bajo y alto voltaje -VR-) se han disparado durante el progreso del evento. Usando los vectores de patrones resultantes y sus correspondientes etiquetas de clase de estado de vulnerabilidad, las DVRs pueden ser numéricamente mapeadas en el sistema de coordenadas formado por las principales EOFs.

Con el fin de capturar adecuadamente la respuesta del sistema para los diferentes fenómenos de

estabilidad TVFS, varias ventanas de tiempo (TW) tienen que ser definidas. Estas ventanas de tiempo se establecen en función de las estadísticas de los tiempos de disparo de los relés, resultantes de la simulación de MC, influenciados por el retraso de tiempo por comunicación de los sistemas WAMS (t_{delay}).

En primer lugar, el mínimo tiempo de disparo de la simulación de MC (t_{min}) tiene que ser determinado. Este tiempo representa el retardo máximo admisible para el accionamiento de cualquier acción de control correctiva, el cual tiene que ser afectado por t_{delay} .

$$t_{min} = \min_{i=1, \dots, N} \{t_{OSR_i}, t_{VR_i}, t_{FR_i}\} - t_{delay} \quad (3)$$

Donde t_{OSR_i} , t_{VR_i} y t_{FR_i} son los tiempos de disparo de los relés OSR, VR y FR, respectivamente, resultantes de las N repeticiones de MC.

Dado que los datos post-contingencia comprenden las muestras tomadas inmediatamente después del despeje de la falla, la primera ventana de tiempo (TW₁) se define por la diferencia entre t_{min} y el tiempo de despeje (t_{cl}).

$$TW_1 \leq t_{min} - t_{cl} \quad (4)$$

El resto de las ventanas de tiempo se definen basándose en el concepto de intervalo de confianza estadística relacionado con la desigualdad de Chebyshev [12], el cual especifica que al menos el 89% de los datos se encuentran dentro de tres desviaciones estándar (3σ).

$$TW_k \approx 3 \cdot std\{t_{OSR/VR/FR}\} + TW_{k-1} \quad (5)$$

Donde $std\{\cdot\}$ representa la desviación estándar (σ) de los tiempos de disparo del relé que más interseque la correspondiente ventana de tiempo TW_k.

3.1.2 Predicción del estatus de vulnerabilidad

Las DVRs son utilizadas para especificar la posición relativa del estado dinámico real del SEP con respecto a su hiperplano límite, lo que se puede lograr mediante el uso de un clasificador inteligente. Este artículo emplea un clasificador de soporte vectorial (SVC).

El SVC necesita de un aprendizaje preliminar fuera de línea. Esta tarea se lleva a cabo usando la base de datos post-contingencia obtenida de la simulación de MC y los correspondientes DVRs asociados. Los datos se dividen en conjuntos de entrenamiento y prueba.

Cada elemento de los conjuntos de entrenamiento y prueba contiene un “valor objetivo” (etiqueta de clase) y varios “atributos” (vectores de patrones que mejor representan las DVRs para cada TW).

Sobre la base de las dos regiones asociadas a las DVRs, un clasificador de dos clases se adopta con el fin de especificar el estatus de vulnerabilidad, ya sea como un caso no vulnerable o como un caso vulnerable.

Hay dos aspectos esenciales a tener en cuenta para entrenar el SVC:

- Elección de apropiados vectores de patrones, que muestren la evolución de los fenómenos específicos. En este sentido, se necesita un procedimiento para la extracción y selección de la información más relevante. Así, un método que emplea árboles de decisión (DT), originalmente introducido en [13], en combinación con una determinada variabilidad explicada (superior a 97%), ha sido empleado para resolver este problema.
- Identificación de los mejores parámetros del SVC. Con este objetivo, se ha definido un identificador paramétrico orientado a la maximización de la precisión de clasificación, el cual se basa en la optimización de mapeo media-varianza en su versión enjambre (MVMOS), algoritmo presentado inicialmente en [11].

3.1.3 Implementación de la evaluación en tiempo real

Para la aplicación en tiempo real, los SVC entrenados fuera de línea serán encargados de clasificar el estatus de vulnerabilidad dinámica post-contingencia del SEP, usando los fasores de voltaje y frecuencias post-contingencia de PMUs como los datos de entrada.

En primer lugar, estas señales dinámicas deben ser transformadas a sus correspondientes vectores de patrones (EOF scores) normalizados. Para este propósito, los datos tienen que ser multiplicados por los EOFs determinados en el entrenamiento fuera de línea y almacenados en el procesador del centro de control. A continuación, EOF scores serán los datos de entrada para los SVC previamente entrenados, los cuales indicarán automáticamente si el sistema se encuentra dentro de las regiones “vulnerable” (etiqueta 1) o “no vulnerable” (etiqueta 0) asociadas a fenómenos TVFS.

3.2. Evaluación de la vulnerabilidad en tiempo real

La evaluación completa de vulnerabilidad en tiempo real propuesta está orientada a determinar las áreas vulnerables del SEP y evaluar la vulnerabilidad de cada una de ellas, tomando en cuenta los dos aspectos implicados en el concepto de vulnerabilidad: i) la evaluación de la tendencia a llegar a un estado crítico, y ii) la valoración del nivel de seguridad actual del SEP.

3.2.1 Identificación de áreas coherentes

El objetivo de partir al SEP en áreas coherentes en tiempo real es determinar las áreas vulnerables en las que existe la posibilidad de ocurrir eventos en cascada.

La barra donde cada PMU ha sido previamente ubicada representa el “centroide” de un área eléctrica “asociada a la PMU”. Puesto que las áreas coherentes pueden cambiar dependiendo del estado de operación y la contingencia que se presente [8], es necesario analizar las diferentes posibilidades de coherencia existente entre las áreas asociadas a las PMUs. El objetivo es unir dos o más áreas asociadas a las PMUs en “zonas”, cuando se detecte coherencia entre ellas.

En este sentido, el método recursivo de agrupación por coherencia presentado en [8] y [14] es empleado para este propósito. Así, matrices de disimilaridad se construyen a partir de los datos medidos en cada PMU. El algoritmo de agrupación C-means difuso (FCM) [14] es luego aplicado a estas matrices para determinar los grupos de PMUs que presentan coherencia eléctrica. Entonces, las zonas coherentes estarán formadas por aquellas áreas asociadas a las PMUs que hayan sido agrupadas.

3.2.2 Caracterización de la vulnerabilidad para fenómenos rápidos TVFS

En esta sección se describe el cómputo de tres índices, en el rango [0, 1], que reflejan el nivel de seguridad del SEP respecto de los fenómenos TVFS. Estos índices son luego combinados con los resultados de la predicción del estatus de vulnerabilidad presentado en 3.1 con el objetivo de evaluar los dos aspectos que conforman el concepto de vulnerabilidad.

A. Índice de estabilidad transitoria (TSI)

Un índice de estabilidad transitoria en tiempo real (TSI) se determina a través de la predicción de los ángulos de rotor de área referenciados al centro de inercia (COI) utilizando mediciones PMU como datos de entrada. Este índice brinda una cuantificación rápida del nivel actual de estabilidad transitoria del SEP.

El método utiliza regresores inteligentes que permiten estimar los ángulos de rotor referenciados al COI en tiempo real. Para esto se emplean regresores de soporte vectorial (SVR). De manera similar al SVC, antes de entrenar un SVR se requiere identificar los parámetros óptimos del regresor. En este sentido, MVMOS es también aplicado para determinar los parámetros óptimos del SVR.

En la implementación en tiempo real, los regresores previamente entrenados estimarán los ángulos de rotor referenciados al COI por cada área asociada a los PMUs, usando como entradas los datos de los fasores de voltaje post-contingencia medidos en las PMUs. Estos ángulos de rotor son luego utilizados para calcular un índice de estabilidad transitoria (TSI) para cada área eléctrica k, así:

$$TSI_k = \begin{cases} 0 & \text{if } |\delta_k^{COI_{System}}| < \delta_{lim} \\ \frac{|\delta_k^{COI_{System}}| - \delta_{lim}}{\pi - \delta_{lim}} & \text{if } \delta_{lim} \leq |\delta_k^{COI_{System}}| \leq \pi \\ 1 & \text{if } |\delta_k^{COI_{System}}| > \pi \end{cases} \quad (6)$$

Donde TSI_k , y $\delta_k^{COI_{System}}$ son el índice de estabilidad transitoria y el ángulo de rotor referido al COI en radianes de la k-ésima área. Debido a que el TSI está concebido para dar alerta temprana, no es necesario calcularlo cuando los ángulos del rotor están dentro de un rango de operación normal. Por tanto, el máximo valor admisible de los ángulos de rotor referidos al COI para estabilidad estática (es decir, el máximo ángulo determinado por restricciones de estado estable $-\delta_{lim-}$) es usado como el límite inferior de cómputo.

B. Índice de desviación de voltaje (VDI)

Basado en la operación de los relés locales de bajo y sobre voltaje, se define un índice de desviación de voltaje (VDI). VDI refleja las características de funcionamiento de este tipo de relés, que se activan cuando el voltaje cae por debajo de un límite inferior V_{lower} (o supera un valor umbral superior V_{upper}) durante más de un período predefinido de tiempo (t_{vmax}). VDI es calculado para cada barra donde las PMUs están localizadas, como sigue:

$$VDI_i = \begin{cases} 0 & \text{if } V_{lower} \leq V \leq V_{upper} \\ \min \left\{ 1, \frac{t_n}{TV_{max}} \right\} & \text{if } V < V_{lower} \vee V > V_{upper} \end{cases} \quad (7)$$

Donde V_{lower} y V_{upper} son los límites inferior y superior de voltaje, t_{vmax} es el periodo máximo predefinido antes de que los relés de voltaje se disparen, y t_n es el periodo en el cual $V < V_{lower}$ o $V > V_{upper}$.

Luego, el VDI para cada área eléctrica k es determinado por la siguiente expresión:

$$VDI_k = \max \{ VDI_i | PMU i \in \text{Área Eléctrica } k \} \quad (8)$$

C. Índice de desviación de frecuencia (FDI)

La desviación de la frecuencia respecto de su valor nominal es un claro indicador del efecto dinámico producido por una contingencia [14]. Bajo esta consideración, se define un índice de desviación de frecuencia (FDI) para cada PMU como sigue:

$$FDI_i = \min \left\{ 1, \frac{|\Delta f_i|}{\Delta f_{max}} \right\} \quad (9)$$

Donde $|\Delta f_i|$ es la variación de frecuencia medida en la PMU i , y Δf_{max} es la desviación máxima admisible del sistema. Note que Δf_{max} cambia dependiendo del fenómeno. Esto es, si $\Delta f_i < 0 \implies \Delta f_{max}$ corresponde al límite de baja frecuencia; en tanto que, si $\Delta f_i > 0 \implies \Delta f_{max}$ corresponde al límite de sobre frecuencia del sistema.

Luego, el FDI para cada área eléctrica k es determinado por la siguiente expresión:

$$FDI_k = \max \{ FDI_i | PMU i \in \text{Área Eléctrica } k \} \quad (10)$$

D. Evaluación completa de vulnerabilidad para fenómenos TVFS

Los índices para fenómenos TVFS anteriormente definidos (TSI, VDI, y FDI) se combinan con los resultados obtenidos de la predicción del estatus de vulnerabilidad, descrito en el literal 3.1, con el objetivo de llevar a cabo las dos tareas involucradas en el concepto de vulnerabilidad.

Para este propósito, una “penalidad” se incluye a los índices en función del resultado obtenido a partir de la predicción del estatus de vulnerabilidad, teniendo en cuenta la ventana de tiempo en la que el estatus de vulnerabilidad se ha estimado y arreglos adecuados de compuertas lógicas. Esta penalidad tiene el objetivo de forzar al índice TVFS correspondiente al valor de “1”, cuando el estatus de vulnerabilidad resultante del reconocimiento de patrones brinde una

alerta sobre la tendencia del sistema a cambiar sus condiciones a un estado crítico (es decir, cuando la predicción del estatus de vulnerabilidad adquiere el valor de “1”). Con el fin de incrementar la seguridad, esta penalidad se aplica únicamente si el índice TVFS correspondiente ha excedido un valor mínimo previamente especificado.

3.2.3 Caracterización de la vulnerabilidad para fenómenos lentos

Dos de los síntomas de vulnerabilidad se caracterizan por presentar rangos de tiempo que varían entre segundos a varios minutos, e incluso horas. Estos síntomas corresponden a la estabilidad oscilatoria y a sobrecargas de componentes del sistema.

A. Índice oscilatorio (OSI)

En tiempo real, señales eléctricas registradas con PMUs pueden ser descompuestas en sus modos de oscilación, utilizando algún algoritmo de identificación modal [14]. En este sentido, análisis Prony se usa en este trabajo para estimar la frecuencia y el amortiguamiento de los modos dominantes que son observables en una señal eléctrica en tiempo real [14]. Así, se pueden identificar aquellos modos que presentan valores de amortiguamiento pobres o negativos, llamados modos críticos.

Una vez que los modos críticos se han identificado para cada área, se calcula un índice que representa los posibles problemas de amortiguamiento en el sistema. Para esto, se define un límite de amortiguamiento (ζ_{lim}) bajo el cual el sistema se considera en cierto nivel de problema oscilatorio. Este artículo considera que ζ_{lim} es del 5% y la señal eléctrica elegida es la potencia activa medida por la PMU. Así, un índice oscilatorio (OSI) para el modo menos amortiguado se define por (11).

$$OSI_i = \begin{cases} 1 & \zeta_i \leq 0 \\ -\frac{1}{\zeta_{lim}} \zeta_i + 1 & 0 < \zeta_i < \zeta_{lim} \\ 0 & \zeta_i \geq \zeta_{lim} \end{cases} \quad (11)$$

Donde $\zeta_i = \min\{\zeta \text{ de los modos de la potencia } i\}$ es el modo más pobremente amortiguado obtenido de la aplicación de análisis Prony a la señal de potencia activa i en cada PMU i , y ζ_{lim} es el límite de amortiguamiento aceptable para el SEP.

Luego, el OSI para cada área eléctrica k es determinado por la siguiente expresión:

$$OSI_k = \max\{OSI_i | PMU i \in \text{Área Eléctrica } k\} \quad (12)$$

B. Índice de sobrecarga (OSI)

Los flujos de potencia a través de las ramas del sistema pueden variar después de una contingencia debido a la modificación topológica de la red. Altas corrientes eléctricas pueden entonces provocar sobrecargas, lo que podría incrementar el problema de vulnerabilidad [14]. Para evaluar posibles sobrecargas, este artículo usa factores de distribución estadísticos (SDFs) con el objetivo de predecir el cambio del flujo de potencia por los vínculos luego de producida una contingencia. El SDF se define por la media de los factores de distribución ac (ac-DF) resultantes de una simulación de MC [15]. Los ac-DFs pueden ser: factor por cambio de inyección (ac- ψ^{iek}) o factor por salida de un vínculo (ac- $\zeta^{(eq)ek}$).

$$ac-\psi^{iek} = \frac{f_{e_k} - f_{e_k pre-c}}{\Delta S_i} \quad (13)$$

$$ac-\zeta^{(eq)iek} = \frac{f_{e_k} - f_{e_k pre-c}}{f_{e_k pre-c}} \quad (14)$$

$$SDF_k^j |_{ac-DF=ac-\psi^{iek} \text{ or } ac-\zeta^{(eq)iek}} = \text{mean}_{k=K, n} \{ac-DF_k^j\} \quad (15)$$

Donde k, q son vínculos, f_{ek} es el flujo de potencia aparente post-contingencia, $f_{ekpre-c}$ es el flujo de potencia aparente pre-contingencia, ΔS_i es el cambio de potencia aparente de inyección en la barra i, $ac-DF_k^j$ es el factor de distribución ac (ψ^{iek} o $\zeta^{(eq)ek}$) del vínculo k provocado por la contingencia j y n es el número de escenarios.

Los SDFs resultantes permiten estructurar un algoritmo de estimación de sobrecarga post-contingencia en tiempo real basado en tablas previamente establecidas. Para esto, en tiempo real, un clasificador SVC multiclase orienta la selección de los mejores SDF dependiendo del estado real del SEP. Posteriormente, los SDFs seleccionados de la tabla permiten estimar el nivel de sobrecarga en cada vínculo ek del SEP. Finalmente, un índice de sobrecarga (OVI) se calcula para cada vínculo de acuerdo a (16).

$$OVI_{e_k} = \begin{cases} 0 & f_{e_k} \leq S_{lower} \\ \frac{1}{S_{upper} - S_{lower}} (f_{e_k} - S_{lower}) & S_{lower} < f_{e_k} < S_{upper} \\ 1 & f_{e_k} \geq S_{upper} \end{cases} \quad (16)$$

Donde S_{lower} y S_{upper} son los límites inferior y superior de una banda de riesgo de sobrecarga determinada para cada vínculo en función del análisis de sus límites térmico, de estabilidad de ángulo y de estabilidad de voltaje.

Luego, el OVI para cada área eléctrica k es determinado por la siguiente expresión:

$$OVI_k = \max\{OVI_{e_k} | \text{Vínculo } e_k \in \text{Área Eléctrica } k\} \quad (17)$$

4. RESULTADOS DE SIMULACIONES

La metodología propuesta se prueba en el sistema IEEE New England de 39 barras, ligeramente modificado con el fin de satisfacer el criterio de seguridad N-1, y en el cual previamente se han ubicado PMUs de acuerdo a los resultados presentados en [8]. La Fig. 3 muestra el diagrama unifilar del sistema de prueba, con la respectiva ubicación de las PMUs.

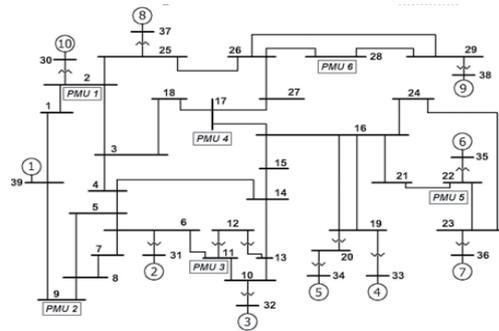


Figura 3: Diagrama unifilar del sistema de prueba

Las simulaciones consisten en varias contingencias aleatoriamente provocadas a través del método de Montecarlo. Para esto, flujos óptimos de potencia (OPF), que permiten determinar estados operativos realistas, son primero simulados con el paquete MATPOWER. Estos estados operativos son las entradas al análisis de contingencias estáticas o dinámicas, simuladas en DIGSILENT Power Factory a través de su programación DPL.

Un total de 10.000 casos han sido simulados, de los cuales 7.600 son TVFS estables o "no vulnerables" y 2.400 son inestables o "vulnerables": 1.308 corresponden a inestabilidad transitoria, 682 son inestables por frecuencia, y 410 son inestables por voltaje. Adicionalmente, 84 casos de los 7600 casos TVFS no vulnerables corresponden a casos inestables por oscilaciones. En todos estos casos se analiza además las posibles sobrecargas por los vínculos de transmisión.

La Fig. 4 presenta la respuesta dinámica post-contingencia registrada en cada PMU para una de las iteraciones de Montecarlo correspondiente a un caso de inestabilidad transitoria.

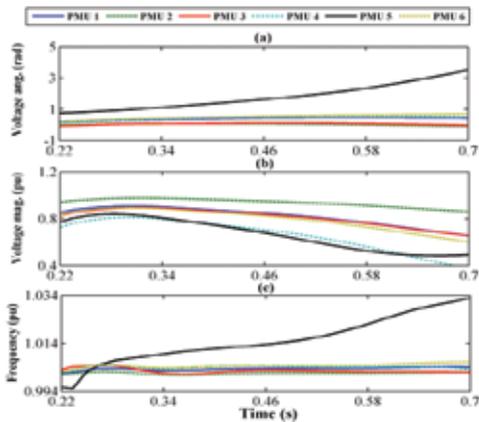


Figura 4: Oscilogramas de PMUs - caso inestabilidad transitoria

Usando como entrada las señales de las PMUs, se determinan las diferentes DVRs, de acuerdo a lo descrito en el apartado 3.1. Para esto, 5 diferentes ventanas de tiempo han sido determinadas. La Fig. 5 presenta la distribución tridimensional de los vectores de patrones obtenidos del análisis realizado a las señales post-contingencia correspondientes al ángulo de voltaje, con ventana TW1.

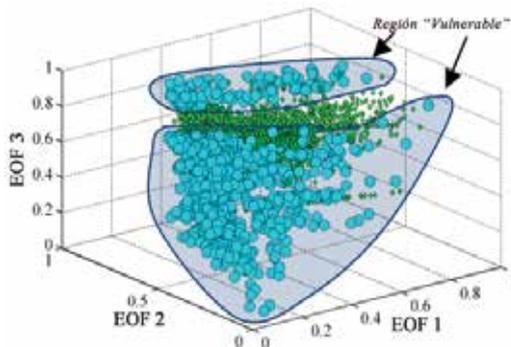


Figura 5: DVRs para el ángulo de voltaje con TW1

Posteriormente, usando como entrada los DVRs se procede al entrenamiento de los correspondientes SVCs. La precisión de la clasificación de los SVCs para cada TW se presenta en la Tabla 1, que además incluye la precisión de otros clasificadores tales como: clasificador de árbol de decisión (DTC), red de reconocimiento de patrones (PRN), análisis discriminante (DA) y redes neuronales probabilísticas (PNN). Es posible observar que SVC supera a todos los otros clasificadores en términos de precisión de clasificación (CA). Además, SVC es el único clasificador que permite la obtención de más de 99% de precisión para todos los TW.

Tabla 1: Precisión de clasificación de los SVCs entrenados

Clasificador	mean(CA) para cada ventana de tiempo (%)				
	TW ₁	TW ₂	TW ₃	TW ₄	TW ₅
DA	97.440	99.966	99.494	98.034	97.178
DTC	98.200	99.931	99.736	99.436	99.291
PRN	98.760	99.897	99.770	99.029	98.993
PNN	98.930	99.977	99.770	99.137	99.055
SVC	99.290	100.00	99.885	99.880	99.727

La evaluación completa de vulnerabilidad TVFS es luego estructurada combinando los resultados de la estimación del estatus de vulnerabilidad (salida de los SVCs) con los índices TSI, VDI, y FDI. Para esto, arreglos de compuertas lógicas son estructurados para introducir la penalidad en los respectivos índices. A manera de ejemplo, la Fig. 6 muestra el arreglo correspondiente a las ventanas de tiempo TW₁ o TW₂.

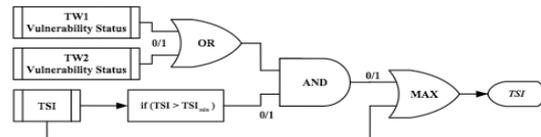


Figura 6: Esquema de compuertas lógicas para TW₁ v TW₂

Seguidamente se realiza la evaluación de vulnerabilidad completa, para lo cual primero se determina, en tiempo real, la coherencia entre PMUs con el objetivo de definir las zonas eléctricas vulnerables del sistema. La Fig. 7 muestra los resultados de los índices TVFS para el caso de inestabilidad transitoria presentado en Fig. 4. Note como TSI presenta un punto de inflexión a los 0,48 s causado por la actuación de la penalidad. Esto hace que TSI llegue al valor de "1" a los 0,5 s lográndose predecir el problema de inestabilidad transitoria 480 ms antes de que se produzca la pérdida de sincronismo; la cual, de acuerdo a los resultados de la simulación, ocurre a los 0.9854 s.

La Tabla 2 presenta los resultados de la evaluación completa de vulnerabilidad para fenómenos TVFS en tiempo real, donde se utilizan los conceptos de dependabilidad y seguridad para evaluar el desempeño de la metodología.

Adicionalmente, la estimación de sobrecargas y su correspondiente evaluación de vulnerabilidad, así como el seguimiento en tiempo real de la estabilidad oscilatoria se aplican al sistema de prueba. La Tabla 3 muestra un resumen del número de los 84 casos oscilatorios, localizados en tres rangos de OSI. En la mayor parte de los casos OSI brinda una adecuada alerta temprana respecto de la ocurrencia real de riesgo oscilatorio, alcanzando un valor de "1".

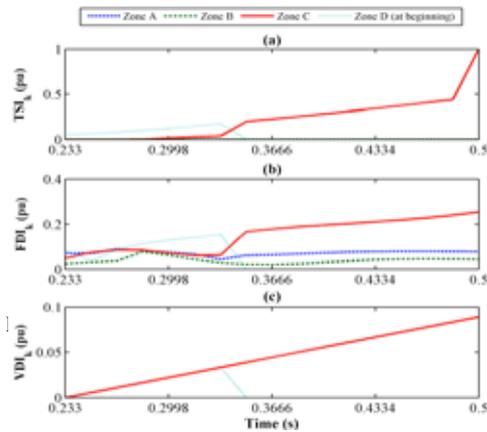


Figura 7: Índices TVFS para el caso de inestabilidad transitoria

Tabla 2: Desempeño de la metodología de evaluación TVFS

Propiedad	Valor
Casos no vulnerables correctamente identificados	7,591
Casos vulnerables bien identificados (con fenómeno)	2,377
Casos vulnerable bien identificados (confusión vol. & freq.)	22
Casos no vulnerables identificados como vulnerables	9
Casos vulnerables identificados como no vulnerables	1
Seguridad (%)	99,882
Dependabilidad (%)	99,958

Tabla 3: OSI por PMU - resumen del número de casos

PMU	OSI = 0	0 < OSI < 1	OSI = 1
PMU 1	11	8	65
PMU 2	10	7	67
PMU 3	5	3	76
PMU 4	5	3	76
PMU 5	5	5	74
PMU 6	8	1	75

En 83 casos al menos una PMU proporciona un OSI igual a 1, lo que pone de manifiesto el excelente desempeño de OSI para alertar sobre inestabilidad oscilatoria. En el único caso en el que los OSI no alcanzan el valor de 1, el índice de PMU 5 llega al valor de 0,5006, lo que también brinda una alerta temprana.

Asimismo, la Tabla 4 presenta un resumen de los resultados del análisis de sobrecargas de vínculos para los casos en los que se presentó riesgo de sobrecarga de ciertas líneas de transmisión (OVI > 0). La mayoría de los casos muestran una excelente precisión en la estimación, principalmente en el rango (0,5; 1] en el que podrían ser necesarias medidas de control correctivo.

Tabla 4: OVI por vínculo - resumen del número de casos

Branch (e.)	0 < OVI ≤ 0.5		0.5 < OVI ≤ 1	
	Sim.	SDF est.	Sim.	SDF est.
L03-04	6	7	0	0
L05-06	7	7	0	0
L05-08	14	17	0	0
L06-07	14	14	0	0
L14-15	57	55	0	0
L15-16	972	965	76	76
L16-17	1,293	1,291	483	483
L16-21	542	521	0	0
L21-22	2,876	2,875	443	443
L23-24	282	283	0	0

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Con el objetivo de estructurar una red inteligente auto curable, el control del sistema se debería ajustar dependiendo del progreso en tiempo real de los eventos. Bajo este concepto, la evaluación de la vulnerabilidad dinámica en tiempo real (DVA) se convierte en una tarea fundamental dentro de esta estructura. En este sentido, el presente artículo introduce un nuevo enfoque para evaluar vulnerabilidad a través de la partición de la red eléctrica en áreas, y la valoración de su nivel de vulnerabilidad mediante índices de desempeño. Los índices permiten evaluar cinco diferentes fenómenos: inestabilidad transitoria (TSI), inestabilidad de voltaje de corto plazo (VDI), desviaciones de frecuencia fuera de límites (FDI), oscilaciones eléctricas poco amortiguadas (OSI), y sobrecargas (OVI). Estos índices son conjugados con una metodología que permite estimar el estatus de vulnerabilidad post-contingencia del sistema, basada en reconocimiento de patrones a través de minería de datos. Esto, con el objetivo de brindar alerta temprana mediante la evaluación de los dos aspectos que componen el concepto de vulnerabilidad. A partir de los resultados del presente trabajo de investigación, es posible plantear trabajos futuros que involucren el diseño de acciones de control correctivo que usen como entrada los resultados de la evaluación de la vulnerabilidad planteada.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Cepeda J., Rueda J., Erlich I. & Colomé G. (2012). "Recognition of Post-contingency Dynamic Vulnerability Regions: Towards Smart Grids", IEEE PES General Meeting, San Diego-California.
- [2] Cepeda J. & Colomé G. (2011). "Mediciones PMU para la Evaluación de la Seguridad Dinámica y Vulnerabilidad de los SEP", XIV ERIAC, Ciudad del Este, Paraguay.
- [3] Huang Z., Zhang P., et al (2009). "Vulnerability Assessment for Cascading Failures in Electric Power Systems", IEEE PES Power Systems Conference and Exposition, Seattle, WA.
- [4] Fouad A., Qin Zhou & Vittal V. (1994). "System vulnerability as a concept to assess power system dynamic security", IEEE Transactions on Power Systems, pp. 1009-1015.

- [5] McGillis D., El-Arroudi K., Brearley R. & Joos G. (2006). "The Process of System Collapse Based on Areas of Vulnerability", Conference on Power Engineering, pp. 35 – 40, Halifax, NS.
- [6] Cimadevilla R. (2009). "Fundamentos de la Medición de Sincrofasores". XIII ERIAC, Puerto Iguazú, Argentina.
- [7] Martinez C. Parashar M., Dyer J., & Coroas J. (2005). "Phasor Data Requirements for Real Time Wide-Area Monitoring, Control and Protection Applications", White Paper – Final Draft.
- [8] Björnsson H. & Venegas S. (1997). A Manual for EOF and SVD Analyses of Climatic Data. C2GCR Report No. 97-1, McGill University.
- [9] Cepeda J., Colomé G. & Castrillón N. (2011). "Dynamic Vulnerability Assessment due to Transient Instability based on Data Mining Analysis for Smart Grid Applications", IEEE PES ISGT-LA, Medellín, Colombia.
- [10] Cepeda J., Rueda J., Erlich I. & Colomé G. (2012). "Probabilistic Approach-based PMU placement for real-time power system vulnerability assessment", IEEE PES ISGT-EU, Berlin, Germany.
- [11] Cepeda J. & J. Rueda (2013). "Identificación de equivalentes dinámicos mediante optimización de mapeo media-varianza en ambiente DIGSILENT Power Factory", Revista Técnica Energía, N° 9.
- [12] Han J. & Kamber M. (2006). Data Mining: Concepts and Techniques. Second edition, Elsevier, Morgan Kaufmann Publishers.
- [13] Teeuwssen S. P. (2005). "Oscillatory Stability Assessment of Power Systems using Computational Intelligence". Tesis de Doctorado, Universität Duisburg-Essen, Germany.
- [14] Cepeda J. & Colomé G. (2012). "Vulnerability Assessment of Electric Power Systems through identification and ranking of Vulnerable Areas", International Journal of Emerging Electric Power Systems, Volume 13, Issue 1.
- [15] Cepeda J., Ramírez D. & Colomé G. (2012). "Probabilistic-based Overload Estimation for real-time Smart Grid Vulnerability Assessment", IEEE T&D-LA, Montevideo, Uruguay.



Jaime Cristóbal Cepeda.- Recibió el título de Ingeniero Eléctrico en la Escuela Politécnica Nacional en 2005 y el de Doctor en Ingeniería en la Universidad Nacional de San Juan en 2013. Entre 2005 y 2009 trabajó en Schlumberger y en el CONELEC. Colaboró como investigador en el Instituto de Energía Eléctrica, Universidad Nacional de San Juan, Argentina y en el Instituto de Sistemas Eléctricos de Potencia, Universidad Duisburg-Essen, Alemania entre 2009 y 2013. Actualmente, se desempeña como Jefe de Investigación y Desarrollo del CENACE. Sus áreas de interés incluyen la evaluación de vulnerabilidad en tiempo real y el desarrollo de Smart Grids



Delia Graciela Colomé.- Obtuvo el título de Ingeniera Electrónica en 1985 y el de Doctora en Ingeniería Eléctrica en 2009, ambos de la Universidad Nacional de San Juan, Argentina. Desde 1983, ha sido investigadora y profesora en el Instituto de Energía Eléctrica, Universidad Nacional de San Juan. Durante este tiempo, ha trabajado como directora de proyectos y como ingeniera senior en numerosos proyectos de asistencia técnica en Argentina y varios países de América Latina. Sus áreas de especialidad son el control y supervisión de SEP, y el modelado y simulación de SEP.