

Sistema de Inferencia Difuso para Identificar Eventos de Falla en Tiempo Real del STE usando Registros SOE

Fuzzy Inference System to Identify Faults Events in Real Time using SOE Registries

Luis Llano, MSc.(c)¹, German Zapata, MSc.², Demetrio Ovalle, PhD.³

¹Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P. (ISA), Colombia

²GAUNAL: Grupo de Automática

Escuela de Ingeniería Eléctrica y Mecánica, Facultad de Minas
Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín

³GIDIA: Grupo de Investigación y Desarrollo en Inteligencia Artificial

Escuela de Ingeniería de Sistemas, Facultad de Minas
Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín

lellano@isa.com.co, gdzapata@unal.edu.co, unal.edu.co@dovalle

Recibido para revisión 26 de Marzo de 2007, aceptado 15 de Junio de 2007, versión final 31 de julio de 2007

Resumen—El objetivo de este artículo es presentar el modelamiento y validación de un sistema de inferencia difuso para identificar eventos por falla eléctrica, en tiempo real, del STE (Sistema de Transporte de Energía) con registros SOE, el cual deberá resolver el problema de detectar el inicio del evento y seleccionar la información útil del mismo. Lo anterior hace parte de un proyecto de Colciencias – ISA cuyo propósito es diseñar e implementar una herramienta computacional inteligente que realice el diagnóstico automático de fallas (eventos anormales) en tiempo real. El modelo de inferencia difusa seleccionado es de tipo Mamdani, en el que el conjunto de reglas se construye a partir del conocimiento del experto, quien define la relación que se esperaría de la combinación de los posibles estados de las variables lingüísticas de entrada, tales como: “cantidad de señales SOE”, “tiempo promedio entre señales”, “tipo de señal SOE”, etc. El sistema de inferencia difuso fue probado exitosamente en registros reales de SOE con miles de señales, del STE en Colombia de la empresa Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P. – ISA –

Palabras Clave—Inteligencia Artificial, Lógica Difusa, Diagnóstico de Eventos, Análisis en Tiempo Real, Sistemas de Transporte de Energía.

Abstract—The aim of this paper is to present the modeling and validation of a fuzzy inference system to identify electric fault events in real time from the STE (Energy Transportation

System) using SOE registries. This system will help us to solve the problem of detecting the beginning of the fault event and extracting the useful information of it. This research is part of the Colciencias – ISA - UNAL project whose purpose is to design and implement intelligent computational tools to perform fault automatic diagnosis (abnormal events) in real time. The fuzzy inference model chosen is of Mamdani's type, in which the set of rules is built from expert knowledge, who defines the relationship that should be expected from the combination of the possible states of the input linguistic variables, such as: “amount of SOE signals”, “average time between signals”, “kind of SOE signal”, etc. The fuzzy inference system was successfully validated in real registries of SOE using thousands of signals, collected by the Colombian STE, and handled by the ISA - Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P. company.

Keywords—Artificial Intelligence, Fuzzy Logic, Diagnosis of Fault Events, Real Time Analysis, Energy Transportation Systems.

I. INTRODUCCIÓN

EL diagnóstico de eventos que resultan del funcionamiento de los equipos de cualquier proceso productivo es una actividad obligada por quienes los operan y mantienen, en la necesidad de garantizar cada vez con mayor efectividad la calidad y confiabilidad de los productos y/o servicios. Estos procesos crecen cada día en automatización y complejidad, y

por tanto en la información que debe ser procesada por los encargados de los procesos, especialmente durante eventos o fallas.

De esta forma los operadores se enfrentan a grandes cantidades de información como alarmas, señales de operación y manuales del funcionamiento de equipos, entre otros, que deben procesar tanto en tiempo real como después del evento, con resultados y acciones en cortos periodos de tiempo que deberían ser acertadas en todo caso. Las exigencias en la detección de condiciones anormales y el análisis de eventos con paradas de producción se vuelven cada vez más exigentes en oportunidad y certeza del diagnóstico.

Por lo anterior es deseable proveer de herramientas computacionales que realicen el diagnóstico automático de eventos por el procesamiento de tal información, para apoyar la toma de decisiones en tiempo real y después del evento, máxime que se ha comprobado [9] que la atención a tiempo de las situaciones anormales en un proceso industrial conlleva a mayores beneficios que los obtenidos, por ejemplo, por el uso de técnicas de optimización.

El Transporte de Energía es un proceso productivo que consiste en transportar la energía eléctrica desde los sitios de generación hasta los sitios de consumo a través de redes eléctricas a alto voltaje (115, 230, 500 ó 750 mil voltios) compuestas principalmente por subestaciones, líneas de transmisión y transformadores de potencia, que conforman el Sistema de Transporte de Energía (STE).

Estos equipos, ubicados en distintas regiones del país, son supervisados y operados de forma centralizada desde un centro de control a través de un sistema SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) con el cual se pueden conectar o desconectar los equipos, recibir las alarmas de eventos por operación de protecciones en un registro conocido como SOE (Sequence of Event), monitorear las medidas principales de voltaje y potencia, entre otros.

Estos sistemas no solo deben proporcionar el monitoreo y el estado del sistema eléctrico que supervisan [2], sino también ayudar a coordinar las funciones de control para mejorar la eficiencia, calidad y disponibilidad del suministro de energía [1], [12].

Una herramienta computacional para realizar el diagnóstico automático de eventos en tiempo real en un STE a partir de registros SOE, deberá resolver el problema de detectar el inicio del evento y seleccionar la información útil del mismo. En este artículo se presenta un sistema de inferencia difuso para resolver este problema, el cual fue probado exitosamente en registros reales de SOE con miles de señales, del STE en Colombia de la empresa Interconexión Eléctrica S.A.-ISA.

II. DIAGNÓSTICO DE EVENTOS EN STE

El análisis de eventos con registros SOE es una actividad realizada por los responsables del STE principalmente cuando se presentan perturbaciones. Es una actividad que requiere el procesamiento inmediato de grandes cantidades de información, la cual necesita conocimientos especializados de ingeniería.

A. Característica de los Eventos

Cuando ocurre una falla en la línea de transmisión, figura 1, los interruptores, representados por cuadros, deben abrir por la orden dada por las protecciones R1 y R2, las cuales detectan la falla por medio de umbrales en las variables del sistema como voltaje y corriente. Las alarmas de operación de las protecciones e interruptores son enviadas al SCADA en el centro de control como parte de los registros SOE, Tabla 1. Normalmente llega información con estampa de tiempo en milisegundos del componente fallado y de los componentes vecinos en el STE.

Los operadores del STE monitorean permanentemente el SCADA atentos a los cambios en las variables de voltaje, corriente, potencia que puedan comprometer la vida de los equipos y el cambio de estado en interruptores que confirman la desconexión o conexión de componentes del STE. Así mismo supervisan permanentemente el SOE para: 1. Identificar la activación de señales que impliquen alguna anomalía en el STE y/o sus componentes y 2. Realizar el análisis de las alarmas o señales de los sistemas de protección y control ante desconexiones transitorias o permanentes de los componentes del STE.

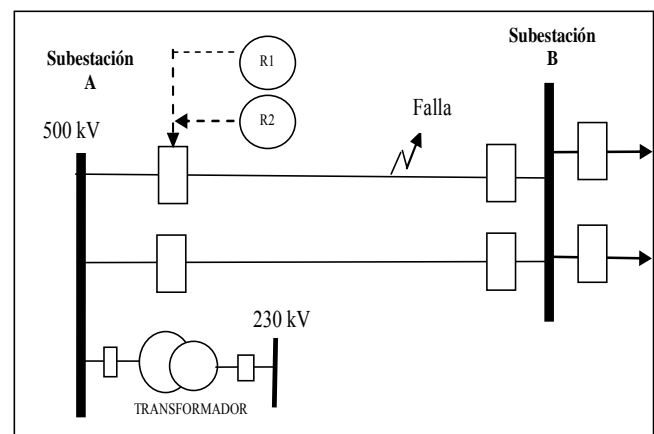


Figura 1. Ejemplo de elementos del STE

Hay alta exigencia en la calidad del diagnóstico por cuanto las decisiones en tiempo real propenden por el restablecimiento seguro de los activos y del servicio en el menor tiempo posible. Debido a la gran cantidad de alarmas registradas, puede suceder que se pase la detección de un evento o que el diagnóstico del mismo se demore mucho tiempo retrasando la normalización del servicio.

El análisis se presenta en un ambiente de incertidumbre por problemas y/o limitaciones en la información tales como pérdida de información por problemas de transferencia de datos, información incorrecta o incompleta, falsa operación de protecciones, falta de sincronización de las señales, mal operación de protecciones.

El diagnóstico permite establecer si hubo falla, los componentes fallados, el desempeño de los sistemas de protección y, principalmente, la posibilidad de restablecimiento de los componentes y las anomalías que puedan comprometer la confiabilidad en la prestación del

servicio por la detección de condiciones anormales en el funcionamiento de los equipos, principalmente de los sistemas de protección y control.

B. Diagnostico Automatico de Eventos

Técnicas de inteligencia artificial han sido utilizadas para el diagnóstico de eventos, particularmente los sistemas expertos y las redes neuronales en combinación con otras técnicas en algunos casos, como lógica difusa o computación evolutiva. Ejemplos de sistemas expertos para el diagnóstico con aplicación productiva son [3, Pág. 17]: IN-ATE, para diagnosticar fallas en el osciloscopio; ACE, para fallas en redes telefónicas; REACTOR, diagnosticar y remediar accidentes de reactor; BDS, diagnosticar partes deficientes en la red de conmutación, entre otros.

Para el diagnóstico de eventos en el STE, desde la década de los años 90 han sido realizados esfuerzos considerables tendientes a desarrollar herramientas computacionales para el diagnóstico automático, la mayoría de ellos con gran

confianza en el uso de los sistemas expertos [5] y [10]. Dichos sistemas expertos han probado ser eficientes para abordar el proceso de diagnóstico de fallas en STE [10], [8] y [11].

Los focos de investigación en los últimos años han estado enmarcados a mejorar el desempeño de los sistemas planteados, especialmente en el manejo de incertidumbre por falsa información o información incompleta, su desempeño en tiempo real y el mecanismo de aprendizaje desde nuevas experiencias.

En una de las más recientes investigaciones [6], se plantea un método de diagnóstico de fallas en STE para su aplicación en tiempo real por combinación de Redes de Petri y lógica difusa, donde el proceso de diagnóstico es dominado por el mecanismo de razonamiento difuso basado en factores de certeza y cálculo de mecanismos de concurrencia de las Redes de Petri.

Tabla 1. Ejemplo registró SOE

| HORA | SUBESTA | KV | CAMPO | INTERR | DESCRIPCIÓN ALARMA | ACCIÓN |
|---------------------|---------------|------------|----------------|----------------|--------------------------------|---------------|
| 01:18:09,557 | CHINUI | SSAA | 34-ASTR2 | no info | OLTC EN MOVIMIENTO | Enganc |
| 01:18:13,256 | CHINUI | SSAA | 34-ASTR2 | no info | OLTC EN MOVIMIENTO | Desen |
| 01:18:13,669 | CHINUI | SSAA | 34-ASTR2 | no info | OLTC EN MOVIMIENTO | Enganc |
| 01:18:17,369 | CHINUI | SSAA | 34-ASTR2 | no info | OLTC EN MOVIMIENTO | Desen |
| 01:29:42,258 | CHINUI | 500 | ReaCMT01 | R120 | CB AbNoStat disp | open |
| 01:29:42,258 | CHINUI | 500 | ReaCMT01 | R120 | CB | open |
| 01:42:43,330 | PURNIO | 230 | NOROES1 | no info | FALLA CANAL PLP | Enganc |
| 01:42:43,710 | PURNIO | 230 | NOROES2 | no info | FALLA CANAL PLP | Enganc |
| 01:42:45,229 | CHINUI | SSAA | 34-ASTR2 | no info | OLTC EN MOVIMIENTO | Enganc |
| 01:42:48,916 | CHINUI | SSAA | 34-ASTR2 | no info | OLTC EN MOVIMIENTO | Desen |
| 01:42:49,342 | CHINUI | SSAA | 34-ASTR2 | no info | OLTC EN MOVIMIENTO | Enganc |
| 01:42:53,029 | CHINUI | SSAA | 34-ASTR2 | no info | OLTC EN MOVIMIENTO | Desen |
| 01:43:00,370 | PURNIO | 230 | NOROES1 | no info | FALLA CANAL PLP | Desen |
| 01:43:00,730 | PURNIO | 230 | NOROES2 | no info | FALLA CANAL PLP | Desen |
| 01:48:39,750 | PURNIO | 230 | NOROES2 | no info | FALLA CANAL PLP | Enganc |
| 01:48:42,760 | PURNIO | 230 | NOROES2 | no info | FALLA CANAL PLP | Desen |
| 02:18:27,310 | SNCARL | 500 | VIRGIN1 | no info | PL1 21 ARRANQUE GENERAL | Enganc |
| 02:18:27,310 | ESMERA | 230 | VIRGIN1 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,311 | SNCARL | 500 | CERROI2 | no info | 67N DISPARO | Enganc |
| 02:18:27,311 | SNCARL | 500 | CERROI2 | no info | 46ALARMADESEQCORRIENTES | Enganc |
| 02:18:27,313 | ESMERA | 230 | VIRGIN2 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,318 | CERROI | 500 | CHINUI1 | no info | RDF ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,320 | CHINUI | 500 | CERROI1 | no info | PL2 67N ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,320 | CERROI | 500 | SNCARL1 | no info | PL2 67N ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,320 | CERROI | 500 | SNCARL2 | no info | RDF ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,321 | SNMARC | 230 | VIRGIN1 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,321 | SABANI | 500 | CHINUI1 | no info | PL2 67N ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,324 | SNMARC | 230 | CARTGO1 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,328 | SNCARL | 500 | CERROI2 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,329 | SNMARC | 230 | YUMBO1 | no info | PL2 RECIBO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,329 | CHINUI | 500 | CERROI1 | no info | 67N ARRANQUE | Enganc |

| HORA | SUBESTA | KV | CAMPO | INTERR | DESCRIPCIÓN ALARMA | ACCIÓN |
|--------------|---------|-----|----------|---------|---------------------------|--------|
| 02:18:27,329 | CERROI | 500 | SNCARL1 | no info | 67N ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,329 | SNMARC | 500 | VIRGIN1 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,329 | SNMARC | 230 | JUANCH1 | no info | PL2 RECIBO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,330 | ESMERA | 230 | YUMBO2 | no info | PL2 RECIBO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,330 | SNCARL | 500 | CMT2ATr3 | M020 | INTERRUPTOR FASE C | Open |
| 02:18:27,331 | SNCARL | 500 | CMT2Bar2 | L220 | INTERRUPTOR FASE C | Open |

De esta forma se observa que los principios de razonamiento difuso han sido explorados para manejar la incertidumbre en el diagnóstico de eventos en el STE, en combinación con otras técnicas de inteligencia artificial. En el diagnóstico automático de eventos en tiempo real, antes de aplicar las técnicas de inteligencia artificial implementadas para el diagnóstico, es fundamental entregar la información útil para lograr mayor eficiencia en el desempeño de la herramienta, lo cual requiere identificar el inicio y finalización del evento. Identificar el inicio del evento permite a su vez apoyar al operador del STE en su trabajo de monitoreo del SOE, y disminuir la probabilidad de tener omisión en la detección de algún evento.

Also send a sheet of paper with complete contact information for all authors. Include full mailing addresses, telephone numbers, fax numbers, and e-mail addresses. This information will be used to send each author a complimentary copy of the journal in which the paper appears. In addition, designate one author as the "corresponding author." This is the author to whom proofs of the paper will be sent. Proofs are sent to the corresponding author only.

C. Identificación del inicio del evento

El problema específico resuelto en este artículo consiste en identificar en las señales de SOE cual corresponde al inicio de un evento y seguidamente seleccionar todas las demás que estén relacionadas.

Identificar el inicio del evento y seleccionar la información útil para el análisis posterior es una actividad que no puede resolverse por técnicas convencionales de programación, toda vez que no se puede definir un algoritmo preciso y exacto para establecer en todos los casos la solución a este propósito, dado que en el registro SOE se presenta, sin posibilidad de previsión, pérdida de información, señales falsas, señales resultado de perturbaciones externas al sistema de interés.

Esta característica permite definir esta actividad en un ambiente de incertidumbre, lo cual está sustentado también en la forma como los expertos resuelven esta tarea: "se observa en el SOE que si hay muchas señales, si hay poca diferencia de tiempo entre ellas lo más probable es que ha ocurrido un evento" y "si las señales son de un buen nivel de importancia lo más seguro es que la falla es en el sistema monitoreado".

Lo anterior está enmarcado en las características típicas de los problemas que pueden ser resueltos desde los sistemas basados en lógica difusa (fuzzy logic), por lo cual se utilizó un sistema de inferencia difuso para resolver el problema.

III. SISTEMAS DE INFERENCIA DIFUSA

Los seres humanos interpretan, toman decisiones y obtienen conclusiones con una cantidad importante de información lingüística imprecisa e incompleta. La teoría de los conjuntos difusos suministra un cálculo sistemático relacionado con esta información y permiten la ejecución de computación numérica usando etiquetas lingüísticas estipuladas por funciones de pertenencia. La selección de reglas de la forma SI – ENTONCES son la componente clave de un sistema de inferencia difuso que pueden efectivamente modelar la pericia humana en una aplicación específica. Aunque los sistemas de inferencia difusos tiene una representación estructurada del conocimiento en la forma de reglas difusas SI – ENTONCES, éste carece de adaptabilidad relacionada con ambientes externos dinámicos, lo cual podría abordarse incorporando conceptos de aprendizaje de redes neuronales en el sistema de inferencia difuso [4, Pág. 7].

De acuerdo con [7] un sistema de lógica difusa, en general, es un mapeo no lineal de un vector de datos de entrada dentro una salida escalar. El vector de salida se descompone dentro de una colección de sistemas independientes de múltiples o simples entradas y salidas.

La lógica difusa es la base de una teoría de incertidumbre que se relaciona principalmente con la cuantificación y el razonamiento utilizando el lenguaje natural en el que muchas palabras tienen significados ambiguos. La lógica difusa se desarrolló a partir de la teoría básica de conjuntos difusos, establecidos por primera vez en un artículo de Lotfi Zadeh en 1965. Desde entonces la teoría se ha extendido y aplicado a muchos campos tales como, algoritmos de control, diagnóstico médico, toma de decisiones, economía, ingeniería, ambiental, literatura, investigación de operaciones, reconocimiento de patrones, psicología, confiabilidad, seguridad y ciencias. [3, pág. 256-257].

El estudio de los sistemas difusos parte de las definiciones básicas, notaciones y operaciones para los conjuntos difusos, incluyendo sus representaciones por funciones de pertenencia. Posteriormente se estudia su extensión a las relaciones difusas, reglas difusas SI – ENTONCES y razonamiento difuso. Por la interpretación de estas reglas como relaciones difusas, varios esquemas de razonamiento difuso son comúnmente usados para derivar conclusiones desde un conjunto de reglas difusas SI-ENTONCES. Estas reglas y el razonamiento difusos son la columna vertebral de los sistemas de inferencia difusa, los cuales son la más importante herramienta de modelamiento del conocimiento humano basado en teoría de conjuntos difusos.

Los conjuntos difusos no tienen frontera definida, la transición entre pertenecer y no pertenecer al conjunto es gradual, donde esta suave transición es caracterizada por una función de pertenencia que provee de flexibilidad al conjunto difuso en el modelamiento comúnmente usado en expresiones lingüísticas.

Un conjunto difuso expresa el grado al que un elemento pertenece a un conjunto, definido por personal experto en el dominio de aplicación el cual puede no ser suficientemente preciso para ciertas aplicaciones, por lo que pueden aplicarse técnicas de optimización de puesta a punto para mejorar el desempeño de la función de pertenencia.

$$A = \{ (x, \mu_A(x)) \mid x \in X \} \quad (X \text{ colección de objetos discretos}) \quad (1)$$

$$A = \sum_{x_i \in X} \mu_A(x) / x_i \quad (X \text{ colección de objetos discretos}) \quad (2)$$

$$B = \int_X \mu_A(x) / x \quad (X \text{ espacio continuo, normalmente } \mathbb{R}) \quad (3)$$

$\mu_A(x)$ es una función de pertenencia que mapea cada elemento de X a un grado de pertenencia. X es llamado el universo del discurso o simplemente el universo. La sumatoria y la integración denotan la unión de los pares $(x, \mu_A(x))$. Si A es el conjunto difuso “ciudad deseable para vivir”, podría darse lo siguiente:

$$A = \{(\text{Medellín}, 0.9), (\text{Bogotá}, 0.8), (\text{Cali}, 0.6)\} \text{ o}$$

$$A = 0.9/\text{Medellín} + 0.8/\text{Bogotá} + 0.6/\text{Cali}$$

En el caso de un conjunto continuo, se tendría:

$$B = \int_{\mathbb{R}^+} \frac{1}{1 + \left(\frac{x-50}{10}\right)^4} \frac{1}{x} dx \quad (4)$$

En la formulación y parametrización de **funciones de pertenencia** a menudo no resulta práctico o no es posible listar todos los posibles pares de la función de pertenencia definida, dado que la mayoría de ellas están asociadas con un universo de discurso en la línea de los números reales. Resulta entonces conveniente expresar la función de pertenencia como una fórmula matemática.

Las fórmulas más comúnmente usadas están descritas en [4, Pág. 25 a 34] tanto para una dimensión como para dos dimensiones y son: la función triangular, la trapezoidal, la normal, la Bell generalizada, la Sigmoidal, la función izquierda-derecha (esta última aún cuando es extremadamente flexible para especificar conjuntos difusos, es poco utilizada por ser innecesariamente compleja).

Las variables lingüísticas pueden utilizarse para cuantificar el significado del lenguaje natural, por lo que dicho lenguaje puede manipularse. Se le asignan valores (etiquetas lingüísticas) que son expresiones como palabras, frases u oraciones en un lenguaje natural o artificial. Las variables lingüísticas se usan regularmente en reglas heurísticas, por ejemplo: SI la televisión está demasiado clara ENTONCES aumente el brillo.

Las reglas difusas que son utilizadas en el razonamiento difuso, son la manera que tiene un sistema difuso de guardar el conocimiento lingüístico que le permiten resolver el problema para el cual ha sido diseñado. Estas reglas son del tipo SI-ENTONCES y tiene dos partes: el antecedente y la

conclusión dada por el consecuente. La estructura de las reglas difiere del sistema difuso utilizado (Mamdani o Takagi-Sugeno). Una regla difusa simple tiene la forma: “si u es A entonces v es B ”, donde A y B son conjuntos difusos definidos en los rangos de “ u ” y “ v ” respectivamente. Una regla expresa un tipo de relación entre los conjuntos A y B cuya función característica sería $\mu_{A \rightarrow B}(x,y)$ y representa lo que se conoce como implicación lógica. Cada una de las reglas o proposiciones SI-ENTONCES es a su vez un conjunto difuso con su función característica que mide el grado de verdad de la relación de implicación entre x e y .

Un sistema difuso estará formado por varias reglas difusas base con diferentes consecuentes. Para obtener el conjunto completo de reglas que modelan un problema se puede partir de considerar todas las combinaciones de reglas que es posible establecer teóricamente, sin embargo, entre todas esas reglas teóricas habrá algunas que no tengan sentido físico y otras que no se ajustan a las características del problema a resolver, por lo cual se deberán seleccionar de entre todas las reglas posibles, el conjunto de reglas más adecuadas al problema en consideración.

La inferencia difusa es un método que interpreta los valores en el vector de entrada y, basado en algún conjunto de reglas, asigna valores al vector de salida. La estructura básica de un sistema de inferencia difusa consiste de tres conceptos: una base de reglas, una base de funciones de pertenencia usadas en las reglas difusas y un mecanismo de razonamiento, que ejecuta el proceso de inferencia. La salida de un sistema de inferencia difuso es un conjunto difuso, por lo cual se requiere un desdifusor para extraer un valor definido que represente mejor al conjunto difuso de salida. Los sistemas de inferencia más comunes son el sistema Mamdani y el Takagi-Sugeno. En el sistema tipo Mamdani, utilizado en la solución del problema en consideración, se distinguen las siguientes partes:

1) Difusor: Toma los valores numéricos provenientes del exterior y los convierte en valores “difusos” que puedan ser procesados por el mecanismo de inferencia. Estos valores difusos son los niveles de pertenencia de los valores de entrada a los diferentes conjuntos difusos en los cuales se ha dividido el universo de discurso de las diferentes variables de entrada al sistema.

2) Mecanismo de inferencia difusa: Teniendo diferentes niveles de pertenencia entregados por el difusor, los mismos deben ser procesados para generar una salida difusa. La tarea del sistema de inferencia es tomar los niveles de pertenencia y apoyado en la base de reglas generar la salida del sistema difuso.

3) Base de reglas difusas: Como se mencionó anteriormente, guardan el conocimiento lingüístico para resolver el problema. En los sistemas tipo Mamdani el antecedente y consecuente de las reglas deben ser variables lingüísticas.

4) Desdifusor: La salida que genera el mecanismo de inferencia es una salida difusa, lo cual significa que no puede ser interpretado por un elemento externo (un controlador por ejemplo) que solo manipule información numérica. El desdifusor convierte esta salida en un valor numérico que pueda ser interpretada por elementos externos. Esto se logra

por varias opciones como el Centro de Gravedad y los Centros Promediados.

La forma como funciona el sistema tipo Mamdani es la siguiente: Se definen las variables lingüísticas con sus respectivas etiquetas o valores lingüísticos. Para cada etiqueta lingüística se define la función de pertenencia respectiva. Si por ejemplo se tienen solamente dos variables lingüísticas X y Y, entonces para los valores de entrada x e y se buscan las funciones de pertenencia que los contienen, sobre las cuales se hace el producto y se aplica el criterio de tomar el mínimo en cada relación, valor que se identifica en los conjuntos difusos asociados con la conclusión del sistema de reglas. Finalmente se hace la agregación a partir de los máximos valores sobre estas funciones de pertenencia para obtener un área de salida, la cual es desdifusificada. La figura 2 muestra gráficamente el proceso.

IV. DISEÑO DE LA SOLUCIÓN

Partiendo de la vivencia del operador del centro de control del STE en frente de las señales de SOE, según la cual se identifica un evento por falla, a partir de la cantidad de señales que resultan en un periodo de tiempo determinado, en la diferencia de tiempo entre cada señal y en el nivel de importancia de ellas (si hay muchas señales y el tiempo entre ellas es muy corto y en dicho tiempo las señales son muy importantes, entonces es posible sea un evento) se definieron las siguientes tres variables lingüísticas:

1) Cantidad de señales de SOE. Para la cual se definen las etiquetas "pocas", "normales" y "muchas". Éstas se pueden evaluar en un rango de un segundo (tiempo normal de duración de un evento) y pueden variar de cero hasta el máximo de señales disponible en el sistema. Esta información es importante para la definición de las funciones de pertenencia asociadas con cada etiqueta.

2) Tiempo promedio entre señales. Para la cual se definen las etiquetas "corto", "medio" y "largo". Puede variar entre cero y hasta 0.5 segundos si el tiempo de barrido de las señales es de un segundo.

3) Tipo señal SOE. Esta variable permite priorizar o enfatizar sobre aquellas señales que posiblemente indican un evento en el sistema. Para esta, se definen las etiquetas poco importante y muy importante, las cuales se encuentran delimitadas en una escala de cero a diez.

El sistema de inferencia difusa seleccionado es de tipo Mamdani en el que el conjunto de reglas se construye a partir de conocimiento experto, quien define la relación que se esperaría de la combinación de los posibles estados de las variables de entrada descritas previamente, para formar el motor de reglas de inferencia las cuales son de tipo SI-ENTONCES.

Finalmente, cabe agregar que el parámetro de salida "posibilidad de evento" se halla mediante la defuzzyficación por el método del centroide.

A manera de ejemplo, en la Figura 3 se puede observar el rango y las funciones de pertenencia de las tres variables de entrada definidas. Los conjuntos de pertenencia de estas variables representan en gran medida el nivel de alerta del operador del centro de control por nuevas señales de SOE, si

por ejemplo, la cantidad de señales es muy grande y los tiempos entre ellas son muy cortos y el tipo de señales que se esta presentando en un bloque determinado posiblemente indican un evento en el sistema, se concluye que es muy alta la posibilidad que haya ocurrido un evento en los activos supervisados. En cambio, si hay una cantidad normal de señales con alta diferencia de tiempo entre ellas y el tipo de señales que se esta presentando no indican un evento en el sistema, es posible que el evento sea en activos de otra empresa o muy seguramente no hay evento.

La consulta al experto para definir los cruces de las funciones de pertenencia llevaron al estimativo del experto en el rango de un segundo dado en la tabla 2.

Tabla 2. Estimación cantidad de señales versus falla

| Estimativo | Descripción | Cantidad de señales |
|------------|-------------------------|---------------------|
| 1 | No hay falla | 0 a 4 |
| 2 | Falla externa | 4 a 10 |
| 3 | Falla interna un activo | 20 - 200 |
| 4 | Falla varios activos | 100 - 500 |

Para la variable de tiempo promedio entre señales, el experto tuvo en cuenta la actuación instantánea de las protecciones ante falla (0 -5 ms), disparo de interruptores (5 - 60 - 100ms) y ajuste de las protecciones de respaldo (200-1000ms) se basó en los tiempos de ajuste de las protecciones.

La base de reglas se obtuvo a partir de las conclusiones del experto en la lectura del SOE, por la combinación de posibilidades en la interpretación de las señales de SOE con respecto a los valores de las variables definidas. Un ejemplo de estas reglas es:

Si Cantidad Señales SOE = Pocas y
Tiempo Promedio entre señales = Corto y
Importancia de señales = Alta
Entonces
Posibilidad de Evento = Alto

V. SISTEMA DIFUSO IMPLEMENTADO

El sistema difuso para la selección de señales de SOE, que indican posiblemente un evento en el STE, fue desarrollado en JAVA haciendo uso de la librería FuzzyJ. Esta herramienta proporciona varias clases implementadas en Java, las cuales permiten crear variables que se componen de conjuntos difusos en un dominio específico (estos conjuntos difusos pueden ser triángulos, trapezoides, campanas de Gauss, etc.), crear reglas difusas y además proporcionan un conjunto de clases que permiten aplicar los métodos de fuzzyficación y defuzzyficación.

Los pasos que se siguieron para analizar las señales de SOE con este sistema difuso fueron:

1) Se cargó el archivo plano que contiene las señales iniciales de SOE que serán evaluadas.

2) Se creó una clase Señal, la cual se compone de todos los campos que posee una señal (fecha, tiempo, sub-estación,.....), al cargar el archivo cada señal se guarda en una instancia de esta clase.

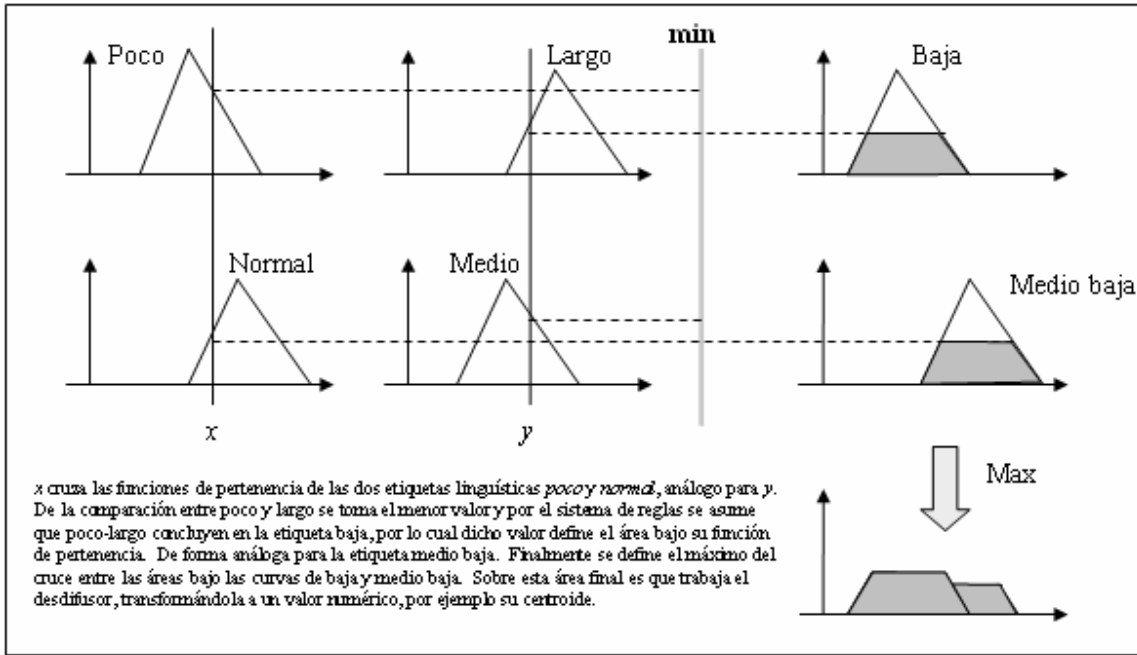


Figura 2. Sistema de inferencia difuso tipo Mamdani usando min y max para operadores T-norm y T-conorm, respectivamente. (Adaptada de la figura tomada en [4, Pág. 75])

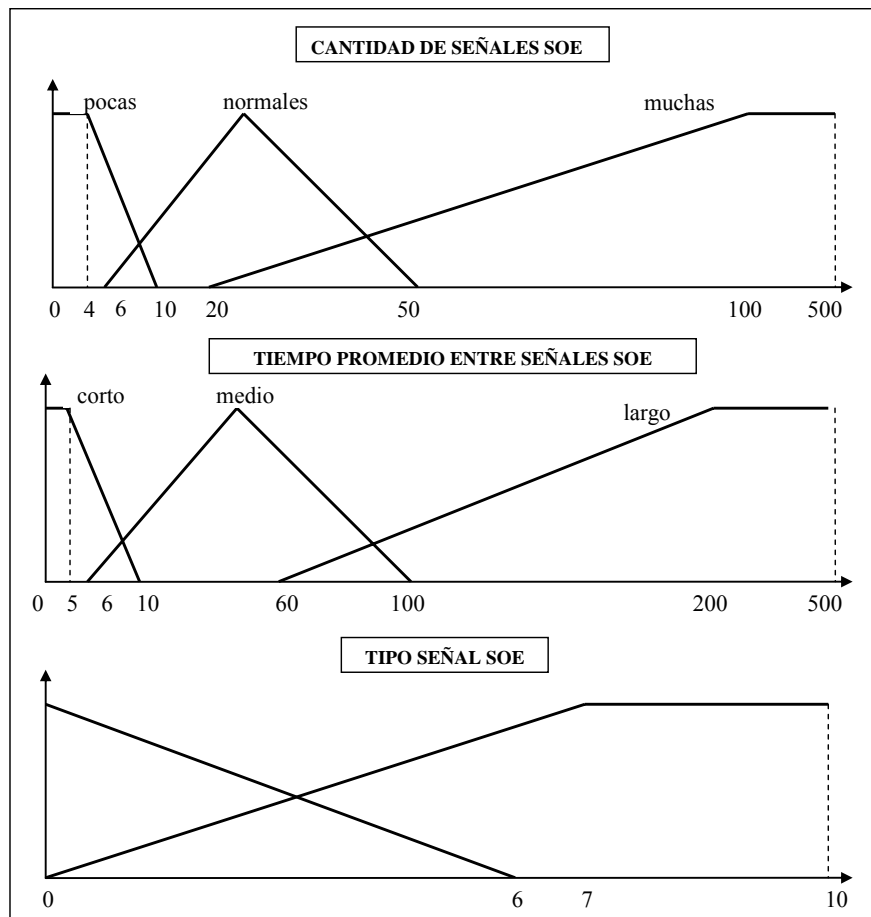


Figura 3. Conjuntos de pertenencia de las tres variables de entrada

3) Posteriormente se creó un vector que contiene todas las instancias de señales que se crearon al cargar el archivo.

4) Se recorre el vector con las señales comparando los tiempos entre dos señales: si el tiempo es mayor que 1 segundo se descarta esta señal y se comparan las señales siguientes, si el tiempo es menor que 1 segundo, entonces se empieza a contar cuantas señales entran en ese segundo y cual es el tiempo promedio entre las diferencias de los tiempos de las señales que entraron en ese segundo.

5) Cada que pasa un segundo, si en el paso 4 se fué por la segunda opción, entonces se invoca el razonamiento difuso, pasándole como valores de entrada (crisp), los datos del número de señales, el tiempo promedio entre las diferencias de los tiempos de las señales y un valor entre cero y diez que indica el tipo de las señales.

6) Luego de realizar el razonamiento difuso se obtiene un valor entre 0 – 1, en el caso de que el valor sea mayor que 0.65 (65%), entonces las señales que se están analizando posiblemente tienen un evento; en otro caso se descartan.

7) Las señales que posiblemente tienen un evento se van guardando con su respectiva pertenencia de evento, identificándolas con el mismo número de evento.

8) Finalmente se imprime en un archivo plano las señales con posibilidad de evento, con su respectiva identificación de evento.

VI. PRUEBAS DEL SISTEMA DIFUSO

La Tabla 1 mostró un ejemplo del registro SOE preprocesado para la entrada del sistema difuso. La Tabla 6 muestra el SOE obtenido después de la decisión tomada por el sistema difuso en el programa de prueba implementado. Se

aprecia cómo fueron descartadas las señales de la Tabla 1 que no corresponden a evento alguno.

A manera de ejemplo, los registros SOE del STE de Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P. (ISA) los días 03 de septiembre y 30 de octubre del año 2006, tuvieron 2664 registros y 5128 registros, respectivamente. La empresa confirmó los eventos para cada día indicados en la tabla 3.

El análisis comparativo de la efectividad de la solución implementada utilizando un sistema difuso con respecto a la solución dada por un experto se muestra en las tablas 4 y 5 para los días 03-sep y 30-oct, respectivamente, donde se debe considerar:

- Eventos identificados por 2 y 2*, son parte del mismo evento pero de subestaciones que tienen el reloj desincronizado entre ellas, por lo cual los registros de SOE no están en el mismo bloque de información.

- Evento identificado con “---” a las 06:05:59 fue un evento que no tuvo su origen en falla de la línea de transmisión, sino del interruptor, por lo cual la cantidad de señales fue muy poca (11 señales) y con muy pobre información de SOE.

- Los eventos 4, 5, 6 y 7 seleccionados por el sistema Fuzzy, que no se describen en la Tabla 4, para el 03-Sep fueron validados por el experto como señales ruido, por lo que no constituyen eventos reales.

- Los eventos 1, 2 y del 4 al 10 seleccionados por el sistema Fuzzy, que no se describen en la Tabla 5, para el 30-Oct fueron validados por el experto como señales ruido en unos casos y en otros señales del sistema de servicios auxiliares de la subestación (SSAA), por lo que no constituyen eventos reales

Tabla 3. Características y eventos en registros SOE del 03 – sep y 30-oct del STE de ISA

| Id. Evento | Fecha | Descripción | Total señales de SOE por evento | Total señales SOE por día | % señales útiles eventos |
|------------|--------|---|---------------------------------|---------------------------|--------------------------|
| 1 | 03-Sep | 02:18 Recierre monofásico fase C Cerro-San Carlos 2 | 201 | 813 | 31% |
| 2 | 03-Sep | 02:20 Recierre monofásico fase A Jaguas y Trifásico Guatapé circuito 1 | 109 | | |
| 3 | 03-Sep | 13:42 Disparo circuito Guatiguará - Sochagota 1 | 378 | | |
| 4 | 03-Sep | 16:57 Recierre monofásico fase A San Bernardino y Disparo en Betania circuito 1 | 125 | | |
| 1 | 30-Oct | 12:38 Recierre monofásico fase C Sochagota - Guatiguará 1 | 160 | 346 | 7% |
| 2 | 30-Oct | 23:34 Recierre trifásico Primavera - Comuneros 1 | 186 | | |

Tabla 4. Análisis comparativo de la solución eventos del 03-sep

| Eventos identificados por el experto | | | Total señales | Eventos identificados Sistema Fuzzy | | | Total señales | Diferencia No.Señales |
|--------------------------------------|--------|--------------|---------------|-------------------------------------|--------|--------------|---------------|-----------------------|
| 1 | Inicio | 02:18:27,310 | 201 | 1 | inicio | 02:18:27,310 | 199 | -2 |
| 1 | Fin | 02:18:32,907 | | 1 | Fin | 02:18:29,270 | | |
| 2 | Inicio | 02:20:34,495 | 67 | 2 | inicio | 02:20:34,495 | 63 | -4 |
| 2 | Fin | 02:20:36,435 | | 2 | Fin | 02:20:35,481 | | |
| 2* | Inicio | 02:21:35,033 | 42 | 3 | inicio | 02:21:35,033 | 40 | -2 |
| 2* | Fin | 02:21:55,913 | | 3 | Fin | 02:21:35,911 | | |
| --- | Inicio | 06:05:59,780 | 11 | | | | | |
| --- | Fin | 06:12:46,570 | | | | | | |
| 3 | Inicio | 13:42:09,206 | 378 | 8 | inicio | 13:42:09,206 | 373 | -5 |
| 3 | Fin | 13:42:10,610 | | 8 | Fin | 13:42:10,160 | | |
| 4 | Inicio | 16:57:47,171 | 125 | 9 | inicio | 16:57:47,171 | 118 | -7 |
| 4 | Fin | 16:57:49,503 | | 9 | Fin | 16:57:47,288 | | |

Tabla 5. Análisis comparativo de la solución eventos del 30-Oct

| Eventos identificados por el experto | | | Total señales | Eventos identificados Sistema Fuzzy | | | Total señales | Diferencia No.Señales |
|--------------------------------------|--------|--------------|---------------|-------------------------------------|--------|--------------|---------------|-----------------------|
| 1 | Inicio | 12:38:07,286 | 160 | 3 | Inicio | 12:38:07,286 | 101 | -59 |
| 1 | Fin | 12:38:27,336 | | 3 | Fin | 12:38:08,000 | | |
| 2 | Inicio | 23:34:21,440 | 57 | 11 | Inicio | 23:34:21,440 | 46 | -11 |
| 2 | Fin | 23:34:27,250 | | 11 | Fin | 23:34:22,800 | | |
| 2* | Inicio | 23:35:28,787 | 129 | 12 | Inicio | 23:35:28,787 | 98 | -31 |
| 2* | Fin | 23:35:30,430 | | 12 | Fin | 23:35:29,780 | | |

Tabla 6. Registro SOE obtenido por criterio de decisión con un sistema difuso

| | | | | | | |
|--------------|--------|-----|---------|---------|----------------------------|--------|
| 02:18:27,310 | SNCARL | 500 | VIRGIN1 | no info | PL1 21 ARRANQUE GENERAL | Enganc |
| 02:18:27,310 | ESMERA | 230 | VIRGIN1 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,311 | SNCARL | 500 | CERROI2 | no info | 67N DISPARO | Enganc |
| 02:18:27,311 | SNCARL | 500 | CERROI2 | no info | 46 ALARMA DESEQ CORRIENTES | Enganc |
| 02:18:27,313 | ESMERA | 230 | VIRGIN2 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,318 | CERROI | 500 | CHINUI1 | no info | RDF ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,320 | CHINUI | 500 | CERROI1 | no info | PL2 67N ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,320 | CERROI | 500 | SNCARL1 | no info | PL2 67N ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,320 | CERROI | 500 | SNCARL2 | no info | RDF ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,321 | SNMARC | 230 | VIRGIN1 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,321 | SABANI | 500 | CHINUI1 | no info | PL2 67N ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,324 | SNMARC | 230 | CARTGO1 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,328 | SNCARL | 500 | CERROI2 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,329 | SNMARC | 230 | YUMBO1 | no info | PL2 RECIBO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,329 | CHINUI | 500 | CERROI1 | no info | 67N ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,329 | CERROI | 500 | SNCARL1 | no info | 67N ARRANQUE | Enganc |
| 02:18:27,329 | SNMARC | 500 | VIRGIN1 | no info | PL2 ENVIO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,329 | SNMARC | 230 | JUANCH1 | no info | PL2 RECIBO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,330 | ESMERA | 230 | YUMBO2 | no info | PL2 RECIBO TELEPROTECCION | Enganc |
| 02:18:27,330 | PURNIO | 230 | SNCARL2 | no info | PL2 21 ARRANQUE FASE C | Enganc |
| 02:18:27,330 | PURNIO | 230 | MIEL1 | no info | PL2 21 ARRANQUE FASE C | Enganc |
| 02:18:27,330 | CERROI | 500 | SNCARL2 | no info | 46 ALARMA DESEQ CORRIENTES | Enganc |
| 02:18:27,330 | ESMERA | 230 | YUMBO3 | no info | PL2 RECIBO TELEPROTECCION | Enganc |

A. Análisis de resultados

1) En todos los casos la solución implementada determinó correctamente el inicio del evento, dando un total de cuatro eventos para el día 03-sep y dos eventos para el 30-Oct, tal como fue reportado por la empresa ISA. Este hecho confirma la aplicabilidad de esta técnica de inteligencia artificial para realizar esta tarea, que requiere elementos de la inteligencia humana.

2) En todos los casos la solución implementada tuvo éxito en obtener los registros SOE de los eventos de subestaciones des-sincronizadas. De esta forma podría aportar para la sincronización de las respectivas señales.

3) En todos los casos la solución implementada falló en obtener la cantidad de registros de SOE correcta de cada evento, aunque con muy pocas desviaciones en la mayoría de eventos. Esta situación exige que se realice una revisión y refinamiento al programa para que al finalizar el segundo, las señales subsiguientes no sean descartadas. Es posible que se requiera el uso de algunas reglas de validación, por ejemplo debe verificarse que toda señal en el bloque seleccionado en estado activada se debe rastrear hasta su desactivación y agregar al bloque las señales de SOE hasta dicha instancia.

4) La selección de falsos eventos por parte de la solución implementada exige que se incorporen reglas de validación para detectar señales de SOE ruidoso.

5) Nótese que el experto también falló en la selección de un falso evento, el cual se muestra como tal en los registros de SOE pero no fue reportado por la empresa ISA. Esto podría suceder por registros de SOE de activos de otra empresa o porque el origen de dichas señales sean pruebas de mantenimiento, por lo cual es correcto que se muestran como evento en el SOE aunque en la realidad no lo sean.

VII. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Se ha probado que los sistemas difusos tienen muy alta potencialidad para atender la necesidad de identificar el inicio del evento y seleccionar las señales de SOE útiles para el diagnóstico automático de eventos en un sistema de transporte de energía. Podría hacerse un refinamiento de las funciones de pertenencia (ajustar sus valores) para que eventos de pocas señales de SOE, que no son resultado de fallas en las líneas de transmisión, también sean identificados, implementando reglas complementarias fuera del sistema difuso para suprimir las señales ruidosas.

Dada la necesidad de incluir reglas de validación para detección de señales o eventos “ruidosos” y verificar que

señales relevantes no queden fuera del vector de registros SOE solución, especialmente al final del evento por el rezago en la desactivación de algunas señales, podría evaluarse la conveniencia de un sistema experto difuso para este alcance. La necesidad de éste dependerá del total de reglas de validación que fuera necesario implementar para dirimir si por programación convencional sería suficiente.

Otra potencial aplicación de los sistemas difusos en el diagnóstico automático de fallas (DAF) es la detección de anomalías en el desempeño de los sistemas de protección, teleprotección e interruptores del sistema de transporte de energía, a partir del tiempo de activación de las señales con respecto al inicio del evento y la relación entre ellas. Así por ejemplo, debe esperarse que: si duración de la falla es del orden de 100 ms (muy normal) y el arranque de protecciones es coherente con este tiempo (muy normal del orden de 100ms) entonces las señales de teleprotección asociadas deben también tener un tiempo de activación coherente (muy normal del orden de 100ms). Razonamiento análogo se tendría para los tiempos de activación de las señales de disparo y los tiempos de apertura de los interruptores. Es claro que la estimación a partir del análisis del SOE de la duración de la falla, el tiempo de actuación de protecciones e interruptores siempre serán inexactas y que la mayoría de las veces diferencias de pocos milisegundos entre señales no implican mala operación de protecciones, es decir, puede suceder que primero se registre el envío de teleprotección que el arranque de la protección lo cual sería un absurdo en perspectiva “crisp” pero sería correcto en perspectiva “fuzzy”, como lo es en la realidad la mayoría de veces en el análisis de registros SOE.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo presenta los resultados de las investigaciones realizadas por la Universidad Nacional de Colombia y la empresa Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P (ISA), en la exploración de las metodologías más adecuadas para automatizar el diagnóstico de eventos en un STE, como parte del avance del proyecto de investigación cofinanciado por COLCIENCIAS: “Herramientas Informáticas para el Diagnóstico Automático de Eventos en Líneas de Transmisión de Energía Eléctrica”, entidades a las cuales se hace un especial reconocimiento. Así mismo al estudiante Francisco Javier Arias Sánchez de Ingeniería de Sistemas de la misma universidad, por su apoyo en la realización de este trabajo.

REFERENCIAS

- [1] Al-Gobaisi, D., Barakzai, A., Aziz, M. and Hassan, A. Manageable automation systems for power and desalination plants. Elsevier Science Publishers B.V., Amsterdam. 1993
- [2] Dolezilek, D. Power System Automation. Schweitzer Engineering Laboratories, Inc. 2000
- [3] Giarratano Joseph, RILEY Gary. Sistemas Expertos Principios y programación. 3ª edición. International Thomson Editores. México, 2001
- [4] Jang Jyh-Shing Roger, Sun Chuen-Tsi and Mizutani Eiji. Neuro-Fuzzy And Soft Computing. A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Prentice Hall. USA 1997.
- [5] Jean-Pierre Bernard, Denis Durocher. LANGAGE: an expert system for Diagnosis in a real-time Context. IEEE. Canada, 1993

- [6] Jing Sun, Shi-Yin Qin, and Yong-Hua Song. Fault Diagnosis of Electric Power Systems Based on Fuzzy Petri Nets. IEEE. 2004
- [7] Mendel Jerry M. Fuzzy Logic System for Engineering: A Tutorial. IEEE. 1995
- [8] Min Y. Park, Martin Lefley, Bruce Ramsay, Ian Moyes. An Abductive Fuzzy knowledge based system for fault diagnosis in a power system. IEEE. UK. 2000
- [9] Noureldin, H. and Ruveta, F. Using Expert System and Object Technology for Abnormal Condition Management. BIAS 2002 International Conference Milano. Milan, Italia.
- [10] Wen-Hui Chen, Chih-Wen Liu and Men-Shen Tsai. On-Line Fault Diagnosis of Distribution Substations Using Hybrid Cause-Effect Network and Fuzzy Rule-Based Method. IEEE, 2000
- [11] Yann-Chang Huang (1). Fault Section Estimation in Power Systems Using a Novel Decision Support System. IEEE. 2002
- [12] Zhang, B. Development of power system control facilities in China. Electric Power Systems Research Vol. 44, pp.27–33. 199

Luis Everley Llano Zuleta. Ingeniero Electricista de la Universidad Nacional de Colombia (1997) con Diploma en Ingeniería del Mantenimiento de la Universidad de Antioquia (2004). Analista de Operación de 1997 a 2005 e Ing. de Operación desde 2005 a la fecha en Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P. (ISA). Actualmente, es estudiante candidato a la Maestría en Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Colombia – Sede Medellín (2007).

Germán Zapata Madrigal. Profesor Asistente de la Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín. Director de la Escuela de Ingeniería Eléctrica y Mecánica. Integrante del GAUNAL: Grupo de Automática de la Universidad Nacional de Colombia, Categoría A de Colciencias. Ingeniero Electricista de la Universidad Nacional de Colombia (1991). Especialista en Gerencia de la Calidad de la Universidad de Antioquia (1997). Magíster en Automática de la Universidad del Valle (2004).

Demetrio Arturo Ovalle Carranza. Profesor Asociado, Universidad Nacional de Colombia sede Medellín. Director de la Escuela de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín. Director del GIDIA: Grupo de Investigación y Desarrollo en Inteligencia Artificial, Categoría A de Colciencias. Ingeniero de Sistemas y Computación, Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia (1984). Magíster en Informática del Institut National Polytechnique de Grenoble, Francia (1987). Doctor en Informática de la Université Joseph Fourier, Francia (1991). El área de énfasis de su investigación es Inteligencia Artificial, más específicamente Sistemas Híbridos Inteligentes integrando Redes Neuronales, Sistemas de Lógica Difusa y Sistemas Multi-Agente aplicados a la Simulación de los Mercados de Energía y a la Detección de Fallas en Líneas de Transmisión. Otros tópicos de investigación que trabaja actualmente son: Inteligencia Artificial en Educación, Sistemas Tutoriales Inteligentes, Sistemas basados en CBR (Case-Based Reasoning) y Técnicas de Planificación Inteligente aplicadas a la Construcción de Sistemas de Composición de Servicios Web.