

Data Mining for Patterns Recognition of Power Systems Static Security Assessment with Contingency Events

Minería de Datos para Reconocimiento de Patrones en el Análisis de Seguridad Estática de Sistemas de Potencia ante Eventos de Contingencia

M.S. Soria¹ A.F. Tovar¹ D.A. Maldonado¹ C.P. Fabara¹

¹Escuela Politécnica Nacional, Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Quito, Ecuador
E-mail: mauricio.soria@epn.edu.ec; antonio.tovar@epn.edu.ec; diego.maldonado@epn.edu.ec;
cristian.fabara@epn.edu.ec

Abstract

This paper analyzes the static security of the power system, applying advanced data mining techniques that allow the evaluation of safety patterns of a power electrical system in a steady state analysis with contingency events N-1. Data are obtained through power flows, to perform Monte Carlo simulations with scripts developed in Python. Using the DIGSILENT PowerFactory simulation software, 10,000 scenarios are analyzed, which allows us to consider the uncertainty of the system according to the probabilistic nature of the system. The static security indexes of the system are calculated to classify the types of contingencies as safe, critically safe, insecure and highly unsafe. Data mining is developed by means of an algorithm programmed in Python language with which the design of the multiclass support vector machine classifier (SVM Multiclass) is carried out. It is trained to determine if a contingency is safe or unsafe. The parameters of the SVM were obtained through an optimization with a differential evolution algorithm (Differential Evolution). The results of the validation of the classifier showed that the technique is very effective in classifying new contingencies. The methodology is applied to an IEEE test system of 39 buses.

Index terms— Contingency events, data mining, pattern recognition, Monte Carlo simulation, static security assessment.

Resumen

El presente artículo busca analizar la seguridad estática del sistema, aplicando técnicas avanzadas de minería de datos que permitan evaluar los patrones de seguridad de un sistema eléctrico de potencia en un análisis de estado estacionario ante eventos de contingencia N-1. Los datos son obtenidos a través de flujos de potencia, para efectuar simulaciones de Monte Carlo con scripts desarrollados en Python. Usando el software de simulación DIGSILENT PowerFactory se analizan 10000 escenarios, lo que permite considerar la incertidumbre del sistema según la naturaleza probabilística del mismo. Se calculan los índices de seguridad estática del sistema para clasificar los tipos de contingencias como segura, críticamente segura, insegura y altamente insegura. La minería de datos es desarrollada mediante un algoritmo programado en lenguaje Python con el cual se realiza el diseño del clasificador tipo máquina de soporte vectorial multiclase (SVM Multiclass) el cual es entrenado para determinar si una contingencia es segura o insegura. Los parámetros del SVM fueron obtenidos mediante una optimización con un algoritmo de evolución diferencial (Differential Evolution). Los resultados de la validación del clasificador demostraron que la técnica es muy efectiva para clasificar nuevas contingencias. La metodología se aplica a un sistema de prueba IEEE de 39 barras.

Palabras clave— Eventos de contingencia, minería de datos, reconocimiento de patrones, simulación de Monte Carlo, evaluación de la seguridad estática.

Recibido: 26-05-2019, Aprobado tras revisión: 26-07-2019

Forma sugerida de citación: Soria, M.; Tovar, A.; Maldonado, D.; Fabara, C. (2019). "Minería de Datos para Reconocimiento de Patrones en el Análisis de Seguridad Estática de Sistemas de Potencia ante Eventos de Contingencia". Revista Técnica "energía". No. 16, Issue I, Pp. 17-22

ISSN On-line: 2602-8492 - ISSN Impreso: 1390-5074

© 2019 Operador Nacional de Electricidad, CENACE



1. INTRODUCCIÓN

El constante incremento en la demanda de energía eléctrica ha forzado al sistema eléctrico a funcionar muy cerca de sus límites de operación [1].

La seguridad del sistema de potencia es uno de los problemas trascendentales en la operación de la red eléctrica inteligente. Considerando la gran cantidad de contingencias que se pueden presentar, la evaluación de la seguridad del sistema eléctrico de potencia es un gran reto, debido a la basta cantidad de recursos computacionales que se requieren para el efecto. [2].

Entonces, es necesario evaluar la seguridad del sistema de potencia, para:

- Identificar las partes vulnerables que provean un patrón de referencia de tal manera que se protejan los componentes del sistema eléctrico.
- Tomar decisiones antes incidentes imprevistos.
- Promover la concientización de los operadores del sistema.
- Estandarizar el procedimiento de operación y garantizar la seguridad y estabilidad de los sistemas de potencia [3].

Para la evaluación de seguridad estática de sistemas de potencia se han desarrollado varios trabajos de investigación, entre ellos: en [4] se desarrolla un método de análisis de vulnerabilidad del sistema ante contingencias N-1, se evalúa tanto la estabilidad en estado dinámico, como la seguridad estática del sistema, se emplean técnicas de minería de datos para identificar condiciones de operación vulnerables, para en base a ello tomar acciones que prevengan eventos en cascada y apagones.

En [5] se diseña un sistema de reconocimiento de patrón para evaluación de seguridad estática y clasificación de contingencias basados en máquinas de soporte vectorial, donde se demuestra su eficiencia frente a métodos de clasificación convencionales.

En [6] se desarrolla un clasificador Multi-clase tipo SVM con parámetros de ajuste obtenidos mediante diferentes algoritmos de optimización. Las clases son calculadas y etiquetadas como 'segura', 'críticamente segura', 'insegura' y 'altamente insegura'. El modelo se aplica a escenarios simulados en sistemas de potencia IEEE de 39 y 118 barras, obteniendo resultados de desempeño del clasificador que varían entre el 80% y el 90%.

En [7] se propone un concepto intuitivo humano de razonamiento basado en casos para evaluación de seguridad estática de sistemas de potencia. Se entrena el patrón de reconocimiento para etiquetar las clases como 'seguras' o 'inseguras'. Se demuestra que el clasificador diseñado es más eficiente que los clasificadores basados en redes neuronales artificiales y máquinas de soporte

vectorial.

En este trabajo de investigación se diseña un clasificador multi-clase basado en máquinas de soporte vectorial, los datos para entrenamiento del clasificador son obtenidos mediante simulaciones off-line con datos generados mediante el método de Montecarlo. Se aplican técnicas de minería de datos para extraer las características del sistema mediante el uso de componentes principales. Con los datos procesados se entrena el clasificador SVM. Finalmente, el desempeño del clasificador es validado al ser aplicado a nuevas condiciones de operación y se verifica que es bastante preciso.

2. EVALUACIÓN DE LA SEGURIDAD ESTÁTICA

La evaluación de seguridad del sistema de potencia en estado estable se efectúa usando cálculos de flujos de potencia. Estas estrategias están basadas en la hipótesis de que una contingencia típica provoca cambios leves en el sistema, por lo cual el sistema pasa de un estado cuasi estacionario a otro. En este caso, las simulaciones no incluyen ningún análisis de respuesta dinámica [8].

La evaluación fuera de línea (off-line assessment) se realiza usando métodos convencionales basados en simulaciones de modelos complejos. Estos métodos presentan un elevado consumo de tiempo, que restringen aplicaciones en línea. La alta complejidad es provocada por el gran número y diversidad de los componentes que constituyen un sistema eléctrico de potencia y su particular respuesta durante fenómenos dinámicos [4].

Algunas contingencias son simuladas para determinar perturbaciones intolerables. La idea principal es operar el sistema de una manera que asegure que ninguna de las contingencias se propagará hasta convertirse en un apagón en cascada. El criterio predominante de seguridad es el estándar de contingencia N-1 establecido por la Corporación de Confiabilidad Eléctrica Norte Americana (NERC) [8].

Se dice que una condición de operación es 'estática segura' si las magnitudes de los voltajes en las barras del sistema y la generación de potencia activa de generada por un generador están dentro de sus límites, sin que ocurra ninguna condición de sobrecarga en las líneas de transmisión.

En este artículo se define un término llamado índice de seguridad estática (Static Security Index SSI), para evaluar la seguridad estática del sistema para una condición de operación en una determinada contingencia. El SSI es definido mediante el cálculo del índice de sobrecarga del equipamiento (Equipment Overload Index EOI) e índice de desviación de voltaje (Voltaje Deviation Index VDI) que están definidos en las ecuaciones (1) y (2) respectivamente [6].

$$EOI_{kmi} \begin{cases} (S_{km} - MVA_{km})/S_{km} & \text{Si } S_{km} > MVA_{km} \\ 0 & \text{Si } S_{km} \leq MVA_{km} \end{cases} \quad (1)$$

$$VDI_k = \begin{cases} \frac{|V_k^{min}| - |V_k|}{|V_k^{min}|} \times 100 & \text{Si } |V_k| < |V_k^{min}| \\ 0 & \text{Si } |V_k^{min}| < |V_k| < |V_k^{max}| \\ \frac{|V_k| - |V_k^{max}|}{|V_k^{max}|} \times 100 & \text{Si } |V_k| < |V_k^{max}| \end{cases} \quad (2)$$

$$SSI = \frac{W_1 \sum_{l=1}^{N_1} VDI_k + W_2 \sum_{l=1}^{N_1} EOI_k}{N_E + N_B} \quad (3)$$

Donde S_{km} y MVA_{km} representan los Mega Volta-Amperios (MVA) del flujo de potencia y MVA límite del equipamiento k-m, $|V_k^{max}|$, $|V_k^{min}|$ y $|V_k|$ son el voltaje límite máximo, mínimo y la magnitud de voltaje en la k-ésima barra respectivamente, N_E y N_B son los números del equipamiento (líneas y generadores) y barras respectivamente [6].

3. DISEÑO DEL CLASIFICADOR DE SEGURIDAD ESTÁTICA

La clasificación del estado del sistema de potencia es la primera etapa en el proceso de monitoreo de potencia activa en la red del sistema [6].

Para diseñar el clasificador, varios escenarios de contingencia estocásticos son evaluados usando herramientas matemáticas y de simulación. Sobre los datos generados se aplican técnicas de minería de datos para establecer índices de identificación de seguridad. En la Fig. 1 se presenta el diagrama de flujo del proceso de entrenamiento.

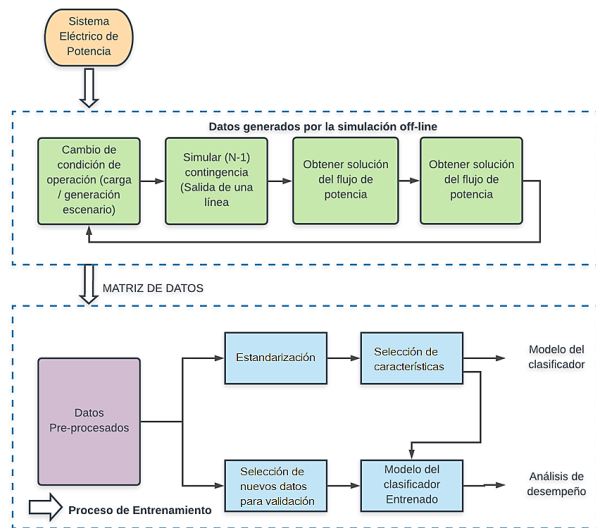


Figura 1: Diagrama de flujo del procedimiento para el diseño del clasificador

3.1. Generación de Datos

El éxito de un sistema de clasificación de patrones depende de un buen proceso de entrenamiento. El proceso de entrenamiento debe representar

adecuadamente todo el rango de estados de operación [5]. Los patrones pueden ser generados por mediciones en tiempo real o mediante simulaciones off-line.

En este trabajo los datos son obtenidos mediante el software de simulación DIgSILENT PowerFactory, donde se plantean escenarios de operación ante contingencias N-1, se han realizado 10000 simulaciones usando el método de Montecarlo, las variables eléctricas de interés han sido: el voltaje en cada barra, cargabilidad en las líneas de transmisión, cargabilidad en los generadores y cargabilidad en los transformadores.

Los resultados obtenidos de los datos de simulación han sido exportados a una matriz en Excel para su posterior procesamiento usando el lenguaje de programación Python. En la Fig. 2 se muestra la función de distribución usada para generar los datos de carga para las simulaciones.

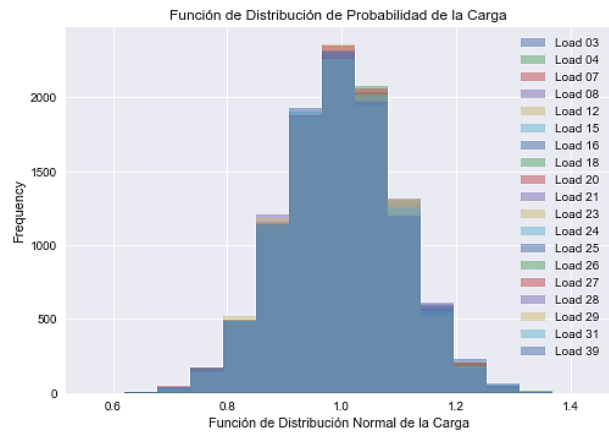


Figura 2: Función de distribución usada para generar los datos de carga

En esta etapa también se calculan los índices de seguridad estática definidos en (3). Para el cálculo de SSI se han asumido pesos $W_1 = 3$ y $W_2 = 2$. Los pesos han sido ajustados basados en el orden de prioridad de los requerimientos de seguridad del sistema [6] como se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1: Etiquetas para el clasificador de seguridad estática

Índice de seguridad estática (SSI)	Categoría de Clase / Etiqueta
SSI=0	Clase A : Segura
SSI > 0 & SSI <= 5	Clase B : Críticamente Insegura
SSI > 5 & SSI <=15	Clase C : Insegura
SSI > 15	Clase D : Altamente Insegura

3.2. Selección de características

Las variables que se han tomado en cuenta en el presente análisis son: el voltaje en las barras, la

cargabilidad de las líneas y de los generadores.

3.3. Extracción de características

Se inicia con la estandarización de las variables, luego se realiza la detección de atípicos.

En la Fig. 3 se muestra los atípicos entre las barras 3 y 4 del sistema.

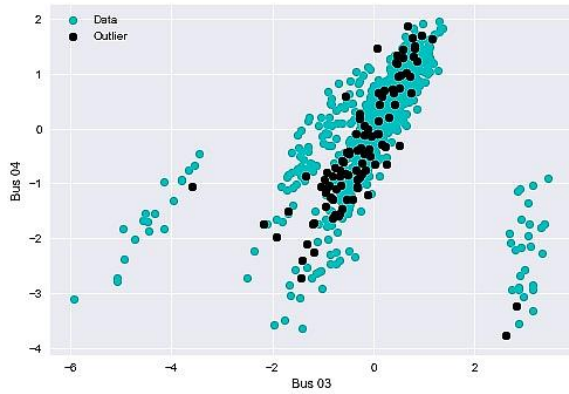


Figura 3: Detección de atípicos

Para la extracción de las características del sistema, se emplea la técnica de componentes principales. Debido a que se cuenta con 94 variables se calculan las componentes principales para reducir el espacio de análisis.

En la Fig.4 se muestra el gráfico de los valores propios en función del número de variables, para determinar la cantidad de componentes principales necesarias.

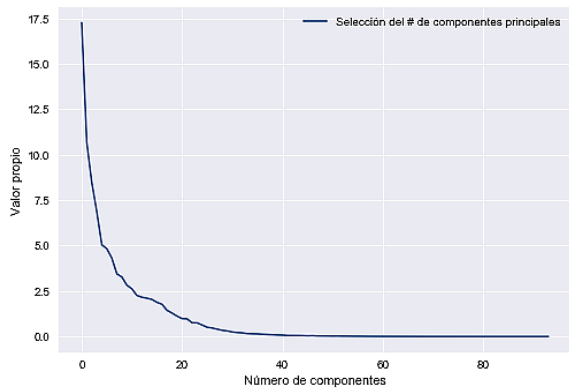


Figura 4: Valores propios en función del número de variables

Por lo tanto, se seleccionan 20 componentes principales, logrando con ello obtener una variabilidad explicada del 91.19% de los datos generados.

En la Fig. 5 y Fig. 6 se presenta la gráfica de las primeras componentes principales en comparación con las variables originales.

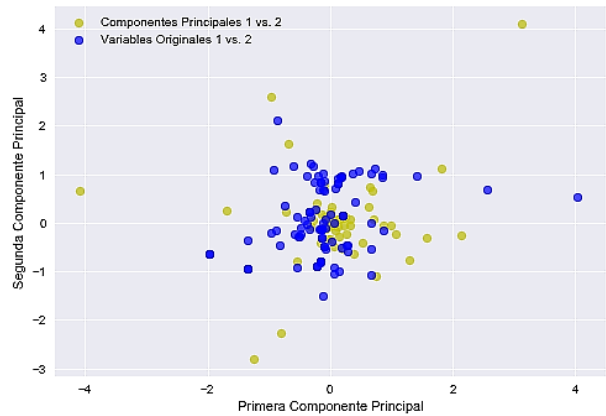


Figura 5: Componentes principales 1 2 vs. Variables originales 1 2

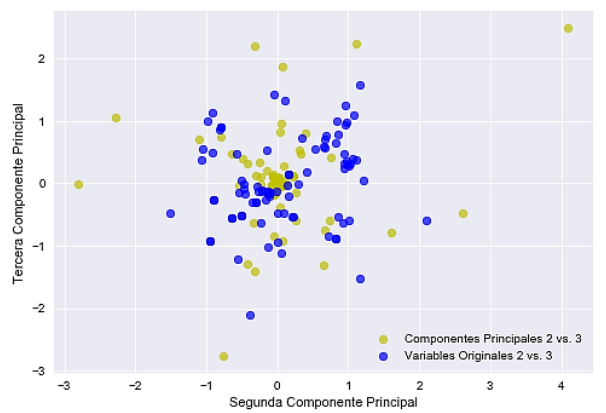


Figura 6: Componentes principales 2 3 vs. Variables originales 2 3

La extracción de parámetros no se usa para el diseño del clasificador, en cuanto este realiza una pérdida del significado físico de las variables, necesario para el entrenamiento de la máquina.

3.4. Diseño del clasificador

El clasificador representa el límite de separación entre clases [6].

El entrenamiento se realiza ajustando las variables con respecto a la variable objetivo (target). En este caso la variable objetivo es el índice de seguridad estática.

Los parámetros c y γ de la máquina de soporte vectorial de tipo RBF (Radial Basis Function) son optimizados a través de un algoritmo de evolución diferencial para las 10000 contingencias simuladas.

En la Tabla 2 se presentan los parámetros calculados para diferentes valores máximos de iteraciones.

AGRADECIMIENTOS

Al Doctor Jaime Cepeda por los conocimientos impartidos en la Maestría de Redes Eléctricas Inteligentes de la Escuela Politécnica Nacional, Quito, Ecuador.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] V. T y T. Jain, «Synchronized measurements-based wide-area static security assessment and classification of power systems using case based reasoning classifiers», *Comput. Electr. Eng.*, vol. 68, pp. 513-525, may 2018.
- [2] M. K. Paramathma, D. Devaraj, y B. S. Reddy, «Artificial neural network based static security assessment module using PMU measurements for smart grid application», en 2016 International Conference on Emerging Trends in Engineering, Technology and Science (ICETETS), 2016, pp. 1-5.
- [3] M. Anji, Y. Jiayi, y G. Zhizhong, «Electric power grid structural vulnerability assessment», en 2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2006, p. 6 pp.-.
- [4] J. Cepeda, «Evaluación de la Vulnerabilidad del Sistema Eléctrico de Potencia en Tiempo Real usando Tecnología de Medición Sincrofasorial», Universidad Nacional de San Juan, 2013.
- [5] S. Kalyani, K. S. Swarup «International Journal of Computer Theory and Engineering». 3-June-2013.
- [6] I. Hiskens, «IEEE PES Task Force on Benchmark Systems for Stability Controls». 19-nov-2013.
- [7] T. Venkatesh, Trapti Jain «Discipline of Electrical Engineering, Indian Institute of Technology Indore». 3-June-2013.
- [8] R. Baldick et al., «Vulnerability assessment for cascading failures in electric power systems», en 2009 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition, 2009, pp. 1-9.



Mauricio Soria Colina. - Nació en Ambato, Ecuador en 1991. Recibió su título de Ingeniero Eléctrico de la Escuela Politécnica Nacional en el 2016. Actualmente, se encuentra cursando sus estudios de Maestría en la Escuela Politécnica Nacional con mención en Redes Eléctricas

Inteligentes. Sus campos de investigación están relacionados con el desarrollo de Medición Inteligente y el desarrollo de Algoritmos en Microprocesadores para Smart Grids.



Antonio Tovar Arboleda. - Nació en La Maná, Ecuador en 1987. Recibió su título de Ingeniero en Electrónica y Control de la Escuela Politécnica Nacional en abril del 2014. Actualmente se encuentra cursando sus estudios de posgrado en la Maestría en Electricidad mención Redes Eléctricas Inteligentes de la Escuela Politécnica Nacional. Sus áreas de interés son: Automatización de Subestaciones, Interoperabilidad de Redes Industriales, Sistemas SCADA, Sistemas OMS, ADMS.



Diego Maldonado. - Nació el 12 de noviembre de 1990 en la ciudad de Tulcán. Graduado Cum Laude de la carrera de Ingeniería Electrónica y Control en la Escuela Politécnica Nacional en octubre 2014. Actualmente, se encuentra cursando sus estudios de maestría en la Escuela Politécnica Nacional en el área de Eléctrica, Mención Redes Eléctricas Inteligentes Áreas de Interés: Control Industrial, Smart grids, Sistemas eléctricos de potencia.



Cristian Fabara. - Nació en Quito en 1989. Sus estudios universitarios los realizó en la Escuela Politécnica Nacional, obteniendo su título de Ingeniero en Electrónica en Control y Automatización. Actualmente, se encuentra cursando sus estudios de maestría en la Escuela Politécnica Nacional en el área de Eléctrica, Mención Redes Eléctricas Inteligentes. Sus campos de investigación están relacionados con el desarrollo de energías renovables y sistemas inteligentes para su integración con el Sistema Eléctrico de Potencia.