



Tecnura

ISSN: 0123-921X

tecnura@udistrital.edu.co

Universidad Distrital Francisco José de Caldas
Colombia

MORA-FLÓREZ, JUAN JOSÉ; GRANADA ECHEVERRI, MAURICIO; MARÍN CASTAÑEDA, LUZ
STELLA

Los métodos de representación del conocimiento en inteligencia artificial y su integración en sistemas
híbridos de localización de fallas

Tecnura, vol. 9, núm. 17, 2005, pp. 98-109

Universidad Distrital Francisco José de Caldas
Bogotá, Colombia

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=257021014009>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Los métodos de representación del conocimiento en inteligencia artificial y su integración en sistemas híbridos de localización de fallas

Knowledge representation methods in artificial intelligence and its integration in hybrid systems of faults localization

JUAN JOSÉ MORA-FLÓREZ

Ingeniero Electricista en la Universidad Industrial de Santander (UIS), Colombia. Magister en Potencia Eléctrica de la misma universidad. Magister en Tecnologías de la Información Universidad de Girona (UdG), España. Docente de la Facultad de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Tecnológica de Pereira y estudiante del doctorado en Tecnologías de la Información e Ingeniería Eléctrica en la UdG, España. Integrante del Grupo de Investigación de Sistemas de Energía Eléctrica (GISEL), del Grupo de Control y Sistemas Inteligentes (eXiT) y del Grupo de Planeamiento Energético.
jjmora@utp.edu.co

MAURICIO GRANADA ECHEVERRI

Ingeniero Electricista de la Universidad Tecnológica de Pereira (UTP), Colombia. M.Sc. en Ingeniería Eléctrica y docente del programa de Ingeniería Eléctrica de la misma universidad.
magra@utp.edu.co

LUZ STELLA MARÍN CASTAÑEDA

Estudiante de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Tecnológica de Pereira (UTP), Colombia. Actualmente es investigadora del grupo de Planeamiento Eléctrico (GPE) de la Facultad de Ingeniería Eléctrica de la UTP.
stella@ohm.utp.edu.co

Fecha de recepción: agosto 05 de 2005

Clasificación del artículo: reflexión
Fecha de aceptación: diciembre 16 de 2005

Palabras clave: inteligencia artificial, representación del conocimiento, localización de fallas, sistemas híbridos.
Key words: artificial intelligence, knowledge representation, fault location, hybrid systems.

RESUMEN

En este artículo se presenta una discusión teórica de la conformación de sistemas híbridos a partir de los diferentes tipos de conocimiento de los cuales se dispone al abordar cualquier problema real, y de la combinación de técnicas del campo de la inteligencia artificial. A partir de la fundamentación teórica básica y del análisis de ventajas y desventajas de cada técnica se presenta propuesta de arquitectura genérica para el diseño de sistemas

híbridos; ella se particulariza abordando el problema de la localización de fallas en sistemas de distribución de energía, como alternativa híbrida útil para el aprovechamiento integrado y efectivo de los métodos basados en el modelo (MBM) y en el conocimiento (MBC).

ABSTRACT

In this paper, a theoretical discussion about the development of hybrid systems starting from both,

different types of knowledge related to a real problem, and the combination of artificial intelligent techniques is presented. Starting from the theoretical basis and performing the analysis of disadvantages and advantages of each analyzed technique, a generic software to hybrid systems de-

sign is also given. This architecture is instantiated to consider the fault location problem in power distribution systems, as a useful hybrid proposal to take advantage of both, the knowledge based and the model based methods.

* * *

1. Introducción

En las últimas décadas han sido desarrolladas muchas técnicas y aplicaciones en el campo de la computación suave y la inteligencia artificial (IA). La mayoría de los desarrollos pretenden aprovechar las ventajas de cada técnica para la solución de los problemas reales, generalmente complejos. Algunas de las más ampliamente difundidas son: agentes inteligentes, redes neuronales, lógica difusa, razonamiento basado en casos y sistemas expertos. La mayoría de las investigaciones han demostrado que con la unión de algunas de las técnicas individuales mencionadas se obtiene una mejor respuesta a la necesidad planteada por algún problema específico. En la literatura especializada, todo sistema que integra dos o más técnicas diferentes se conoce como híbrido (Mora, 2003).

El crecimiento de los sistemas eléctricos de potencia ha generado el incremento del número de líneas en operación y su longitud total. Las líneas experimentan fallas, en especial causadas por tormentas, descargas atmosféricas, ruptura del aislamiento y corto-circuitos debidos a crecimiento de la vegetación u otros objetos externos. En la mayoría de los casos las fallas se manifiestan como daño mecánico, el cual debe ser reparado para restaurar el servicio a los clientes afectados. El proceso de restauración puede acelerarse si la localización de la falla es conocida o puede ser estimada con una exactitud razonable (Mora, 2003; Muñoz, 2005).

Los métodos utilizados para la localización de fallas en sistemas de distribución que usan medidas en un terminal de línea se clasifican en dos grupos: los métodos basados en el conocimiento (MBC) y los

métodos basados en el modelo (MBM) (Mora, 2003). Los primeros contienen una base de conocimientos con información de los elementos de protección, estado de los interruptores, sensores de corriente y tensión, registro de llamadas de clientes afectados por las fallas e información proveniente del procesamiento de los registros de tensión y corriente medidos en la subestación. Los métodos de localización de fallas basados en el modelo del sistema usan el valor de la componente fundamental de las señales de tensión y corriente medidas en la subestación y el modelo del sistema de potencia para calcular la impedancia aparente vista desde la subestación hasta el sitio de falla (Muñoz, 2005).

Hasta ahora, los métodos más documentados para los sistemas de distribución son los MBM, dado que su implementación y operación no es tan costosa como la de los MBC; sin embargo, tienen como principales desventajas su alta dependencia de un buen modelo y la múltiple estimación de la posible localización de la falla¹. Por su parte, las desventajas de los MBC radican en su alto costo, generado por la gran cantidad de información que utilizan, y su menor precisión en relación con los primeros. Dadas estas circunstancias, los últimos estudios relacionados con el problema de localización de fallas reconocen la importancia de desarrollar técnicas híbridas para aprovechar las ventajas de los dos métodos (Muñoz, 2005; Waissman, 2000).

En la sección 2 se hace una presentación teórica de los diferentes tipos de conocimiento y de las for-

¹ Este tipo de métodos estiman una distancia eléctrica desde la subestación hasta el sitio de falla.

mas existentes para su representación y aprovechamiento; la sección 3 presenta la fundamentación de los sistemas híbridos como alternativa para unir técnicas complementarias, buscando el mejor aprovechamiento de la información y la solución más adecuada a un problema particular; finalmente, en la sección 4 se presenta un ejemplo de una estructura híbrida basada en la arquitectura de agentes inteligentes, en un sistema de localización de fallas en sistemas de distribución. En la arquitectura propuesta se unen los MBM (Muñoz, 2005) con técnicas complementarias o MBC (Mora, 2003; Waissman, 2000; Cristianini *et al.*, 2000), para resolver dos problemas de los métodos clásicos de localización de fallas: la alta dependencia del modelo del sistema de potencia y la múltiple estimación de la localización de una falla (Muñoz, 2005).

2. Representación de conocimientos

Muchas de las actividades humanas consideradas “inteligentes” se basan en la explotación de gran cantidad de información, hechos, experiencias y conocimientos más o menos específicos de un ámbito particular. En consecuencia, una parte importante de las labores de investigación y desarrollo (I&D), en el campo de la IA consiste en la concepción de formalismos que permiten el desarrollo de sistemas basados en conocimiento (SBC) y, específicamente, el estudio de las distintas maneras de definir y crear sus bases (Santos, 1998).

El proceso de conversión de los conocimientos acerca de un tema en un formato particular es denominado “representación de conocimientos”. Una vez el conocimiento ha sido representado adecuadamente puede utilizarse en un sistema inteligente que con el empleo de herramientas de análisis, tratamiento y manipulación automática tiene la capacidad de inducir o deducir nuevos conocimientos.

2.1 Clasificación del conocimiento

La literatura especializada en el análisis de la información y su tratamiento como conocimiento clasifica a este último en dos grandes grupos (Santos F., 1998):

- *Conocimientos teóricos*: modelan el saber acerca de un tema a través de una teoría correspondiente con el problema planteado. Son “tratados” que se desarrollan a partir del análisis de los conocimientos básicos y representan una generalización de lo empírico; habitualmente se representan por estructuras simbólicas como normas de producción, modelos matemáticos, redes semánticas u objetos estructurados.
- *Conocimientos empíricos*: son experimentales, esto es, representan el conjunto de casos prácticos observados sobre un tema (ejemplos). Son conocimientos puros que no se han tratado, analizado o modificado; representan los resultados de experiencias o los ejemplos de casos prácticos sin transformaciones.

En general, los conocimientos disponibles para abordar un problema específico son de tipo empírico y teórico, y forman conjuntos que se complementan. En la mayoría de los casos tales conocimientos no son totalmente correctos ni completos; por esta razón, la información disponible debe explotarse de la mejor forma posible.

2.2 Representación del conocimiento con métodos simbólicos

Los primeros sistemas de IA resolvían problemas definidos con una representación simbólica, la cual permite que un algoritmo sea capaz de operar sobre ella y a la vez generar una representación simbólica como solución. Los métodos simbólicos en IA siguen este principio; se fundamentan en técnicas de representación simbólica de conocimiento asociadas a mecanismos con capacidad de inferir soluciones y nuevos conocimientos a partir del conocimiento representado (Santos *et al.*, 1998). Entre los principales métodos simbólicos están los que se describen a continuación.

2.2.1 Árboles de decisión

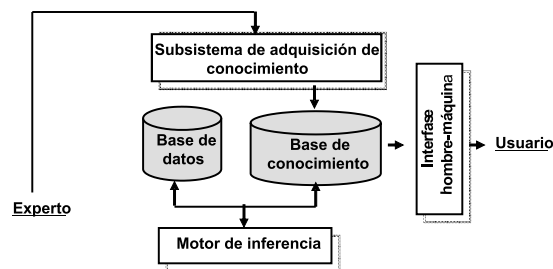
Es un diagrama que representa en forma secuencial un conjunto de condiciones y acciones para representar la relación existente entre cada condición y el grupo de acciones permisibles. Dada la necesidad de describir condiciones y acciones, per-

mite identificar las decisiones que deben tomarse de manera formal; de esta forma, es difícil pasar por alto cualquier etapa del proceso de decisión, sin importar que éste dependa de variables cuantitativas o cualitativas (Mitchell, 1997).

2.2.2 Sistemas expertos

Intentan razonar como un experto humano, con ventajas asociadas de aumento de productividad, ahorro de tiempo y dinero y conservación de conocimientos (Cortijo, 2001; Jackson, 1999) (figura 1). Su característica fundamental es que separa los conocimientos almacenados (base de conocimientos) del programa que los controla (motor de inferencia); los datos de determinado problema se almacenan en espacio físico independiente (base de datos).

Figura 1. Esquema de un sistema experto



2.2.3 Lógica difusa

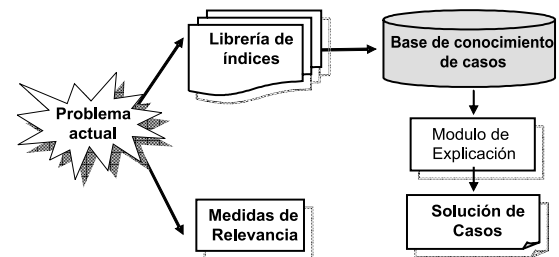
Estos sistemas obtienen una salida en función de sus entradas, sin necesidad de un modelo analítico. Un sistema difuso es un SBC estructurado como un conjunto de reglas simbólicas del tipo “sí-entonces”, que usan el lenguaje natural para representar información vaga o imprecisa. Desde el punto de vista matemático, un sistema difuso es determinista y proporciona un mapeado no-lineal entre entradas y salidas (Tanaka *et al.*, 2003).

2.2.4 Sistema basado en casos

Los sistemas de razonamiento basado en casos CBR (del inglés *Case-Based Reasoning*) resuelven problemas a partir de otros similares denominados “casos”.

En la figura 2 se presenta su esquema básico. Ellos utilizan conocimiento específico de experiencias previas para resolver un problema, buscando casos con valores similares de las características que lo identifican. En este caso el aprendizaje requiere de métodos para seleccionar el conocimiento relevante de la experiencia, integrar el caso en la estructura del conocimiento e indexar el problema para ser seleccionado en situaciones similares (Russell *et al.*, 2002).

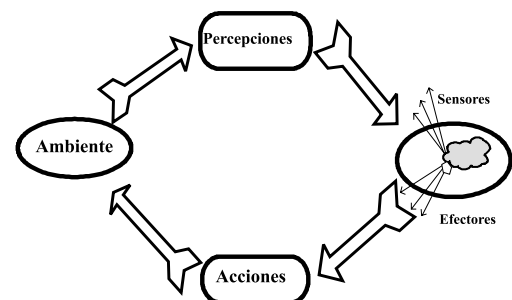
Figura 2. Estructura básica de un sistema CBR



2.2.5 Agentes inteligentes

Son algoritmos que interactúan con su ambiente, adquiriendo información de él por medio de sensores, y respondiendo mediante efectores (figura 3); utilizan técnicas de razonamiento para efectuar una tarea en forma apropiada empleando la información recolectada; además, tienen la capacidad de adaptación al ambiente, de tal forma que ante un cambio se entregue el resultado esperado (Mitchell T., 1997; Russell *et al.*, 2002).

Figura 3. Esquema de interacción de los agentes con el medio



re-creaciones

2.2.6 Métodos basados en los primeros principios o basados en el modelo (MBM)

La solidez de la descripción matemática de los sistemas hace que el modelado de procesos sea muy utilizado en la solución de problemas. Los MBM consisten en usar los datos característicos del sistema o modelo y las leyes físicas y químicas que los gobiernan para generar un prototipo de software que represente el proceso o partes de él y dar una descripción del funcionamiento del sistema (Van Lith, 2002). Un modelo es la representación de los aspectos esenciales de un sistema, que contiene el conocimiento suficiente del mismo en una forma que permita ser usada; siempre es la representación simplificada del sistema real, para facilitar la comprensión de su comportamiento como herramienta para la solución de problemas (Van Lith, 2002).

2.3 Representación del conocimiento con métodos conexionistas

Este tipo de métodos puede caracterizar la representación y la adquisición del conocimiento y técnicas de aprendizaje a partir del conocimiento empírico (Invancic, 2003).

2.3.1 Redes neuronales

Es el método conexionista por excelencia y permite la solución de problemas complejos, como la evolución de una base de conocimientos que se actualizan con cada ejemplo. Las redes neuronales son combinaciones de elementos simples de proceso interconectados que operan de forma paralela para resolver problemas relacionados con el reconocimiento de formas o patrones, predicción, codificación, control y optimización, entre otras aplicaciones (Gurney, 1996).

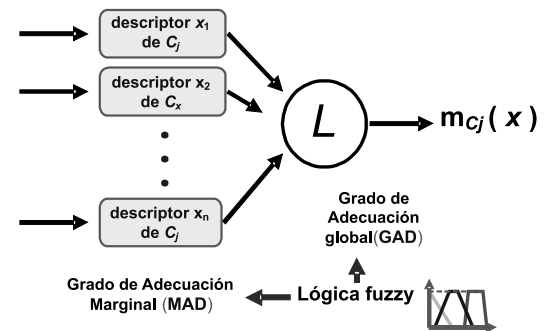
En el entrenamiento a partir de ejemplos, si la salida no es la esperada los pesos de cada neurona o “aprende” se ajustan hasta obtener las respuestas adecuadas del sistema.

2.3.2 Algoritmo de aprendizaje para el análisis de datos multivariables –LAMDA

LAMDA es un algoritmo de clasificación multivariable que combina la capacidad de generalización de la lógica difusa y la capacidad de interpolación de los conectores de lógica híbrida. Puede realizar aprendizaje supervisado y no supervisado, modela “indistinguibilidades” y es de fácil implementación (Mora, 2003; Waissman, 2000).

La estructura del clasificador es similar a la de una red neuronal (figura 4) e, igualmente, requiere de una etapa de entrenamiento en la cual se crean y modifican las clases, y una etapa de reconocimiento de patrones para la asignación de individuos a clases fijas.

Figura 4: Estructura básica de reconocimiento de un elemento en el clasificador LAMDA



Para identificar la clase de un individuo es necesario que uno y otra sean representados como un conjunto de descriptores. De su comparación resulta un índice relacionado con el grado de adecuación del descriptor-individuo al descriptor-clase (*Marginal Adequacy Degree –MAD*). El MAD se calcula para cada individuo en el descriptor de cada clase predefinida; los resultados de estos índices se agrupan por medio de distribuciones y funciones de probabilidad en índices globales llamados GAD (*Global Adequacy Degree*) que indican el grado de adecuación del individuo a la clase. La clasificación de objetos se realiza con base en este índice, que puede ser analizado con criterios de

valores máximos y mínimos, técnicas de análisis estadístico, etc.

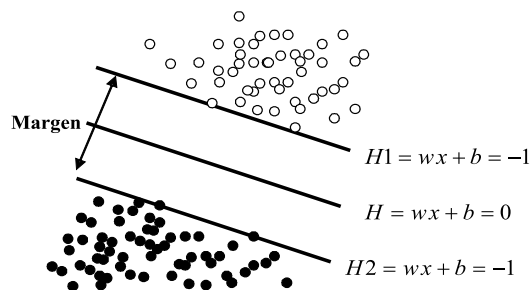
LAMDA provee además una clase no informativa, NIC, para los individuos que no se adecuan a ninguna clase; esto representa el nivel de entropía de los individuos. Mora (2003) presenta algunas aplicaciones de este algoritmo para la clasificación de perturbaciones eléctricas.

2.3.3 Máquinas de soporte vectorial (SVM)

Las SVM (*Support Vector Machines*) han sido utilizadas exitosamente en la identificación de partículas, rostros humanos y texto, y otras aplicaciones de ingeniería y mercadeo. Su enfoque es sistemático y respaldado por teorías de aprendizaje estadístico; son un algoritmo de estimación (*learning machine*) basado en procedimientos de estimación de parámetros a partir de un conjunto de datos (*Training*), el cálculo del valor de la función (*testing*) y la evaluación de la precisión (*performance*) (Cristianini *et al.*, 2000).

Asumiendo que existen dos estados que se quieren separar (operación=1 o falla=-1), la idea principal es obtener dos hiperplanos paralelos a una distancia (margen) que separe los estados de falla de los de operación (figura 5); la condición básica es que no existan puntos entre H1 y H2, y que la distancia entre H1 y H2 (margen) sea máxima.

Figura 5: Hiperplanos de decisión generados por una SVM lineal

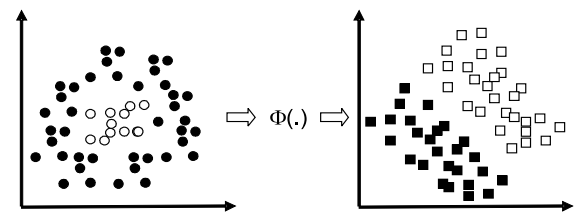


Las cantidades w y b son los parámetros que controlan la función y se denominan vector de pesos y *bias* (Cristianini *et al.*, 2000). Este es un problema de programación cuadrática, convexo, en un con-

junto convexo (w, b). Al determinar el máximo margen (hiperplanos que maximizan el margen), sólo los puntos que se encuentren más cercanos a los hiperplanos tendrán valores de w_i positivos. Estos puntos constituyen los Vectores de Soporte (VS), es decir, los elementos críticos del conjunto de datos; todos los demás puntos tendrán $w_i=0$, lo cual significa que si se repite el proceso de entrenamiento conservando sólo los VS se obtendrán los mismos hiperplanos.

Problemas con un conjunto pequeño de datos pueden ser resueltos con cualquier paquete de optimización que resuelva programas de optimización cuadrática con restricciones lineales; para problemas con muchos datos se han desarrollado técnicas especiales. Si la superficie que separa las dos clases no es lineal, el conjunto de datos se puede transformar en un nuevo espacio dimensional tal que los puntos sean separables linealmente; la figura 6 muestra dicha transformación (Cristianini *et al.*, 2000).

Figura 6: Una región de separación no lineal transformada en una lineal



Este nuevo espacio puede definirse en términos de un vector en el espacio original y una función de transformación $\Phi(\cdot)$ que no requiere ser especificada, al ser conocido que la función Kernel es equivalente al producto escalar en algún otro espacio.

La selección de la función Kernel es una limitación del enfoque basado en SVM. Se han realizado trabajos para determinar estrategias de selección de estas funciones; sin embargo, se ha notado que el uso de distintas funciones Kernel en SVM producen resultados similares; en estos casos debe seleccionarse la SVM con menor complejidad.

2.4 Comparación entre los métodos conexionistas y simbólicos

En la tabla 1 se hace una comparación entre los métodos simbólicos y los conexionistas. A partir de

esta información pueden plantearse métodos híbridos que suplan las deficiencias de cada método aplicado separadamente.

Tabla 1. Comparación entre los métodos conexionistas y simbólicos. Ventajas y desventajas

| Métodos simbólicos | Métodos conexionistas |
|--|---|
| La introducción de conocimientos teóricos sobre el problema es simple y directa y basta con depurarlos y convertirlos al formalismo de representación utilizado (<i>ventaja</i>) | Generalmente no aprovechan los conocimientos teóricos disponibles sobre el problema. Los ejemplos son necesarios para adquirir conocimiento (<i>desventaja</i>) |
| El tratamiento del problema es secuencial y el tiempo de respuesta del sistema puede ser demasiado largo (<i>desventaja</i>) | Las redes están formadas por unidades de tratamiento de la información que pueden operar en paralelo, con un tiempo de respuesta muy rápido (<i>ventaja</i>) |
| La introducción de conocimientos puede hacerse con rapidez, una vez éstos han sido depurados por los expertos (<i>ventaja</i>) | El proceso de aprendizaje puede ser bastante largo, dado que los pesos (conocimientos) se adaptan paulatinamente con los ejemplos (<i>desventaja</i>) |
| El aprendizaje no es un proceso propio de este tipo de sistemas. La adquisición de conocimientos se hace más bien por clarificación; por tanto, se tiene el problema del estrangulamiento de la adquisición de conocimientos en los sistemas expertos (<i>desventaja</i>) | El aprendizaje y la generalización de conocimientos a partir de un conjunto de ejemplos son los puntos fuertes y básicos de este tipo de métodos (<i>ventaja</i>). |
| Permiten obtener explicaciones sobre las respuestas otorgadas por el sistema con base en el proceso de razonamiento empleado por él y en los conocimientos cifrados en su base. Los conocimientos se cifran en una lengua próxima al lenguaje natural, que en consecuencia es interpretable con facilidad (<i>ventaja</i>) | Las redes son cajas negras en las cuales los conocimientos se cifran en pesos e interconexiones. No se tiene acceso a una forma comprensible de estos conocimientos que pueda ser interpretada directamente por un usuario final para explicar las respuestas obtenidas (<i>desventaja</i>) |
| Para que el sistema funcione bien se requiere que los conocimientos teóricos sean correctos y completos. Este tipo de métodos no se adapta al tratamiento de información aproximada o incompleta. La utilización de variables numéricas plantea problemas (<i>desventaja</i>) | Las respuestas del sistema se deterioran progresivamente en presencia de una entrada distorsionada. Las redes se adaptan al tratamiento de información aproximada e incompleta. Las variables continuas no plantean problemas para los métodos conexionistas (<i>ventaja</i>) |
| Los conocimientos están representados por normas y estructuras de datos. Son conocimientos de nivel superior (<i>ventaja</i>) | Los conocimientos incomprensibles en las redes representan bien las relaciones existentes entre sus variables de entrada (<i>ventaja</i>) |
| El desarrollo de un sistema experto es un trabajo difícil y bastante largo. Requiere de gran completitud de los conocimientos exactos puestos en él (<i>desventaja</i>) | La determinación de la arquitectura y los parámetros de una red conexionista puede ser difícil y demorada, dado que cada problema se aborda con métodos diferentes (<i>desventaja</i>) |

3. Sistemas híbridos inteligentes

Para la solución de problemas reales, en general complejos, se procura aprovechar las ventajas de las técnicas de computación suave presentadas en el numeral anterior. La mayoría de investigaciones han demostrado que se obtienen mejores respuestas ante un problema específico mediante la unión

de algunas de estas técnicas en lo que se conoce como “sistemas híbridos”.

Uno de los aspectos más importantes en el diseño de un sistema de este tipo es la complementación de los dos tipos de conocimiento (teórico y empírico) disponibles cuando se aborda un problema (Santos, 1998). Existen varias combinaciones en-

tre métodos; su utilización puede tener muchas ventajas, entre ellas:

- La integración de dos técnicas complementarias permite que una supla las deficiencias de la otra, de forma que pueda obtenerse un mejor desempeño.
- El uso de diferentes técnicas de representación del conocimiento amplía la capacidad del sistema para recibir nueva información; un solo método aumenta las imposiciones y restringe el sistema, dificultando la solución del problema.
- Algunos sistemas complejos que no pueden ser tratados empleando una sola técnica pueden ser divididos en subproblemas para su solución y luego tratarlos como un todo para obtener una solución global óptima del problema analizado.
- El procesamiento de la información de diferentes módulos en paralelo permite diseñar un sistema con mayor desempeño, más robusto y con una mayor tolerancia a fallos.

En síntesis, con la utilización de sistemas híbridos, esto es, con la integración de varios módulos que cooperan entre sí, cada uno con especificaciones particulares, se busca mejorar el tratamiento para alcanzar un objetivo común o solucionar un problema (Invancic, 2003).

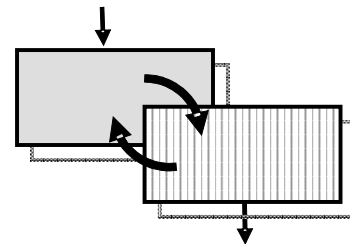
3.1 Formas de integración de técnicas de computación

De acuerdo con la estructura y principios teóricos que los rigen, pueden realizarse algunas clasificaciones de técnicas de computación suave o sistemas inteligentes. La arquitectura desarrollada determina cuatro categorías posibles de sistemas: a) de componente simple; b) fusión-base; c) jerárquicos; d) híbridos.

- *Sistemas de componente simple:* emplean una sola técnica y buscan la forma de adaptarla para obtener la mejor solución al problema propuesto.
- *Sistemas basados en fusión:* incluyen sistemas que combinan diferentes técnicas en un

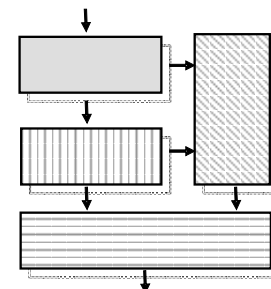
modelo único de computación; las ventajas de cada técnica empleada son aprovechadas para realizar un mapeo desde un espacio de entrada hacia uno de salida (figura 7).

Figura 7. Esquema del sistema basado en fusión



- *Sistemas jerárquicos:* se conforman de varios módulos, cada uno con una función por desarrollar. El sistema se diseña de tal forma que cada función es ejecutada por la técnica que brinde mejores resultados para el subproblema particular; su correcto funcionamiento depende de la operación de las partes que lo conforman; así, un posible error en una de las partes tiende a propagarse afectando el desempeño general. El sistema no tiene lazos de realimentación o de atenuación de errores y cada técnica trabaja de manera aislada, suministrando salidas a partir de las entradas que recibe (figura 8).

Figura 8. Esquema del sistema jerárquico

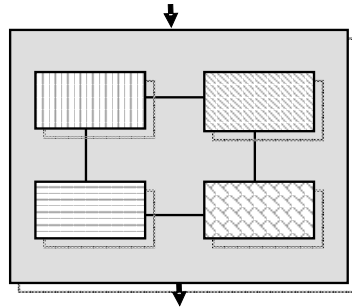


- *Sistemas híbridos:* cuentan con una arquitectura en la que interaccionan todas o algunas de las técnicas empleadas; la interacción permite explotar la integración de técnicas y su mutualidad; de esta forma se aprovechan las ventajas

re-creaciones

de varias de ellas para la solución de tareas específicas (figura 9).

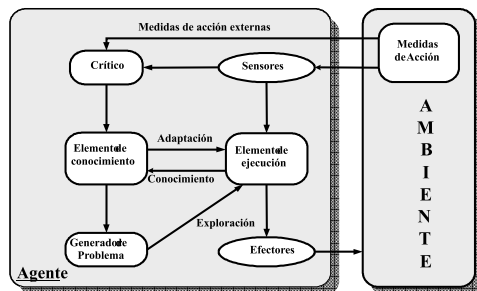
Figura 9. Esquema del sistema híbrido



3.2 Propuesta de arquitectura híbrida modular a partir del paradigma de agentes

La propuesta de arquitectura híbrida aquí presentada se fundamenta en la estructura propia de los agentes inteligentes, pues se considera que éstos son elementos que combinan diferentes técnicas que interactúan entre sí y con el medio externo (Russell *et al.*, 2002). Los agentes tienen una arquitectura basada en la interacción de varios módulos componentes, con un sistema de realimentación que permite su mejor desempeño interno, así como la medición y adaptación de las acciones de acuerdo con el efecto de ellas sobre el medio (figura 10).

Figura 10. Arquitectura funcional de un agente



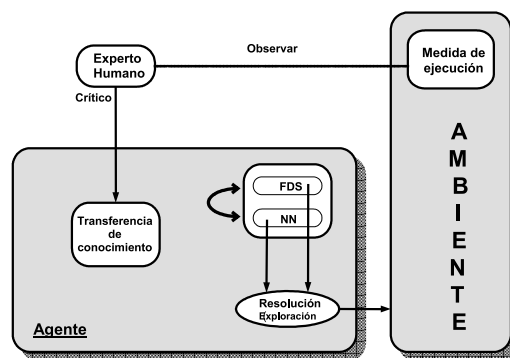
Las partes que interactúan en la arquitectura del agente son: ambiente, elemento de ejecución, elemento de conocimiento, elemento de ajuste y elemento de generación de problema.

- *Ambiente:* en él se encuentra el proceso por controlar, el espacio de decisión por analizar o el problema de aprendizaje por resolver. Entra en contacto con el agente a través de los sensores; así mismo, los efectores se constituyen en el medio de acción del agente sobre el ambiente y su función es entregar una solución al problema.
- *Elemento de desempeño:* tiene el conocimiento necesario para controlar los efectores y, por tanto, las diferentes acciones sobre el ambiente.
- *Elemento de aprendizaje:* actualiza el conocimiento representado en el elemento de desempeño para optimizar las acciones del agente. Tiene acceso a los estados del ambiente, a las acciones anteriores y a una señal de refuerzo inmediato de las acciones, que indica la idoneidad de la última acción sobre el medio; después de recibir la información, el elemento de desempeño se adapta para que las futuras acciones sobre el medio sean más pertinentes.
- *Crítico:* se encarga de transformar una señal externa de refuerzo en una interna; el problema general es que la señal externa es muy leve o puede indicar algún tipo de fallo complejo y debe traducirse en una señal de refuerzo útil como elemento de aprendizaje, con el propósito de resolver el problema en forma adecuada. En cierta forma la señal de refuerzo indica cuándo una acción es beneficiosa y cuándo no.
- *Generador del problema:* su función es contribuir con la exploración del espacio del problema. En forma abstracta, propone diferentes acciones que pueden permitir descubrir nuevas y mejores soluciones. En muchos de los sistemas existentes esto se logra mediante la adición de ruido a la acción de salida; si el sistema aún se desempeña bien, puede decidirse que no se necesita una nueva solución; en caso contrario, es necesario buscar mejores alternativas para la solución del problema.

3.3 Instanciación o particularización de la arquitectura híbrida

Un ejemplo de la instanciación de la arquitectura explicada se presenta en la figura 11, donde se explica el funcionamiento de las partes del sistema híbrido aplicado en la solución de un problema general.

Figura 11. Sistema híbrido neuro-difuso guiado por un experto



El elemento de desempeño es instanciado por dos módulos independientes entre sí: una red neuronal realimentada (NN) y un sistema de soporte de decisión basado en reglas difusas (FDS). Ambos crean una relación entre el estado de entrada del sistema y la decisión de salida. La red neuronal es entrenada con un conjunto de prueba utilizando propagación de errores hacia atrás. El FDS es determinado de acuerdo con las indicaciones del ser humano experto en el problema y un estado de ajuste fino adicional. La salida final del elemento de desempeño se determina mediante un esquema de resolución de conflictos dependiente del modo operacional del sistema; para obtener un comportamiento exploratorio, los esquemas de resolución deben adaptarse para considerar un pequeño grado de aleatoriedad de acuerdo con el desempeño del sistema.

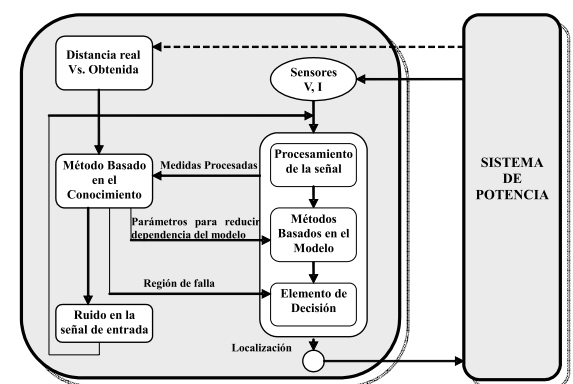
El elemento de aprendizaje es un componente de transferencia explícita de conocimiento entre módulos. Además, el sistema requiere de la asistencia de un crítico humano, quien evalúa la decisión inferida y la posibilidad de intervenir para sintonizar los parámetros del sistema y alcanzar la confiabilidad deseada².

La arquitectura del sistema fue modelada a partir del sistema SHADE, como se presenta en Invancic (2003). Para la ejecución de las funciones individuales, este ejemplo de instanciamiento del sistema centra su atención en las técnicas de redes neuronales y sistemas difusos. Sin embargo, otras técnicas pueden ser utilizadas para el desarrollo de sistemas híbridos con base en la arquitectura de agente.

4. Propuesta de arquitectura híbrida de una sistema de localización de fallas

La estructura del sistema híbrido de localización de fallas en sistemas eléctricos diseñada se fundamenta en la propuesta de estructura general basada en agentes que involucra los MBM (Muñoz, 2005; Van Lith, 2002) y los MBC. Para resolver el problema de la múltiple estimación del sitio de falla y la alta dependencia del modelo, característica de los MBM, se proponen los siguientes MBC: LAMDA (Mora, 2003) y “máquinas de soporte vectorial” (Cristianini *et al.*, 2000); las dos herramientas de clasificación básicas que aprenden a partir de ejemplos y corresponden al conjunto de métodos conexionistas. La instanciación basada en la estructura conceptual del agente para el algoritmo híbrido se presenta en la figura 12.

Figura 12. Sistema híbrido basado en MBC y MBC para localización de fallas



² Esta propuesta no es apropiada para sistemas de aprendizaje en línea.

re-creaciones

En este caso de instanciación, el crítico es sólo un elemento de validación que determina la distancia real a la cual ocurrió la falla y la distancia estimada. Esta herramienta solo debe actuar en el período de entrenamiento, con el fin de incluir en la base de aprendizaje únicamente los ejemplos que conducen a resultados aceptables dentro de un margen de tolerancia.

El elemento de aprendizaje está constituido por los MBC y tiene como entradas las señales preprocesadas en forma de descriptores y la señal de refuerzo del aprendizaje definida por el crítico; las salidas de este elemento son parámetros de ajuste para que los MBM reduzcan su dependencia del modelo; ellas determinan una región probable en la cual ocurrió la falla.

El elemento de ejecución está conformado principalmente por los MBM, que a partir de las señales de entrada de tensión y corriente y del ajuste de parámetros propuesto por el MBC estiman un valor de distancia probable de la falla. Las otras partes que conforman el elemento de ejecución son el elemento de decisión y el de procesamiento de la señal; el primero obtiene unas salidas con un margen de incertidumbre asociado mediante una estrategia de resolución de conflictos (simple intersección o ajuste de pesos); el segundo generador de problema es el ruido que puede tener la señal introducida por los sensores o que se desprende del procesamiento de la señal por la pérdida de información significativa.

No existe un elemento actuador propiamente dicho, dado que no se efectúa ninguna acción sobre el sistema³. Básicamente, los sensores son los transformadores de tensión y de corriente, así como los registradores de eventos existentes en las subestaciones.

5. Conclusiones

En este artículo se analizaron las fuentes de información disponibles cuando se aborda un problema y su transformación en conocimiento empírico y teórico. Cada tipo de conocimiento se representa y

utiliza con técnicas específicas; a partir de un análisis se determinan las ventajas y desventajas de cada representación, obteniéndose como conclusión la importancia de desarrollar técnicas híbridas para aprovechar la información completa del problema.

La estructura híbrida presentada permite la solución de problemas mediante la integración del conocimiento teórico y empírico; ella se particulariza para abordar uno de los problemas no resueltos del sector eléctrico: la localización de fallas en sistemas de distribución. La estructura propuesta para el algoritmo híbrido está fundamentada en un análisis teórico detallado y, por tanto, es una base sólida para su posterior implementación y prueba en el ámbito del problema del sector eléctrico aquí esbozado.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo es parte fundamental de un proyecto mayor acerca del desarrollo de sistemas híbridos para localización de fallas realizado entre la Universidad Tecnológica de Pereira, la Universidad Industrial de Santander y la Universitat de Girona, con el apoyo de Colciencias e ISA.

³ Desarrollos posteriores podrán considerar alguna alternativa de acción al respecto, dado que el trabajo futuro será aplicado al desarrollo de elementos de protección para líneas de distribución.

Referencias bibliográficas

- [1] CORTIJO, F. (2001). *Técnicas supervisadas II: aproximación no paramétrica*. Escuela de Ingeniería informática. Universidad de Granada.
- [2] CRISTIANINI, N. SHAW-TAYLOR, J. (2000). *An introduction to Support Vector Machines*, Cambridge University Press.
- [3] Giacometti, P. (1992). *Modèles Hybrides de l'Expertise*. Tesis doctoral. Lab. LIFIA-IMAG, Grenoble/ENST Paris, noviembre.
- [4] GURNEY, K. (1996). *An Introduction to Neural Networks*. UCL Press: London.
- [5] INVANCIC, F. (2003) *Modeling Analysis of Hybrid Systems*. Tesis doctoral. University of Pennsylvania.
- [6] JACKSON, P. (1999) *Introduction to Expert Systems*. Addison Wesley Longman, Harlow, 3.^a ed. England.
- [7] MITCHELL, T. (1997). *Machine Learning*, McGraw Hill.
- [8] MORA, J. (2003). *Voltage Sag Characterization and Classification for Diagnosis in Electric Power Quality Domain*. Master Thesis. University of Girona, España.
- [9] MUÑOZ, S. (2005) *Métodos Basados en el modelo para localización de fallas en sistemas de potencia operados radialmente*. Trabajo de grado dirigido por J. Mora. Universidad Tecnológica de Pereira, Facultad de Ingeniería Eléctrica, 2005, 197 p.
- [10] SANTOS, F. (1998). *Un Système Hybride Neuro-Symbolique pour l'Apprentissage Automatique Constructif*. Tesis doctoral. Laboratoire LEIBNIZ - IMAG / INPG, Grenoble, Francia.
- [11] SANTOS, F., VIEIRA, R. (1999). *Sistemas híbridos inteligentes*. XIX Congreso de Inteligencia Artificial, Río de Janeiro, julio.
- [12] RUSSELL, S., NORVIG, P. (2002). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, (Second Edition). Prentice Hall.
- [13] TANAKA, K., NIIMURA, T. (2003). *An Introduction to Fuzzy Logic for Practical Applications*. Springer.
- [14] VAN LITH, P. (2002). *Hybrid Fuzzy-First Principles Modeling*. Tesis doctoral. University of Twente, Holanda.
- [15] WAISSMAN, J. (2000). *Construction d'un Modèle Comportemental pour la Supervision de Procédés: Application à une Station de Traitement des Eaux*. Thèse, Institut National Polytechnique de Toulouse, France.