

Identificación de Máquinas Críticas ante Problemas de Estabilidad Transitoria basado en Data Mining y Mediciones Sincrofasoriales

D. Echeverría

J. Cepeda

Centro Nacional de Control de Energía, CENACE

E-mail: decheverria@cenace.org.ec; jcepeda@cenace.org.ec

Resumen

Este trabajo presenta una nueva metodología basada en data mining para identificar el grupo de máquinas críticas, es decir, los generadores responsables de la pérdida de sincronismo en un sistema de potencia después de la ocurrencia de una contingencia. Dado que se requiere sólo la trayectoria post-falla, el método propuesto es independiente del modelo del sistema de potencia y podría ampliarse para la evaluación de estabilidad transitoria de segunda oscilación. Los resultados numéricos obtenidos mediante la aplicación de la metodología en el sistema de prueba IEEE Nueva Inglaterra demuestran la viabilidad y la eficacia que podría lograrse en la identificación de las máquinas críticas, la cual es de gran valor para la evaluación de problemas de estabilidad transitoria y la definición de acciones de control de emergencia adecuadas.

Palabras clave—Máquinas críticas, estabilidad transitoria, minería de datos, Unidades de medición sincrofasorial PMU.

Abstract

This paper presents a new methodology based on data mining to identify the cluster of critical machines, i.e. the machines responsible for the loss of synchronization in a power system after the occurrence of a disturbance. Since only the post-fault trajectory is required, the proposed method is independent of system modeling and could be extended for multi-swing stability assessment. Numerical results obtained by applying the approach on the IEEE New England test system demonstrates the feasibility and effectiveness that could be achieved in identifying the critical machines, which is also of great value for assessing transient stability problems and defining suitable emergency control actions.

Index terms—Critical machines, transient stability, data mining, phasor measurement unit PMU.

Recibido: 20-09-2014, Aprobado tras revisión: 21-11-2014.

Forma sugerida de citación: Echeverría, D. y Cepeda, J. (2015). "Identificación de Máquinas Críticas ante Problemas de Estabilidad Transitoria basado en Data Mining y Mediciones Sincrofasoriales". Revista Técnica "energía". N° 11, Pp. 178-184.

ISSN 1390-5074.

1. INTRODUCCIÓN

Los nuevos paradigmas de administración y planeamiento en los sistemas eléctricos de potencia hacen que estos sean operados cada vez más cerca de sus límites de seguridad. Entre los factores más relevantes se citan las variaciones drásticas en patrones típicos de despacho de centrales de generación convencionales y una redistribución de flujos de potencia en la red de transmisión debido a cambios estructurales importantes, consecuencia de la interconexión con sistemas regionales y la diversificación de las fuentes primarias de energía (motivada por el desarrollo acelerado de tecnologías de generación renovable y la promoción de políticas ambientales), muchas de los cuales son difíciles de predecir su comportamiento y controlar [1].

En estas condiciones de funcionamiento, algunas fallas y contingencias pueden dar lugar a importantes consecuencias, incluyendo las interrupciones parciales del servicio de energía eléctrica e incluso apagones totales, cuyo origen ha sido en ocasiones atribuido a problemas de estabilidad transitoria [1].

Las metodologías más utilizadas para evaluar los problemas de estabilidad transitoria, incluyen [2]: simulación en el dominio del tiempo, la función de energía transitoria y criterio de igualdad de áreas extendida (EEAC). La simulación en el dominio de tiempo es generalmente considerada como la mejor herramienta de análisis disponible por su precisión, fiabilidad y capacidad de modelación. Sin embargo, requiere mucho tiempo de cómputo y es incapaz de proporcionar un margen de estabilidad transitoria. Como solución a este inconveniente, varios métodos híbridos, que combinan la simulación en el dominio del tiempo con una función de energía transitoria o con el criterio de áreas iguales, se han propuesto y recibido considerable atención. Por ejemplo, la metodología SIME (Single Machine Equivalent) ha mostrado un excelente desempeño para evaluar la estabilidad transitoria del sistema de potencia [3]. Recientemente, la detección de pérdida de sincronismo usando mediciones sincrofásicas (PMU) también ha dado una nueva perspectiva de la evaluación de la estabilidad transitoria [4].

La identificación del grupo de máquinas críticas es uno de los aspectos más importantes en la evaluación y control de la estabilidad transitoria. Convencionalmente, las máquinas críticas se identifican mediante el análisis de las curvas de oscilación de los ángulos de rotor relativos entre máquinas. Sin embargo, no será práctico, incluso en aplicaciones fuera de línea, si el conjunto de máquinas críticas se identifica con todas las posibles combinaciones de máquinas. Una reducción significativa del número de combinaciones de máquinas críticas se ha obtenido utilizando el método de ordenamiento de las trayectorias de los ángulos de rotor de los generadores [5], [6].

En este trabajo, se presenta una nueva metodología para identificar máquinas críticas ante problemas de estabilidad transitoria utilizando data mining. A partir de la simulación en el dominio del tiempo o un conjunto de mediciones adquiridas en tiempo real (PMU), se analiza la trayectoria post-falla de los ángulos de rotor de los generadores, en este sentido, la metodología proporciona información relevante en relación con el número y agrupación de las máquinas críticas del sistema de potencia utilizando data mining.

2. MODELO DEL SISTEMA DE POTENCIA

Matemáticamente, para cada generador sincrónico en un sistema de potencia, el ángulo de rotor δ_i ($i = 1, 2, \dots, n$) está determinado por la siguiente ecuación de oscilación [7]:

$$\frac{d\delta_i(t)}{dt} = \omega_i(t) - \omega_o \quad (1)$$

$$\frac{d\omega_i(t)}{dt} = \frac{1}{M_i} [Pm_i(t) - Pe_i(t)] \quad (2)$$

Donde, M_i es el momento de inercia, Pm_i es la entrada de potencia mecánica, Pe_i es la salida de potencia eléctrica, y w_i es la velocidad de rotor del generador, correspondiente a la máquina i .

Las ecuaciones (1) y (2) son discretizadas usando la regla trapezoidal. Por lo tanto, las velocidades y ángulos de rotor de los generadores para cada instante de tiempo (t_k) están definidas por las siguientes ecuaciones [8]:

$$\Delta t = t_k - t_{k-1} \quad (3)$$

$$\Delta\omega_i(t_k) = \frac{Pm_i(t_k) - Pe_i(t_k)}{M_i} \Delta t \quad (4)$$

$$\omega_i(t_k) = \omega_i(t_{k-1}) + \Delta\omega_i(t_k) \quad (5)$$

$$\delta_i(t_k) = \delta_i(t_{k-1}) + \frac{1}{2} [\omega_i(t_{k-1}) + \omega_i(t_k)] \Delta t \quad (6)$$

3. MÉTODO CLÁSICO PARA IDENTIFICACIÓN DE MÁQUINAS CRÍTICAS

La noción de máquinas críticas está íntimamente relacionada con escenarios inestables del sistema de potencia. Por definición, en una trayectoria multi-máquina inestable, las máquinas críticas son aquellas que causan la pérdida irrevocable de sincronismo del sistema.

A continuación, se presenta la metodología utilizada en [9] para determinar el conjunto de máquinas críticas.

En una trayectoria multi-máquina inestable, la identificación de las máquinas críticas se realiza de la siguiente manera: (i) en cada paso de tiempo, se considera la evolución de la trayectoria post-falla de los ángulos de rotor de las máquinas del sistema de potencia; (ii) se ordena estas máquinas en orden decreciente de sus ángulos de rotor, se identifica la mayor desviación angular (“gap” más grande) entre dos máquinas adyacentes, y se considera las máquinas críticas candidatas aquellas que están por encima de este “gap” más grande.

En la Fig. 1, se muestra un ejemplo de la identificación del conjunto de máquinas críticas, utilizando el criterio del “gap” más grande”.

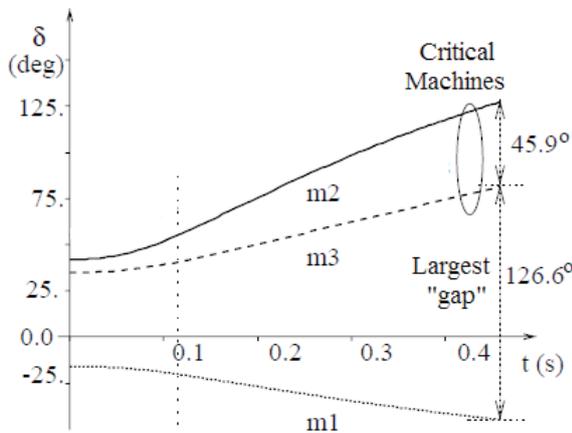


Figura 1: Identificación de máquinas críticas [9]

La metodología presentada es muy robusta cuando el conjunto de máquinas críticas no cambia en el transcurso del tiempo, es decir, cuando el “gap” más grande no varía en el tiempo.

La Fig. 2 presenta un ejemplo donde existen cambios en el “gap” más grande, y por lo tanto se presentan cambios en los conjuntos de máquinas críticas. Por esta razón, la metodología no es robusta cuando se presentan oscilaciones que podrían hacer variar el conjunto de máquinas críticas en el tiempo.

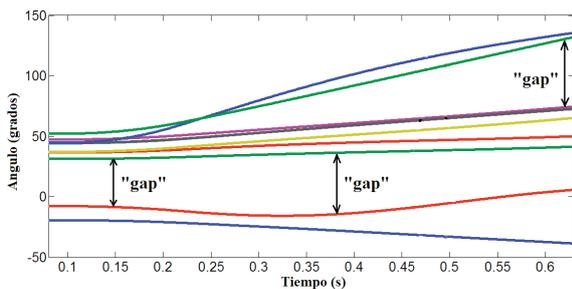


Figura 2: Variación del conjunto de máquinas críticas

En la siguiente sección, se presente una nueva metodología para identificar el conjunto de máquinas críticas con el objetivo de solucionar este inconveniente.

4. NUEVA METODOLOGÍA PARA IDENTIFICAR MÁQUINAS CRÍTICAS

La metodología utiliza los datos de ángulos de rotor de las máquinas sincrónicas, los cuales pueden ser obtenidos desde las simulaciones en el dominio del tiempo o a partir de mediciones sincrofasoriales PMU. En primer lugar, se construye una Matriz de Disimilitud (**D**) aplicando el Método Recursivo para el Cálculo de Coherencia en Línea RMOCC (Recursive Method for Online Coherency Calculation), el cual es presentado en [10], cuyo procedimiento general se describe a continuación.

Un valor $X_i(t)$ en el generador i al tiempo t es definido por :

$$X_i(t) = x_i(t) - x_{i0} - \bar{X} \quad (7)$$

Donde $x_i(t)$ representa el ángulo de rotor del generador i al tiempo t , x_{i0} es el valor inicial del ángulo de rotor previo a la perturbación o contingencia; y \bar{X} es el valor promedio de los ángulos de rotor sobre el número de generadores N_g al tiempo t .

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} x_i(t)}{N_g} \quad (8)$$

Se define $X_{ij}(t)$ como la diferencia de $X(t)$ entre los generadores i y j .

$$X_{ij}(t) = X_i(t) - X_j(t) \quad (9)$$

Entonces, se calcula un valor que representa la distancia eléctrica entre los generadores i y j :

$$d_{ij} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_{t_{cl}}^T X_{ij}^2(t) dt} \quad (10)$$

Donde t_{cl} es tiempo de despeje de falla, y T es tiempo final de análisis.

Se construye la Matriz de Disimilaridad (**D**) aplicando la metodología de RMOCC.

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & d_{12} & \dots & d_{1n} \\ d_{21} & 0 & \dots & d_{2n} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ d_{n1} & d_{n2} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

Donde n es el número de generadores, y d_{ij} es la distancia eléctrica entre los generadores i y j determinada por la ecuación .

Después de construir la Matriz de Disimilaridad, se construye la correspondiente Matriz de Similitud (\mathbf{Q}) a partir de , donde \mathbf{I} es la matriz de identidad y $\mathbf{1}$ es el vector unitario [11], [12]. Estas matrices representan la variabilidad entre elementos (similar a las matrices de covarianza representando la variabilidad entre variables).

$$\mathbf{Q} = -\frac{1}{2} \left[\mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1}\mathbf{1}' \right] \mathbf{D} \left[\mathbf{I} - \frac{1}{n} \mathbf{1}\mathbf{1}' \right] \quad (12)$$

Usando los autovalores (Λ_r) y autovectores (\mathbf{V}_r) de la matriz \mathbf{Q} , es posible calcular sus correspondientes coordenadas principales [11], [12], [13], y escribir una matriz de datos espacial multidimensional (\mathbf{X}), como se muestra en y . \mathbf{Y}_r es una matriz que contiene las nuevas variables ortogonales que conservan las distancias originales (coordenadas principales) [11], [12], [13].

$$\mathbf{Y}_r = \mathbf{V}_r \Lambda_r^{1/2} \quad (13)$$

$$\mathbf{X}_\delta = \mathbf{Y}_r \delta \quad (14)$$

Una vez que la matriz \mathbf{X}_δ (δ representa los datos de ángulo de rotor) es determinada, los puntos de datos multidimensionales son agrupados en dos conjuntos usando el algoritmo Fuzzy C-Means (FCM). Este algoritmo de clúster permite agrupar las máquinas en grupos críticos y no críticos.

FCM es un método que usa partición difusa con el objetivo de encontrar grupos de datos (clúster), donde cada punto de dato (observación) pertenece a un clúster con cierto grado de pertenencia. Por lo tanto, un punto de datos dado puede pertenecer a varios grupos con su propio grado de pertenencia entre 0 y 1, cuya formulación general se pueden encontrar en [14].

Una mejora adicional del método propuesto, en comparación al método clásico, es su capacidad para mejorar los resultados mientras más muestras de datos se analizan. Por lo tanto, la matriz de disimilaridad se actualiza después de cada dato de muestra y se calculan nuevos grupos de máquinas. Esta actualización del clúster permite verificar la posibilidad de cambiar la distribución del clúster acorde a la evolución de la dinámica del sistema de potencia.

Dado que existe la posibilidad de que una o más máquinas no estén bien definidas acerca de su pertenencia al clúster (debido a la cercanía para máquinas críticas y no críticas), se realiza un análisis adicional, a fin de incluir la información histórica de los datos de muestras anteriores, así como la influencia de la inercia del generador para determinar las máquinas críticas y no críticas.

Primero, las maquinas son particionadas en dos conjuntos utilizando el FCM, C1 y C2. Posteriormente se determina sus centros parciales de inercia de la siguiente manera:

$$M_{C1} = \sum_{i \in C1} M_i \quad (15)$$

$$M_{C2} = \sum_{j \in C2} M_j \quad (16)$$

Donde M_{C1} y M_{C2} son los centros parciales de inercia, M_i y M_j son las inercias de cada máquina pertenecientes a cada clúster. Con el fin de determinar cuál clúster es crítico o no crítico, se plantea la siguiente ecuación:

$$\text{si } M_{C1} \geq M_{C2} \Rightarrow C1 \text{ es el conjunto de máquinas críticas} \quad (17)$$

$$\text{si } M_{C1} < M_{C2} \Rightarrow C1 \text{ es el conjunto de máquinas no-críticas}$$

A continuación, con el objetivo de incluir la información histórica de la trayectoria post-falla, se definen dos funciones de membresía ($u_{cl=\{cm,ncm\}}$) que reflejan la posibilidad de pertenencia en el clúster crítico o no-crítico a través de toda la trayectoria. Estas funciones de membresía representan la posibilidad acumulada de que la máquina i pertenezca al conjunto de máquinas críticas (cm) o no-críticas (ncm), como se muestra en (18).

$$u_{cl=\{cm,ncm\}} = \frac{j_{cl=\{cm,ncm\}}}{n} \quad (18)$$

Donde, n es el número de puntos de datos, j es el número de veces que el generador i pertenece al conjunto cl (cm o ncm).

Por lo tanto, la pertenencia de cada generador para decidir si es crítico o no-crítico se decidirá cuando $u_{cl} > 0.5$.

5. RESULTADOS

Se utiliza el sistema de IEEE, New England, [15] para verificar los resultados de la metodología propuesta, cuyo diagrama unifilar se muestra en la Fig. 3.

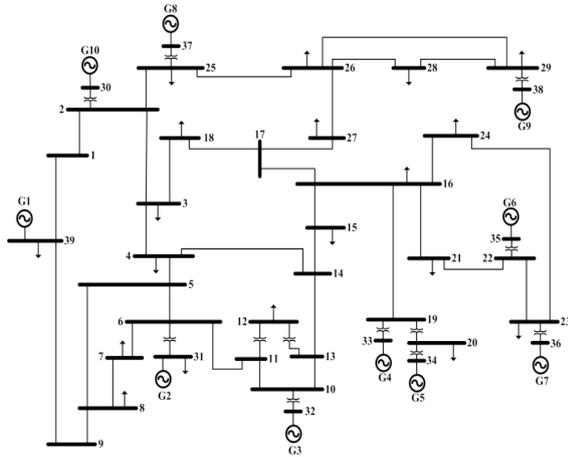


Figura 3: Sistema de Prueba New England IEEE

Las simulaciones se realizaron utilizando el programa Power Factory© de DIGSILENT [16], junto con varias rutinas escritas en el programa MATLAB® [17]. Los resultados de los casos presentados en esta sección se centran en el análisis de la trayectoria post-falla y la identificación del conjunto de máquinas críticas utilizando el algoritmo propuesto. Las contingencias se basan en cortocircuitos trifásicos aplicados en las líneas de transmisión cercana a las barras en $t = 0.1$ s, seguido de su despeje correspondiente en $t = 0.22$ s.

El caso de estudio que se presenta consiste en un cortocircuito trifásico aplicado en la línea 2-25 cerca de la barra 2.

Los ángulos de rotor de las máquinas sincrónicas, obtenidos a partir de simulación en el dominio del tiempo del programa Power Factory, se utilizan para estructurar la matriz de disimilaridad correspondiente, tal como se explica en la Sección 5. Luego, se determina la correspondiente matriz de coordenadas principales (Y_p).

Después, se aplica a Y_p el algoritmo de clúster presentado, el cual incluye la formulación propuesta

para la inclusión de la información histórica de las muestras anteriores, así como la influencia de la inercia del generador al identificar las máquinas críticas y no críticas.

En la Tabla 1 se presentan los resultados de las funciones de membresía propuestas, las cuales permiten considerar la posibilidad acumulada de que la máquina i pertenezca al conjunto crítico (cm) o no-crítico (ncm). Es posible apreciar que los generadores G2-G7 presentan algún grado de pertenencia para formar parte del conjunto de máquinas críticas o no-críticas durante la evolución dinámica de la señal post-falla. Esta situación se debe al hecho de que, para la contingencia presentada, estos generadores muestran cercanía dinámica a los conjuntos críticos y no-críticos. Sin embargo, el algoritmo propuesto es capaz de identificar correctamente las máquinas críticas, ya que el grado de pertenencia es siempre mayor que 0,5.

La Fig. 4 muestra los resultados de la identificación final del conjunto de máquinas críticas para este caso.

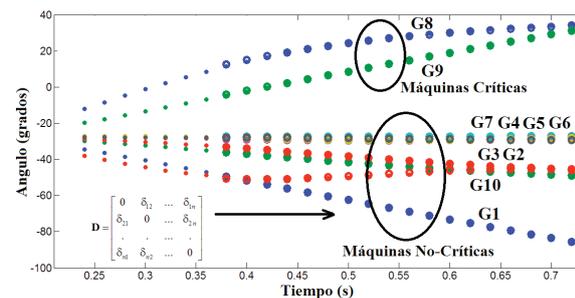


Figura 4: Ejemplo de identificación de máquinas críticas

A partir de los resultados obtenidos mediante la aplicación de la metodología propuesta, es posible determinar que los generadores G8 y G9 son las máquinas críticas. La metodología determina el grupo de máquinas desde el principio, debido a que se basa en la trayectoria de los ángulos del rotor y no en el “gap más grande”. Esto permite tener un algoritmo más robusto para la determinación de máquinas críticas y utilizarlo junto con otras metodologías, como SIME, con el fin de evaluar la estabilidad transitoria del sistema de potencia.

Tabla 1: Funciones de membresía de la posibilidad acumulativa de pertenecer al conjunto de máquinas críticas

	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
<i>U_{cm}</i>	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.667	0.667	0.667	0.667	0.667	0.667	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.333	0.333	0.333	0.333	0.333	0.333	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.750	0.750	0.750	0.750	0.750	0.750	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.800	0.800	0.800	0.800	0.800	0.800	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.200	0.200	0.200	0.200	0.200	0.200	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.833	0.833	0.833	0.833	0.833	0.833	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.857	0.857	0.857	0.857	0.857	0.857	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.143	0.143	0.143	0.143	0.143	0.143	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.875	0.750	0.750	0.750	0.750	0.750	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.125	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.889	0.778	0.778	0.778	0.778	0.778	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.111	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.900	0.800	0.800	0.800	0.800	0.800	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.100	0.200	0.200	0.200	0.200	0.200	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.909	0.818	0.818	0.818	0.818	0.818	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.091	0.182	0.182	0.182	0.182	0.182	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.917	0.833	0.833	0.833	0.833	0.833	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.083	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.923	0.846	0.846	0.846	0.846	0.846	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.077	0.154	0.154	0.154	0.154	0.154	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.929	0.857	0.857	0.857	0.857	0.857	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.071	0.143	0.143	0.143	0.143	0.143	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.933	0.867	0.867	0.867	0.867	0.867	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.067	0.133	0.133	0.133	0.133	0.133	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.938	0.875	0.875	0.875	0.875	0.875	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.063	0.125	0.125	0.125	0.125	0.125	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.941	0.882	0.882	0.882	0.882	0.882	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.059	0.118	0.118	0.118	0.118	0.118	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.944	0.889	0.889	0.889	0.889	0.889	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.056	0.111	0.111	0.111	0.111	0.111	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.947	0.895	0.895	0.895	0.895	0.895	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.053	0.105	0.105	0.105	0.105	0.105	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.950	0.900	0.900	0.900	0.900	0.900	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.050	0.100	0.100	0.100	0.100	0.100	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.952	0.905	0.905	0.905	0.905	0.905	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.048	0.095	0.095	0.095	0.095	0.095	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.955	0.909	0.909	0.909	0.909	0.909	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.045	0.091	0.091	0.091	0.091	0.091	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.957	0.913	0.913	0.913	0.913	0.913	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.043	0.087	0.087	0.087	0.087	0.087	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.958	0.917	0.917	0.917	0.917	0.917	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.042	0.083	0.083	0.083	0.083	0.083	1.000	1.000	0.000
<i>U_{cm}</i>	1.000	0.960	0.920	0.920	0.920	0.920	0.920	0.000	0.000	1.000
<i>U_{ncm}</i>	0.000	0.040	0.080	0.080	0.080	0.080	0.080	1.000	1.000	0.000

El mismo procedimiento se aplica a varias contingencias a fin de validar el método propuesto. La Tabla 2 resume los resultados para todas las contingencias analizadas.

Tabla 2: Máquinas Críticas

Contingencia No.	Barra No.	Línea de Transmisión	Máquinas Críticas
1	2	2-3	G8,G9
2	2	2-25	G8,G9
3	4	4-14	G2,G3
4	5	5-6	G2,G3
5	6	6-11	G2,G3
6	7	6-7	G2,G3
7	10	10-13	G2,G3
8	11	10-11	G2,G3
9	13	13-14	G2,G3
10	16	16-21	G4,G5,G6,G7,G9
11	17	16-17	G4,G5,G6,G7,G9
12	21	21-22	G6,G7
13	22	22-23	G6,G7
14	22	21-22	G6,G7
15	23	22-23	G6,G7
16	24	23-24	G4,G5,G6,G7,G9
17	25	2-25	G8,G9
18	25	25-26	G8,G9
19	26	26-27	G9
20	27	17-27	G9
21	28	26-28	G9

Los resultados demuestran que en los casos: 2, 10 y 11; el algoritmo clásico presenta confusiones en la determinación de las máquinas críticas, ya que en estos casos el comportamiento dinámico de los ángulos de rotor de algunos generadores está cerca de los conjuntos críticos y no-críticos. Por otro lado, la aplicación del algoritmo propuesto ha demostrado un excelente rendimiento en la correcta identificación de las máquinas críticas, ya que considera la posibilidad acumulativa de pertenencia de toda la trayectoria dinámica de la señal, en lugar de sólo los puntos de datos actuales y su “gap más grande”.

Este comportamiento dinámico se puede observar, para el caso 2, en la Fig. 4.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En el presente trabajo se presenta una nueva metodología basada en data-mining para la identificación de máquinas críticas ante problemas de estabilidad transitoria. Este método ha dado una nueva perspectiva a la evaluación de la estabilidad transitoria y la identificación máquinas críticas, dado que se basa en la trayectoria de los ángulos de rotor, en lugar del “gap más grande” como lo realiza el enfoque clásico. Esto permite tener un algoritmo más robusto para la determinación de las máquinas críticas, cuyos resultados podrían ser utilizados como insumos de otras metodologías, como por ejemplo SIME para evaluar la estabilidad transitoria. Cuando se utilizan mediciones en tiempo real (PMU), no son necesarios los modelos del sistema de potencia, y sólo se requiere una red de datos con sus mediciones (WAMS).

Además, el algoritmo propuesto incluye una formulación adicional para mejorar los resultados, mientras más muestras de datos de ángulos de rotor son analizadas. Esta formulación considera la información histórica de las muestras anteriores, así como la influencia de la inercia del generador para determinar el conjunto de máquinas críticas y no-

críticas. A este respecto, se ha incluido una función de membresía que muestra el grado de pertenencia de cada máquina a los conjuntos críticos y no-críticos.

Los resultados de las simulaciones destacan el buen desempeño de la metodología propuesta con el fin de determinar adecuadamente los grupos críticos y no-críticos de las máquinas, superando el inconveniente del enfoque tradicional.

Con el rápido desarrollo de los sistemas de medición de área amplia (WAMS), el método propuesto muestra un futuro prometedor en sus aplicaciones en tiempo real sobre sistemas de potencia de gran tamaño. Se están llevando a cabo investigaciones adicionales con el fin de incorporar el método propuesto para la evaluación de la estabilidad transitoria en tiempo real.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] S. Savulescu, "Real-Time Stability in Power Systems, Techniques for Early Detection of the Risk of Blackout", Springer, Second Edition, 2014.

[2] M. Ribbens-Pavella, P.G. Murthy, "Transient Stability of Power Systems". John Wiley and Sons, England, 1994.

[3] Y. Zhang, L. Wenhenkel, M. Pavella, "SIME: A hybrid approach to fast transient stability assessment and contingency selection", *Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 19 No. 3, pp. 195-208, 1997.

[4] D. E. Echeverría, J. L. Rueda, J. C. Cepeda, D. G. Colomé, I. Erlich, "Comprehensive approach for prediction and assessment of power system transient stability in real-time", *Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT EUROPE)*, IEEE/PES, 2013.

[5] W.P. Yuan, K.W. Chan, Y. Zhang, "Identification of Critical Cluster in Transient Stability Study Using Line Potential Energy Method", *Power Engineering Society General Meeting*, IEEE, 2006.

[6] K.W. Chan, Q. Zhou, T.S. Chung, "Transient Stability Margin Assessment for Large Power System Using Time Domain Simulation Based on Hybrid Extended Equal Area Criterion Method", *APSCOM'2000*, pp. 405-409, 2000.

[7] P. Kundur, "Power System Stability and Control", New York: McGraw-Hill, USA, 1994.

[8] F. Milano, "Power System Modelling and Scripting", Berlin: Springer, Germany, 2010.

[9] M. Pavella, D. Ernst, and D. Ruiz-Vega, "Transient Stability of Power Systems: A Unified Approach to Assessment and Control", Norwell, Kluwer, 2000.

[10] I. Kamwa, A. K. Pradham, G. Joos, and S. R. Samantaray, "Fuzzy Partitioning of a Real Power System for Dynamic Vulnerability Assessment", *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 24, No. 3, pp. 1356 – 1365, August 2009.

[11] J.C. Cepeda, J.L. Rueda, I. Erlich, and D.G. Colomé, "Probabilistic Approach-based PMU placement for Real-time Power System

Vulnerability Assessment," in *Proc. 2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT) Europe Conference*, Berlin, Germany, Oct. 2012.

[12] J. Cepeda, and G. Colomé, "Vulnerability Assessment of Electric Power Systems through identification and ranking of Vulnerable Areas", *International Journal of Emerging Electric Power Systems*, Volume 13, Issue 1, May 2012, ISSN (Online) 1553-779X, DOI: 10.1515/1553-779X.2846.

[13] D. Peña, *Análisis de Datos Multivariantes*, Editorial McGraw-Hill, España, cap. 1 – 8.

[14] K. Hammouda, and F. Karray, "A Comparative Study of Data Clustering Techniques", University of Waterloo, Ontario, Canada, [Online]. Available at: <http://www.pami.uwaterloo.ca/pub/hammouda/sde625-paper.pdf>.

[15] M. Pai, "Energy Function Analysis for Power System Stability", Kluwer, Norwell, MA, 1989.

[16] DIGSILENT Power Factory (2011). User's Manual Version 14.1. Edición 1, DIGSILENT GmbH, Gomaringen, Germany.

[17] MATLAB, Math Works, Inc., Natick, MA, USA. www.mathworks.com



Diego Echeverría Jurado.-

Recibió su título de Ingeniero Eléctrico de la Escuela Politécnica Nacional de Quito, en 2006. Desde 2008, ha estado realizando sus estudios de Doctorado en Ingeniería Eléctrica en el Instituto de Energía Eléctrica (IEE), de la Universidad Nacional de San Juan, Argentina como parte de una beca de 4 años financiada a través del Programa Regional del Servicio de Intercambio Alemán (DAAD, por sus siglas en alemán). Actualmente trabaja en el Centro Nacional de Control de Energía CENACE del Ecuador en el Área de Investigación y Desarrollo. Sus áreas de interés son: Estabilidad de Sistemas de Potencia en Tiempo Real, Sistemas de medición sincrofasoriales PMU's y Control de Emergencia de Sistemas de Potencia.



Jaime Cristóbal Cepeda.-

Recibió el título de Ingeniero Eléctrico en la Escuela Politécnica Nacional en 2005 y el de Doctor en Ingeniería Eléctrica 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.