Ingeniería Energética
E-ISSN: 1815-5901
orestes@cipel.ispjae.edu.cu
Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría
Cuba

Aizpurúa, Omar; Galán, Ramón; Jiménez, Agustín
Una nueva metodología para el análisis de alarmas masivas en sistemas de potencia basada en sistemas cognitivos
Ingeniería Energética, vol. XXX, núm. 3, 2009, pp. 3-12
Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría
La Habana, Cuba

TRABAJOS TEORICOEXPERIMENTALES

Una nueva metodología para el análisis de alarmas masivas en sistemas de potencia basada en sistemas cognitivos

Omar Aizpurúa
Ramón Galán
Agustín Jiménez

Recibido: Octubre del 2008
Aprobado: Diciembre del 2008

Resumen/ Abstract

Este trabajo presenta una metodología que integra las técnicas disponibles en la gestión de alarmas masivas en los centros de control y despacho de energía eléctrica, así como el aporte de cada entidad que está involucrada en el sistema. Se abordan las técnicas de inteligencia artificial que se pueden utilizar así como los recursos de información de que se dispone. El objetivo ulterior se fundamenta en encontrar la causa raíz de la avalancha de alarmas (árbol de alarmas) y reducir la cantidad de ellas utilizando técnicas de asociación o agrupamiento de forma que se cumplan con los estándares establecidos por la norma EEMUA 191. Sobre este tema se han desarrollado otros trabajos, sin embargo el problema de la administración de alarmas en la industria sigue siendo un problema sin resolver de forma adecuada. La integración se desarrolla utilizando la ontología de cada uno de los dominios del sistema, i.e., la ontología de las alarmas, del control, de los eventos, del flujo de energía y la ontología de secuencia de disparo. A la metodología se suman el uso de los sistemas expertos para el tratamiento de las alarmas en forma de reglas y el uso de sistemas neuro-borrosos para tratar la base histórica de datos de alarmas y fallos.
Palabras claves: inteligencia artificial, sistemas cognitivos, administración de alarmas, alarmas en el despacho eléctrico

This paper presents a methodology that integrates several available techniques to manage the massive amount of alarm signals in electrical power dispatch control centers, as well as the contribution of each entity involved in the system. Artificial intelligence techniques that can be used in this problem are reviewed here, based on the information resources available. The final objective is to find the root cause of avalanches of alarms (Alarm Tree) and to reduce their number through grouping or clustering techniques so that the EEMUA 191 standards are followed. Even though other contributions in this topic have been made before, the alarm management problem continues to be practically unsolved for many applications in industry. Here, the integration is developed using the ontology of each system domains, i.e., the ontology corresponding to the alarms, controls, events, energy flow and trigger sequence. Additionally, in this methodology, a rule based expert system is used to treat the alarms with a neural net based approach to treat the historical database of alarms and failures.
Key Words: alarm management systems, artificial intelligence, data mining, electrical power dispatch control centers

INTRODUCCIÓN

Según el estándar de la norma EEMUA 191 [1] Engineering Equipment and Material Users Association, un operador está en capacidad de atender de forma coherente y efectiva un promedio de 1 alarma cada 10 minutos.

Existen centros de control de alarmas donde se registran alrededor de dos mil alarmas diarias. En casos más críticos, como en centros de despacho de energía eléctrica, se pueden tener hasta más de cuarenta mil alarmas en un día.

Esta cifra es muy superior al promedio que un operador está en capacidad de atender con eficiencia y eficacia. A pesar de que existen muchos productos comerciales para atender la gestión de alarmas, no hay una metodología disponible que integre las entidades y los dominios que participan en el proceso de la administración de las alarmas. El tratamiento eficiente de las alarmas se traduce en una operación segura de un sistema de potencia, y esta a su vez depende de las estrategias de control y el monitoreo de data [2].

El uso de las ontologías nos permite tener una representación. Conceptualización estándar de los dominios, de forma que puedan ser reutilizables por otras redes eléctricas. Esto a su vez le brinda al sistema la propiedad de que la información pueda ser intercambiable. Dada la complejidad de las redes eléctricas y de lo sofisticado de los sistemas de control y de la administración de las alarmas, se recomienda el uso de las técnicas de inteligencia artificial.

Es generalizado, que el uso de los sistemas basados en el conocimiento como herramienta para resolver este tipo de problemas ha sido recomendado por la literatura. Algunos autores señalan que aquella representación del conocimiento puede ser útil en diversas aplicaciones. Igualmente señalan que el objetivo a largo plazo es obviamente obtener una representación estándar que pueda ser compartida y reutilizada en aplicaciones eléctricas [3]. El uso de un Sistema Experto u otro método de aprendizaje deductivo para el control directo de procesos se considera como innovador y provisto de una evaluación adecuada de riesgo [4].

Algunos otros autores como en la referencia 5 abordan el tema de los árboles de fallos como una solución a la problemática. Estos autores afirman que el siguiente paso en materia de *data mining* será implementar programas para la detección de fallos, predicción y análisis. Algunos de estos programas usarán árboles de decisión como un motor dentro del sistema de diagnóstico. Este motor tiene que ser capaz de obtener conocimiento de patrones de fallos de manera que los reconozca cuando estos ocurren. Por

otro lado, en la referencia 6 (apud Broderick 1998, Manganaris, 2000, Axelsson, 2000, Bloedorn, et al, 2000 y Julisch, 2001) afirman que los métodos de agrupamiento (clustering) utilizados para conseguir una respuesta apropiada, aun es un reto, lo que confirma que aún hay mucho por hacer en esta materia.
Por último, es importante resaltar que a largo plazo, la tarea visionaria consiste en lograr un nivel de administración de alarmas predictivo como lo establece la norma EEMUA 191 en uno de sus objetivos. Para lograr tal tarea, será necesario que se tenga un sistema totalmente adaptativo, donde el propio sistema prediga el estado futuro de la planta y el ajuste de su configuración para conocer las necesidades del momento.

Esto aún es una aspiración y se encuentra en el dominio de las actividades de investigación y desarrollo y será un paso importante en el logro de cambios de paradigmas y en la gestión de los modelos del futuro [7].

En la referencia 3, se definen algunas características apropiadas para los sistemas de diagnósticos de fallas, como lo son:
Se requiere una representación estándar para las redes eléctricas
En el pasado, cada sistema nuevo utilizaba una representación distinta de su red. A pesar de que, el conocimiento acerca de la red eléctrica es muy similar en todos los casos.
Trabajos presentes y futuros en ésta área tienen como finalidad que la representación de este conocimiento sea reutilizable en diversas aplicaciones y compartibles en utilidades eléctricas.Existen muchos trabajos que han intentado e intentan resolver el problema de la gestión de alarmas, sin embargo, se hace necesario la integración de metodologías, entidades y dominios [4,8,9].

CONCEPTO DE ONTOLOGÍA

Según la referencia 10, la literatura de inteligencia artificial contiene varias definiciones, muchas de ellas se contradicen.
Estos autores definen una ontología como una descripción explícita y formal de conceptos en un dominio (clases o a veces llamados conceptos) describiendo varias características y atributos del concepto o clase (slots, facetas o

restricciones de rol). Los slots describen propiedades de clases e instancias.
En este punto es necesario aclarar la diferencia entre el desarrollo de ontologías y el diseño de clases y las relaciones de la programación orientada a objetos. Según la referencia 10, la programación orientada a objetos se centra principalmente en una metodología clasista, i.e., un programador toma sus decisiones de diseño basándose en las propiedades operacionales de una clase, mientras que un diseñador de ontologías toma esas decisiones basándose en las propiedades estructurales de una clase. De esta manera una red eléctrica de potencia, orientada a objetos se podría subdividir en las jerarquías de clases que se presenta en la figura 1.

En dicha figura, se puede observar que la jerarquía de clases se basa en las funciones operacionales del sistema. Es decir, toda red eléctrica consta funcionalmente de tres clases superiores, a saber: La generación, la red propiamente dicha (barras, circuitos ramales y estos a su vez en líneas y transformadores, etc.), y las cargas [11].

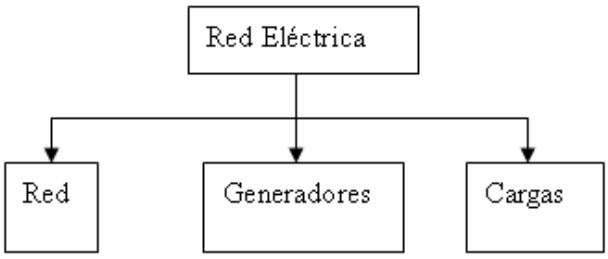

Fig. 1. Jerarquías de clases de un sistema eléctrico de potencia orientado a objeto.

Por otro lado, para un programador de ontologías, la red eléctrica de potencia tendría la siguiente estructura jerárquica.

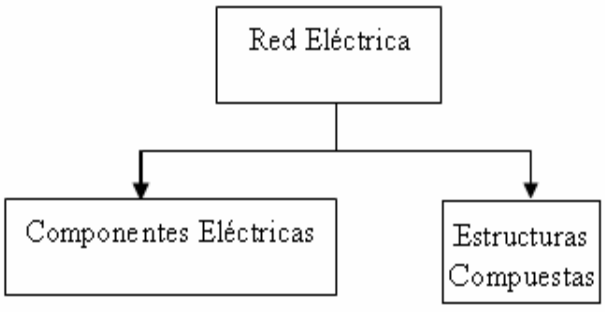

Fig. 2. Jerarquías de clases de un sistema eléctrico de potencia orientado al diseño de ontologías.

Nótese que la jerarquía de clases ahora representa a la red eléctrica mediante sus componentes estructurales. Es decir, las clases superiores están representadas por las componentes eléctricas o elementos discretos (entidades no desagregables como líneas, transformadores, barras, etc.) y por componentes compuestas (entidades desagregables como subestaciones, niveles de voltaje, conexiones, etc.) [3]. El esquema aquí está representado por divisiones que atienden a la estructura de la red.

Basados en estos autores las ontologías para aplicaciones del mundo real son complejas y necesitan ser modularizadas. Para el caso de los sistemas de potencia, la ontología general de diagnóstico de fallos se puede desarrollar en una combinación de pequeñas ontologías. Para analizar en detalle el comportamiento y análisis de una red eléctrica estos autores han identificado cinco ontologías que son relevantes en el dominio de las alarmas. Estas son las siguientes:

Ontología de Flujo (OF): Están definidas por la conectividad. Esto es, los elementos involucrados en el transporte de energía (no así en la generación ni en el consumo de la energía). La figura 3 muestra la ontología de flujo de la red de potencia. Las relaciones conceptuales son del tipo ISA y corresponden a la ontología de flujo.

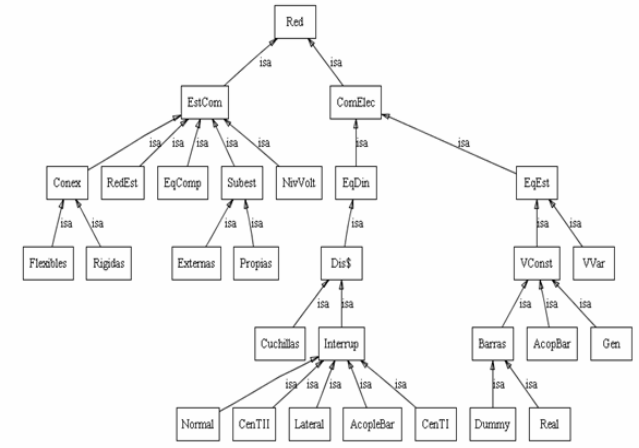

Fig. 3. Ontología de flujo.

Ontología del Control (OC): Contiene los elementos relacionados con la detección de disturbios o fallos y la reconfiguración automática de la red (por ejemplo., relevadores, cuchillas, interruptores etc.)

Ontología de los Eventos (OE): Describe los tipos de eventos producidos en la red y los que son diagnosticados por la aplicación.

Ontología de las Alarmas (OA): Describe las alarmas generadas para proveer información acerca de las operaciones de los dispositivos dinámicos

Ontología de secuencia de disparo (OD): Describe los tipos de disparo o desconexión.

METODOLOGÍA PROPUESTA Y RECURSOS DISPONIBLES

La información para desarrollar el modelo se tomó de datos reales captados en el centro de control de una central hidroeléctrica situada en la República de Panamá. La figura 4 muestra la metodología que se propone. Allí se pueden ver los recursos de información disponibles así como las técnicas de manipulación de dicha información.

Desde una perspectiva del razonamiento inductivo, es posible ver la integración de elementos o las entidades que están involucradas en el sistema de la administración de las alarmas.

El objetivo final de este esfuerzo de investigación es obtener un árbol de la alarmas al momento que se da una avalancha de alarmas producto de un fallo en el sistema.

Este árbol debe definir como están relacionadas las alarmas entre si de forma que se pueda identificar la causa raíz de las alarmas.

Debajo del nivel 1 (L1) se encuentran las fuentes de información. El sistema SCADA proporciona la lista de las alarmas. Además, hay una base de datos de acontecimientos históricos que contiene una gran cantidad de información que tiene que ser tratada para sacar información útil para alcanzar los objetivos propuestos. Por otro lado, bajo este nivel también se tiene la información sobre la red eléctrica (conexiones, líneas, transformadores, barras, etc.).

Finalmente hay un marco lógico del control y políticas de control, así como relaciones definidas entre componentes representadas en forma de ontologías.

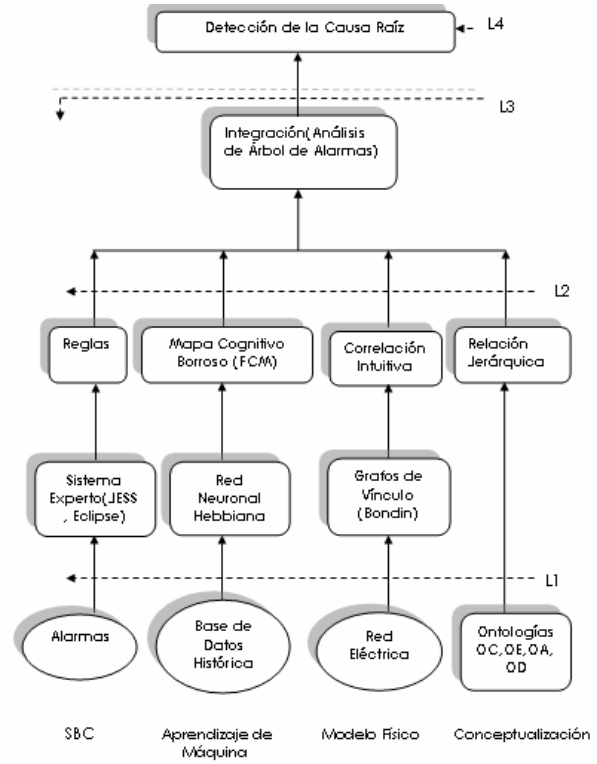

Fig. 4. Metodología propuesta.

Bajo el segundo nivel (L2), están las técnicas utilizadas para el tratamiento de la información. Por un lado tenemos un sistema experto que proporciona reglas generadas en función del listado de alarmas y condiciones de la red. En este caso se utilizó JESS como el motor de inferencias y ECLIPSE como editor de JAVA. Después de entrevistas con siete expertos en seis sesiones de aproximadamente 35 horas en total, se generaron un total de 256 reglas, a partir de 156 alarmas digitales y de 15 alarmas análogas. Las reglas son del tipo SI-ENTONCES. Un ejemplo de las reglas se demuestra en la tabla siguiente:

Ejemplo de una regla del tipo Si-Entonces

Regla #	*Regla*	Falla Asociada	Acción Recomendada
148 a	**Si** falla en Interruptor 23M22 ocurre **Y** el Interruptor 23M22 está apagado. **Entonces** Interruptor 23M22 no está cerrado **O** está incorrectamente cerrado	Interruptor 23M22 Fallado	Revisar la información del relevador asociado con el Interruptor 23M22

En la figura 5 se muestra una vista del Sistema Experto, en plataforma Eclipse (JAVA). La figura muestra una parte de las reglas formuladas.

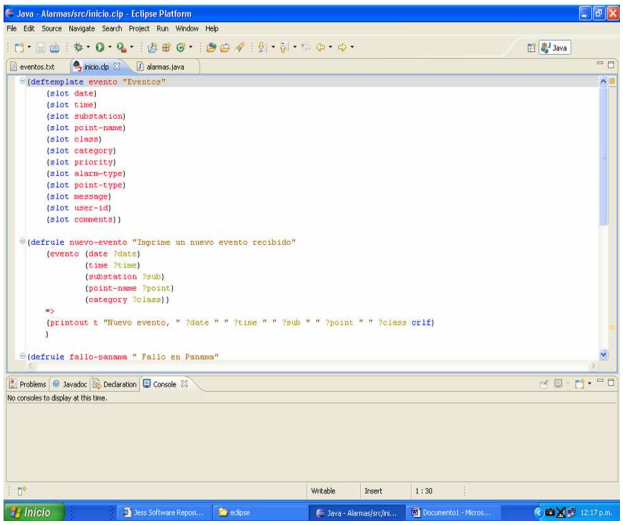

Fig. 5. Reglas del sistema experto en la plataforma eclipse.

Con respecto al tratamiento histórico de la base de datos de eventos, se utilizó una herramienta de análisis relacional estadístico para obtener los valores de entrada de la red neuronal.

Un típico "*Mapa Cognitivo Borroso*" mejor conocido como Fuzzy Cognitive Map (FCM) fue utilizado para el tratamiento de la base histórica. El témino FCM, fue presentado por primera vez por Kosko [12]. Para incorporar la teoría borrosa al modelo de mapas cognitivos desarrollados por primera vez por Axelrod [13]. Para el entrenamiento de la red se utilizó una regla no lineal Hebbiana (Non Linear Hebbian Rule). La teoría de Hebb del aprendizaje se basa en sistemas biológicos. Este principio establece que cuando una neurona contribuye con el disparo de otra neurona, la conexión o el camino entre las dos neuronas se consolida [14]. De acuerdo con este principio, el efecto de la consolidación entre dos neuronas puede ser simulado matemáticamente ajustando el peso de sus conexiones.

Por una parte, FCM es una técnica computacional suave para modelar sistemas. Combina sinérgicamente las teorías de redes de las redes neuronales y de la lógica borrosa (neuro-fuzzy). El desarrollo de FCM descansa en la experiencia y conocimiento de los expertos, de esta forma presenta las debilidades propias del experto humano. Por ello es conveniente el uso del conocimiento acumulado de un sistema complejo [15]. Esta técnica describe dos características significativas:

• Las relaciones causales entre los nodos borrosos.
•Los sistemas tienen regeneración de participación dinámica.

Como una Red Neuronal Artificial (RNA), en una representación de FCM, los conceptos son representados por las neuronas y las relaciones causales por los pesos de los enlaces. El peso de la interconexión (Wij) representa la dirección y el grado con los cuales los conceptos influencian el valor de los conceptos interconectados. El algoritmo es como sigue:
Sea Ni y Nj dos nodos (o conceptos) que se interconectan con una fuerza como la que está ilustrada en la figura 6.

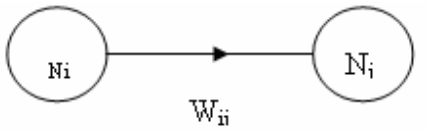

Fig. 6. Interconexión entre dos conceptos.

Donde: Wij= [- 1, 1].

Si Wij> 0, entonces, hay una causalidad positiva entre el concepto Ni y el concepto Nj; es decir, el aumento en el valor del Ni lleva al aumento en el valor de Nj, y viceversa.
Si Wij < 0, entonces, hay una causalidad negativa entre el concepto Ni y el concepto Nj; es decir, el aumento en el valor del Ni lleva al decremento en el valor de Nj, y viceversa.
Si Wij=0, entonces, allí no hay ninguna relación entre el Ni y Nj.
El valor de cada concepto puede ser calculado aplicando la regla siguiente:

$$A_j^{(k+1)} = f(A_j^{(k)} + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^{n} A_i^{(k)} * W_{ij}) \qquad (1)$$

Donde los valores de A_j tienen que estar entre el intervalo (0,1) y el algoritmo del peso del entrenamiento toma la forma:

$$W_{ij}^{(k)} = W_{ij}^{(k-1)} + \eta_k^{Ai}\left(A_j^{(k)} - A_i W_{ij}^{(k-1)}\right) \quad (2)$$

Donde, Aj (k+1) es el valor del concepto Nj en el tiempo k+1 y Aj (k) es el valor del concepto Nj en el tiempo k, Wij es el peso de la interconexión entre Ni y el concepto Nj , f es la función de umbral sigmoidal y η es la tarifa de aprendizaje. La función de umbral sigmoidal está definida por la siguiente expresión:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-\lambda x}} \quad (3)$$

Donde λ determina el decaimiento en el área alrededor de cero.

El juicio de los expertos es representado con la definición del sistema difuso que describe la relación entre dos conceptos y así determina el grado de causalidad entre ellos. Esta dependencia se puede mejorar con las técnicas de aprendizaje basadas en la regla de aprendizaje no lineal de Hebbs (NHL) modificando la matriz del peso de FCM.

En la referencia 15, se propone un acercamiento basado en el NHL, que puede cambiar el modelo de FCM accionando en cada paso de la iteración y cambiando sus valores. La representación esquemática del algoritmo del entrenamiento del NHL se muestra en la figura 7. En cuanto al FCM, para determinar los valores iniciales de la matriz de peso W_o se utilizó una base de datos histórica de un (1) año y el vector A_o (vector inicial de los valores del concepto) fue determinado por los expertos. La figura 8 presenta un mapa cognitivo borroso de algunas de las alarmas seleccionadas.

La topología de la red se representa por medio de Grafos de Vínculos (Bond Graph) por medio de un programa llamado BONDIN, el cual fue desarrollado por el Grupo de Ingeniería Gráfica y Simulación de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales (E.T.S.I.I) de la Universidad Politécnica de Madrid.

Es una buena herramienta para conseguir la representación de la red. Puede obtener el modelo matemático del sistema y una estructura de vínculos y de causalidad entre las componentes de la red. Bajo el nivel 2 (L2) se encuentran las cuales son representadas mediante ontologías y se presentan en la sección de este trabajo (Concepto de Ontología).La topología de la Subestación

Fortuna, localizada además las relaciones jerárquicas, en Panamá se muestra en la figura9.

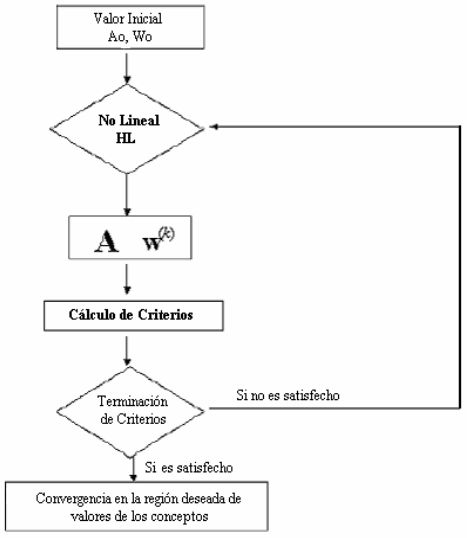

Fig. 7. NHL Algoritmo de entrenamiento.

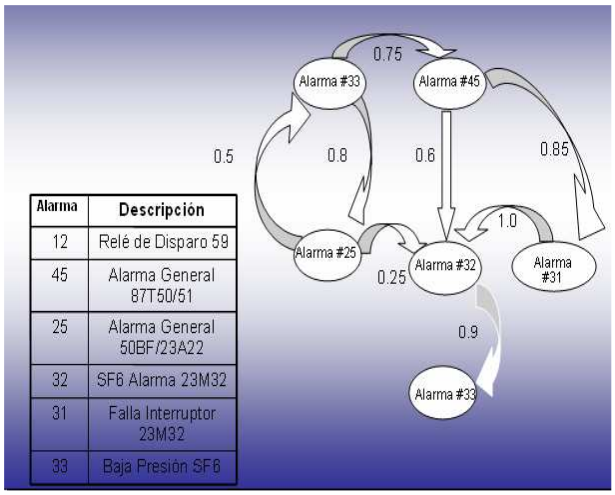

Fig. 8. Diagrama cognitivo borroso (FCM).

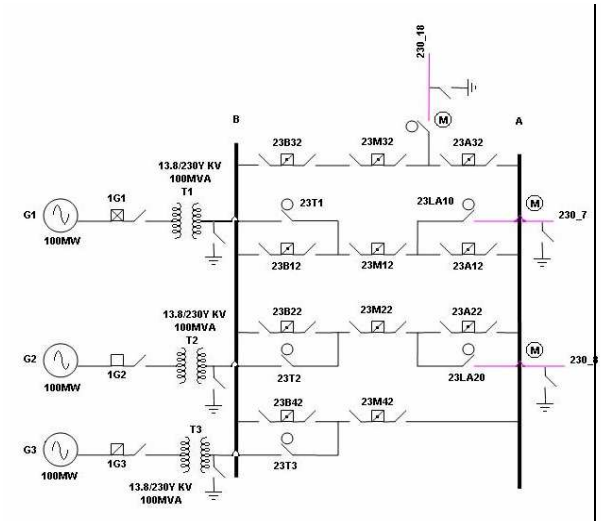

Fig. 9. Subestación fortuna. Patio de 230 kV.

La Subestación Fortuna es alimentada por tres generadores trifásicos de 100MVA cada uno a un voltaje nominal de 13.8 kV y tres transformadores de potencia elevadores los cuales entregan a la subestación un potencial de 230kV. La estructura consta de 2 barras e interruptores HF6, cuchillas motorizadas e interruptores de aire y aceite. De la subestación parten tres líneas de transmisión (230-7, 230-8 y 230-18) hacia la ciudad de Panamá que es donde se concentra la mayor carga. Cada línea consta de dos circuitos trifásicos con conductor 750 ACAR. La longitud total de la línea es de aproximadamente 432.5 Kilómetros divididos en los siguientes tramos:

- 37.5 km entre SE's Fortuna y Mata del Nance
- 217km entre SE's Mata del Nance y Llano Sánchez.
- 139 km entre SE's Llano Sánchez y SE Chorrera, y
- 39 km entre SE Chorrera y SE Panamá.

La figura 10 muestra el diagrama equivalente de la subestación en forma de grafos de vínculos (Bond Graph) obtenidos de la simulación en BONDIN.

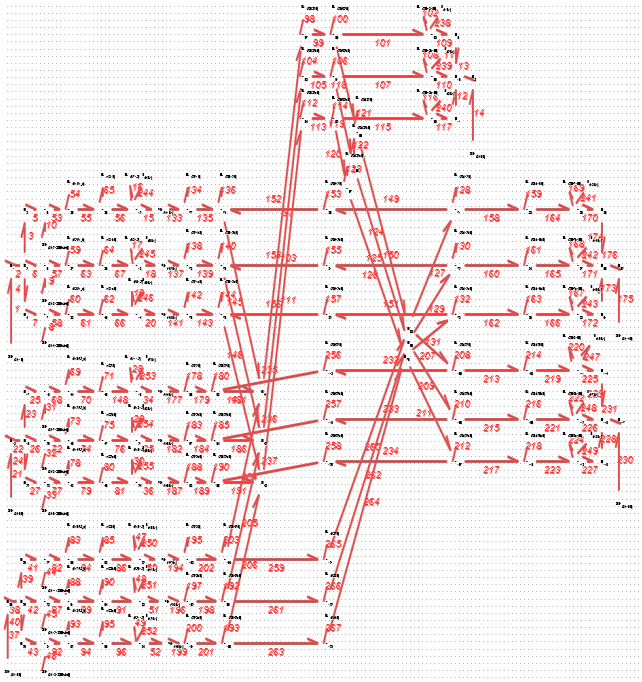

Fig. 10. Grafos de vínculo de la subestación fortuna.

Por último, bajo el nivel L2 tenemos las Ontologías que representan relaciones conceptuales jerárquicas. Estas relaciones de carácter "Is A" definen como están relacionados los elementos eléctricos que participan en la red y en el sistema de control y son utilizadas para relacionar las alarmas con los dispositivos. La figura 3 presenta la ontología de flujo de la red eléctrica.

Bajo el tercer nivel (L3) se encuentra el algoritmo de integración. La fase de integración es uno de los más grandes retos de este esfuerzo. Para este paso, se propone un proceso donde se conjugan tanto información suministrada por el operador así como información estructurada por medio de las técnicas utilizadas (Sistema Experto, Mapa Cognitivo Borroso, Ontologías y Representación y Simulaciones de la Red).

La figura 11 presenta la arquitectura de integración. En la arquitectura de integración, el operador recibe el listado de alarmas del sistema SCADA y también recibe información del estado de los elementos de la red y valores de los parámetros de distintas pantallas en el centro de despacho y control de la energía eléctrica (Sistema SCADA y Pantalla de Red).

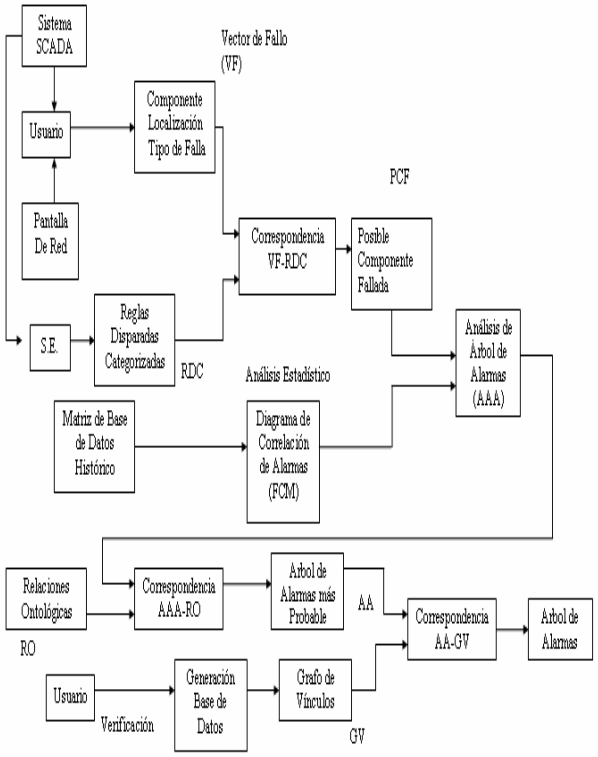

Fig. 11. Arquitectura de integración.

A partir de esa información recibida, el usuario genera un vector de fallo (VF), donde se definen tres características del evento: Esto es, la componente que posiblemente ha fallado, la localización de la falla y el tipo de falla (Componente, Localización y Tipo de Fallo).

Paralelo a esta información, se disparan las reglas del Sistema Experto que también es alimentado por el sistema SCADA y por otras bases de datos con información pertinente. Las reglas que se disparan están clasificadas por orden jerárquico de importancia (Reglas Disparadas Categorizadas (RDC)). Luego el algoritmo hace una comparación entre el Vector de Fallo (VF) y las reglas disparadas (RDC). De esta comparación o cotejo se obtiene una posible componente fallada (PCF).

Paralelo a este proceso, a partir de la base histórica de datos se obtienen relaciones estadísticas que dan lugar a un diagrama de correlación de alarmas (DCA) y que conforman los Mapas Cognitivos Borrosos o Fuzzy Cognitive Maps (FCM). Entre el FCM y la PCF se obtiene un análisis de árbol de Alarmas (AAA). Hasta este punto, existe algún grado de incertidumbre sobre el árbol de alarmas y su causa raíz. Es decir, se necesita alguna prueba de hipótesis u otra herramienta para tener menor incertidumbre. Como herramienta de información adicional se tienen las ontologías, que nos dan relaciones conceptuales entre cada uno de los elementos de la red. El AAA ahora se compara con las ontologías a fin de encontrar el árbol de alarmas más probable (AA). En este punto el operador, toma información de la base de datos de generación y se corre un programa de simulación y de grafos de vínculo (GV).

El algoritmo compara ahora los resultados obtenidos del árbol más probable y de los resultados del programa de simulación y representación de vínculos y se encuentra el árbol de alarmas con la consecuente causa raíz.En el nivel 4 (L4) los resultados se integran en un paquete de programación que tenga una interfase con Protégé. Protégé es un software que puede construir relaciones causales en una forma de árbol. De esta manera, obtenemos el árbol de las alarmas y su causa raíz.

RESULTADOS

En este punto, este esfuerzo de investigación ha producido resultados parciales tales como el sistema experto, la representación de la topología de la red, el FCM y la estructura de las ontologías., así como la arquitectura de la integración. Los principales obstáculos se han encontrado en la generación de los sistemas expertos debido a la dificultad de convertir la información de los expertos en un sistema de reglas comprensibles y lógicas.

Además, la definición del valor del concepto en el FCM ha presentado dificultades debido al hecho de que los expertos tenían dudas sobre este valor y su significado. La programación completa del algoritmo de integración no está aun finalizada, pero los resultados previstos son optimistas.

CONCLUSIONES

En la literatura se registran otros trabajos que abordan el tema de la gestión de alarmas. En cuanto al manejo de las alarmas existen estándares generalmente aceptados que regulan la densidad o incidencias de las alarmas orientados básicamente a la capacidad del operador para manejar con éxito una avalancha de alarmas [16-22]. En cuanto a técnicas de Inteligencia Artificial, existen trabajos que utilizan técnicas basadas en el conocimiento (como sistemas expertos),

técnicas de razonamiento automático, lenguajes de computadoras para procesamiento simbólico y de instrucciones. En la referencia 23, se hace un estudio profundo de las aplicaciones más relevantes de Sistemas

Expertos y Redes Neuronales en sistemas de potencia. Algunos aportes más específicos de técnicas de IA aplicadas a la gestión de fallos en redes de radio-enlaces se presenta en la referencia 24 y en los sistemas basados en el conocimiento para el diagnóstico de fallos en centros de control, en la referencia 25.

A pesar de que estos esfuerzos de investigación han resuelto parcialmente algunos problemas de la gestión de alarmas en los centros de control y despacho de energía, el método propuesto precisa la integración de cuatro dominios: las alarmas y la información del sistema SCADA, la base de datos de acontecimientos históricos, la topología de la red y las ontologías de las alarmas.

Esta integración hace de la metodología un sistema más robusto que otros aportes, pues se reduce el grado de incertidumbre ya que se cuenta con más elementos decisorios. Adicionalmente, este esfuerzo plantea como aporte novedoso, la búsqueda de la alarma raíz durante la avalancha.

TRABAJOS FUTUROS

La Universidad Tecnológica de Panamá y la Universidad Politécnica de Madrid, en el último año han trabajado juntas en una línea común de investigación en materia de control inteligente. Este esfuerzo de investigación se enmarca dentro de estos acuerdos.

Como trabajo futuro está el desarrollo de mapas cognitivos con información de eventos contenidos en base de datos de 20 o más años. Por otro lado, el uso de técnicas de árboles de decisión como técnica de clustering para el tratamiento del grupo de datos históricos resulta interesante, así como utilizar herramientas estadísticas de pruebas de hipótesis para mejorar la incertidumbre en la identificación de la causa raíz de la avalancha de alarmas.

REFERENCIAS

[1] EEMUA 191 Alarm Systems - *A Guide to Design, Management and Procurement* ISBN 0-85931-076-0. 1999.

[2] Huang, Q et al: *IEEE Proceedings of the International Symposium on Parallel Computing in Electrical Engineering (PARELEC'06)*. A Software Architecture based on Multi Agent and Grid Computing for Electric Power Systems Applications. 2006.

[3] Bernaras, A. et al*: IEEE. An Ontology for Fault Diagnosis in Electrical Networks*.1996.

[4] Bransby, M.L. et al: *IEEE. Alarm Management in the Chemical and Power Industries: Results of a Survey for the HSE* (Health and Safety Executive). 1998.

[5] Lee, Ch. Et al:*IEEEAC. Migrating Fault Trees to Decision Trees*.2004

[6] Julisch, K. IBM Research, Zurich Research Laboratory. *Clustering Intrusion Detection Alarms to Support Root Cause Analysis*. Vol. 6, nº 4, p. 444-471.

[7] Brown, C. :*Alarm System Performance-One Size Fits All?*. Upstream Technology, Sunbury Vol. 36, p. 120-123. 2003.

[8] Andow, P. :Alarms and Abnormal Situation Management: Experience from the Process Industries.2005.

[9]Huebner, F. :Performance and Capacity Evaluations of IP Networks and Systems. 2001.

[10] N.F. Noy, and Musen, M.A.: Ontology Version in an Ontology Management Framework. *IEEE, Intelligent Systems*, Vol. 19, No 4, p: 6-13.2004.

[11] Manzoni, A.et al: Power Systems Dynamics Simulation Using Object-Oriented Programming. *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol. 14, No. 1, p. 249-255.1999.

[12] Kosko, B.: Fuzzy Engineering, Prentice Hall, New Jersey.1986.

[13] Axelrod, R. : *Structure of Decision: The Cognitive Maps of Political Elites*. New Jersey, Princeton University Press.1976.

[14]Luger, GF. and Stubblefield,W.A. :Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving. Addison-Wesley, 5th Edition. 2005.

[15]Papageorgiu, E. et al: *Fuzzy Cognitive Map Learning Based on Nonlinear Hebbian Rule*. Springer-Verlag, Berlin, p. 256-268. 2003.

[16] Andow, P.: Honeywell Process Solutions. Alarms and Abnormal Situation Management: Experience from de Process Industries. p. 177-204. 2005

[17] Bransby, M. L :*IEE. Best Practice in Alarm Management.2000*.

[18] Broadhead, N. and Earnshaw, J. K.: *IEE. Optimization of the size well b alarm list displays*. 1998.

[19] Carey, K. and F. O'reilly : *IEE. ALARM MANAGEMENT AND ITS EVOLUTION TO* 3G. 2003.
[20]Delgado, F. : *IEEE. System of authentification and management of alarms using telematics means*. 2006.
[21] Jensen, L. D. : *IEE. The need for Dynamic Configuration and Other Augmentation of Distributed Control System for Improved Alarm Management*. 1997.
[22] Liu, J. et al: *IEEE. The Intelligent Alarm Management System*. 2003.
[23]Wong, K. : Artificial Intelligence and Neural Network Applications in Power Systems. *IEE 2nd International Conference on Advances in Power System Control.* Hong Kong. p. 37-46. 1993.
[24] Leon, C. y otros : Sistema Experto para la Gestión de Fallos para una Red de Radioenlaces. Tesis Doctoral. Departamento de Tecnología Electrónica, Facultad de Informática y Estadística. Universidad de Sevilla , España. 1995.
[25] Vasquez, E. y otros: *IEEE. An online Knowledge-Base System for Fault Section Diagnosis in Control Centres. Nuevo León,* México, p232-236. 1996.

AUTORES

Omar Aizpurúa P.
Ingeniero Electromecánico y Master en Ingeniería Industrial por la Universidad Tecnológica de Panamá (UTP). Doctorando de la Universidad Politécnica de Madrid. Profesor Titular de Ingeniería Eléctrica. Coordinador General de los Centros Regionales de la UTP.
e-mail: omar.aizpurua@utp.ac.pa.

Ramón Galán.
Ingeniero Industrial, Doctor, Catedrático de la Escuela Superior de Ingenieros Industriales, de la Universidad Politécnica de Madrid.
e-mail: ramon.galan@upm.es.

Agustín Jiménez Avello.
Ingeniero Industrial, Doctor, Catedrático de la Escuela Superior de Ingenieros Industriales, de la Universidad Politécnica de Madrid.
e-mail: agustin.jimenez@upm.es.