UNIVERSIDAD CENTRAL "MARTA ABREU" DE LAS VILLAS
FACULTAD DE MATEMÁTICA, FÍSICA Y COMPUTACIÓN
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

Generalización de la métrica basada en la diferencia de valores (VDM) para variables lingüísticas y su aplicación en sistemas basados en el conocimiento

Tesis presentada en opción del grado científico de Doctor en Ciencias Técnicas

Autor: M.Sc Yanet Rodríguez Sarabia

Santa Clara, 2007

UNIVERSIDAD CENTRAL "MARTA ABREU" DE LAS VILLAS
FACULTAD DE MATEMÁTICA, FÍSICA Y COMPUTACIÓN
DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

Generalización de la métrica basada en la diferencia de valores (VDM) para variables lingüísticas y su aplicación en sistemas basados en el conocimiento

Tesis presentada en opción del grado científico de Doctor en Ciencias Técnicas

Autor: M.Sc Yanet Rodríguez Sarabia

Tutores: Dra. María Matilde García Lorenzo

Dr. Bernard De Baets

Santa Clara, 2007

Síntesis

El desarrollo de sistemas híbridos sigue siendo una tendencia actual y de gran aplicabilidad dentro de la Inteligencia Artificial para desarrollar nuevos modelos que aprovechen las ventajas y minimicen las deficiencias de los enfoques que combinan. Este trabajo presenta dos modelos híbridos basados en similitud que combinan de una forma coherente y efectiva los enfoques de las Redes Neuronales Artificiales de tipo asociativas, el Razonamiento Basado en Casos y la lógica borrosa. El primero de estos modelos referenciado como SISIFuzzy es una extensión de un modelo híbrido ya existente para desarrollar sistemas conexionistas con explicación basada en casos y que permite resolver en general problemas de búsqueda asociativa de información. El segundo modelo se referencia como ConFuCiuS, y es un modelo basado en instancias para resolver problemas de clasificación supervisada, que se caracteriza a diferencia de otros representantes de esta familia por utilizar conocimiento generalizado del conjunto de instancias de entrenamiento. En ambos modelos los atributos numéricos se modelan utilizando conjuntos borrosos.

La implementación del concepto de similitud que utilizan estos modelos se basa en la métrica basada en la diferencia de valores (VDM) aplicable a la comparación de atributos simbólicos, obteniéndose como resultado de este trabajo dos nuevas familias de funciones de distancia por la generalización del concepto de asociación entre valores y su extensión sobre variables lingüísticas. Esta formalización de la distancia se basa en el intercambio dinámico entre similitud y clasificación a partir de asumir también que la similitud de los objetos se modifica por la manera en que estos son clasificados; y provee un criterio de comparación local conceptualmente uniforme para todo tipo de rasgo que se define automáticamente a partir de un conjunto de instancias representativas de un dominio de aplicación. Incluir técnicas de aprendizaje automático reduce la ingeniería del conocimiento requerida para desarrollar sistemas basados en conocimiento, y la inclusión de la teoría de la lógica borrosa y los conjuntos borrosos permiten manejar la imprecisión para conseguir naturalidad y robustez en las soluciones.

En la validación de estos resultados se han utilizado más de 30 archivos de datos reconocidos internacionalmente para esta finalidad, así como otros enfoques alternativos reportados

anteriormente; cuyos resultados muestran la validez de los modelos propuestos. Además se desarrollaron tres aplicaciones que responden a problemáticas reales de distintas áreas, mostrando las bondades de los modelos propuestos y de las herramientas computacionales que los implementan.

Abstract

The development of hybrid systems has received considerable attention in the field of Artificial Intelligence. Hybrid systems combine different technologies to obtain a product that shares their advantages and minimizes their deficiencies. This work presents two hybrid models based on similarity that combine, in a coherent and effective way, associative artificial neural networks, case-based reasoning and fuzzy logic. One of them, named SISIFuzzy, is an extension of an existing hybrid model for the development of connectionist systems with case-based explanation. It can be used to solve information retrieval problems. The other one, referred to as ConFuCiuS, is an instance-based learning model to solve supervised learning tasks that include generalized knowledge on the set of given instances in contrast to lazy learning algorithms. Both SISIFuzzy and ConFuCiuS interpret predictive numeric attributes in terms of fuzzy sets.

The concept of similarity used by these models is based on the Value Difference Metric (VDM), which can only be applied to compare symbolic attributes. Two new families of distance measures are proposed as the result of the generalization and extension of VDM to linguistic variables. Their definition is based on the dynamic interchange between similarity and classification considering that the similarity of the objects is conditioned by their class labels. A one-dimensional (local) criterion is proposed to compare both nominal and continuous attributes in a uniform way. It is automatically defined from examples for a particular application reducing the knowledge engineering effort, while a more natural framework to include expert knowledge by using fuzzy sets is provided guaranteeing robustness and interpretable solutions.

The new models were empirically tested on more than 30 data sets and compared to other well-known classifiers, showing the improvements by the models proposed. Additionally, three practical applications in different fields were done, allowing us to conclude in favor of both theoretical models and their computational implementations.

Tabla de Contenidos.

SÍNTESIS ..... **I**

ABSTRACT ..... **III**

INTRODUCCIÓN **1**

1 DESARROLLO DE SISTEMAS BASADOS EN EL CONOCIMIENTO MEDIANTE LA COMBINACIÓN DE ENFOQUES BASADOS EN SIMILITUD **11**

1.1 TENDENCIAS EN EL DESARROLLO DE SISTEMAS BASADOS EN EL CONOCIMIENTO 11

1.1.1 Enfoques basados en similitud *11*

1.1.2 Aprendizaje basado en instancias *12*

1.1.3 Las Redes Neuronales Artificiales *14*

1.1.4 Los sistemas híbridos *15*

1.2 SOBRE LA LÓGICA BORROSA 17

1.2.1 Definiciones de la lógica borrosa *17*

1.2.2 Sobre los operadores de agregación *20*

1.2.3 Uso de los conjuntos borrosos en los SBC *22*

1.3 SOBRE LAS FUNCIONES DE SIMILITUD 26

1.3.1 La similitud basada en la distancia *26*

1.3.2 Métricas basadas en la relación con el objetivo *30*

1.3.3 Uso de la teoría de los conjuntos borrosos en la definición de similitud *33*

1.4 EVALUACIÓN DE SISTEMAS BASADOS EN EL CONOCIMIENTO 37

1.4.1 Medidas a considerar en la evaluación *38*

1.4.2 Técnicas utilizadas *39*

1.4.3 Ejemplos de validaciones realizadas *40*

1.5 CONCLUSIONES PARCIALES 42

2 MODELOS HÍBRIDOS BASADOS EN SIMILITUD PARA LA CLASIFICACIÓN SUPERVISADA **45**

2.1 DOS NUEVAS FAMILIAS DE FUNCIONES DE DISTANCIA BASADAS EN LA ASOCIACIÓN ENTRE CONJUNTOS BORROSOS 45

2.1.1 Extensión de VDM sobre variables lingüísticas *47*

2.1.2 Familia de funciones basada en coeficientes de correlación *49*

2.1.3 Consideraciones generales sobre las distancias propuestas *51*

2.2 MODELO CONEXIONISTA BASADO EN ASOCIACIONES BORROSAS CON EXPLICACIÓN BASADA EN CASOS ... 53

2.2.1 La topología utilizando términos lingüísticos *54*

2.2.2 El aprendizaje y la explotación utilizando conjuntos borrosos *56*

2.2.3 Justificación de las soluciones basado en la similitud *58*
2.3 MODELO CON APRENDIZAJE BASADO EN INSTANCIAS UTILIZANDO LA DISTANCIA ENTRE ASOCIACIONES BORROSAS 59
2.3.1 Caracterización general de ConFuCiuS *60*
2.3.2 ConFuCiuS en el contexto de los modelos perezosos *62*
2.4 RESULTADOS EXPERIMENTALES 63
2.4.1 Evaluación empírica de las distancias propuestas *65*
2.4.2 Evaluación del nuevo modelo RNA borroso *68*
2.4.3 Evaluación del nuevo método basado en instancias *70*
2.5 CONCLUSIONES PARCIALES 76

3 IMPLEMENTACIÓN Y APLICACIÓN DE LOS MODELOS PROPUESTOS 78

3.1 IMPLEMENTACIÓN COMPUTACIONAL 78
3.1.1 Implementación de los modelos propuestos *78*
3.1.2 Implementaciones para la modelación borrosa de los rasgos *80*
3.1.3 Utilidad de las nuevas herramientas *84*
3.2 RESULTADOS PRÁCTICOS EN LA SOLUCIÓN DE PROBLEMAS DE DIAGNÓSTICO 86
3.2.1 Sistema para la determinación de propiedades anticancerígenos en el diseño de un fármaco *87*
3.2.2 Diagnóstico del tratamiento para las aguas residuales *91*
3.2.3 Sistema Automatizado Predictor de Riesgo Infantil de Mortalidad *96*
3.3 VALORACIÓN CUALITATIVA DE LA APLICACIÓN DE LOS MODELOS PROPUESTOS 100
3.4 CONCLUSIONES PARCIALES 102

CONCLUSIONES 103

RECOMENDACIONES 105

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 106

ANEXOS ..... ERROR! BOOKMARK NOT DEFINED.

Introducción

La creciente gama de problemas a resolver y que requieren la aplicación de la Inteligencia Artificial (IA), es un reto constante para los investigadores de este campo. Se requieren modelos computacionales que garanticen soluciones efectivas a partir de su validez y confiabilidad. En muchos campos de aplicación, se necesita además, que el modelo computacional que resuelve el problema sea comprensible para el usuario, y que las soluciones también puedan ser interpretadas por éste. Esto lleva a que continuamente se propongan nuevos modelos teóricos; y se requieran además de herramientas computacionales que brinden facilidades a los investigadores de este campo para la validación y caracterización de nuevos algoritmos, así como su aplicación concreta a la solución de un problema real.

Todo esto ha generado un gran número de paradigmas para la construcción de sistemas basados en el conocimiento[1] (SBC), tales como: razonamiento basado en reglas (Hayes-Roth 1985), modelos probabilísticos (Castillo, Gutiérrez et al. 1997), y razonamiento basado en casos.(Aamodt y Plaza 1994), entre otros. Los Sistemas Híbridos Inteligentes (Fdez-Riverola y Corchado 2000) son una etapa superior en el desarrollo de los SBC, en los cuales se combinan diferentes tecnologías para obtener un producto final que aproveche las ventajas de los enfoques utilizados y minimice sus deficiencias. En (García y Bello 1996) se presenta un modelo para desarrollar sistemas expertos conexionistas, como una variante del modelo propuesto por Stanfill y Waltz en (Stanfill y Waltz 1986), que responde al enfoque dado a los sistemas basados en casos interpretativos (Kolodner 1992) y a los sistemas híbridos con explicación por confabulación (Fdez-Riverola y Corchado 2000).

Los primeros sistemas se caracterizaban por el empleo de la lógica de predicados y técnicas de manipulación de símbolos (Russell y Norvig 2002). Otros enfoques teóricos como las Redes Neuronales Artificiales (RNA) (Zurada 1992) y los Algoritmos Genéticos (Goldberg 1989) se desarrollaban con posterioridad. En la década del 90 comienza a cristalizarse el concepto de

[1] No es relevante en este trabajo la distinción utilizada por algunos autores entre los términos sistema basado en el conocimiento y sistema experto

Soft Computing (computación blanda, o inteligencia computacional). Este se define en (Zadeh 1994) como una mezcla de distintos métodos que de una forma u otra cooperan desde sus fundamentos, donde el principal objetivo es aprovechar la tolerancia que conllevan la imprecisión y la incertidumbre para conseguir manejabilidad, robustez y soluciones de bajo costo en. Las Redes Neuronales Artificiales (RNA), la teoría de los conjuntos borrosos, y los Algoritmos Genéticos se consideran las raíces de la Soft Computing (Pal 2001).

Antecedentes y actualidad del tema

El Razonamiento Basado en Casos (RBC) (Kolodner 1992) se encuentra como una de las más recientes inclusiones en la Soft Computing, cuya aplicación exitosa en diferentes áreas (Aha 1998) hace que reciba gran atención por los investigadores. La idea central del RBC es abordar nuevos problemas tomando como referencia problemas similares resueltos en el pasado. Se aprende de experiencias anteriores en forma de casos, y al presentarse un nuevo problema, la generalización de éstas se fundamenta en el principio del Razonamiento Basado en Similitud: problemas similares tienen soluciones similares , en el cual el concepto cognitivo de similitud (Tversky 1977) juega un rol esencial.

En un intento por cubrir una mayor variedad de aplicaciones del mundo real, es creciente el interés en formalizar partes de la metodología del RBC en diferentes marcos de trabajo de razonamiento con información incierta, vaga e incompleta; lo cual es inherente a la hipótesis básica del RBC demandando que "problemas similares tengan soluciones similares" (Aamodt y Plaza 1994; Hüllermeier, Dubois et al. 2001). En consecuencia con esto, trabajos realizados en el laboratorio de investigaciones en IA de la UCLV muestran sus resultados más recientes en (Gutiérrez y Bello 2003), donde se propone un modelo de toma decisiones usando RBC en condiciones de incertidumbre; así como en (Morell, Bello et al. 2004) (Morell, Bello et al. 2006) donde se realizan extensiones a este paradigma que perfeccionan su aplicación a la solución de problemas de planificación.

La teoría de los conjuntos borrosos se puede mencionar como un área de interés particular a combinar con el RBC. La edición reciente de los libros: "Sof Computing in Case Based Reasoning" (Pal 2001), "Foundations of soft Case-Based Reasoning" (Pal y Shiu 2004); así como el libro "Case-Based Approximate Reasoning" (Hüllermeier 2007) y un número especial

sobre "Fuzzy Sets in Case-Based Reasoning" en la revista "Fuzzy Sets and Systems" este año 2007, sin llegar a mencionar las conferencias internacionales que incluyen este tópico; muestra el interés actual de los científicos de esta área en propiciar la fertilización entre estos dos campos.

Formulación del problema

El modelo computacional propuesto en (García y Bello 1996) combina los enfoques conexionista y basado en casos. A partir de ejemplos del dominio de aplicación, se entrena una RNA similar al modelo propuesto en (Rumelhart y McClelland 1988), que se utiliza para inferir valores a los rasgos que se especifican como objetivos en un patrón de entrada. Posteriormente, el valor inferido y los valores dados a los rasgos conocidos, sirven de entrada a un módulo basado en casos que justifica la solución dada por el modelo conexionista mostrando los casos más similares recuperados de la base de casos. Este modelo se implementó en la herramienta computacional SISI (Sistema Inteligente de Selección de Información), la cual ha sido ampliamente utilizada para resolver problemas reales de diagnóstico médico (Rodriguez 2002).

En la aplicación extensiva de SISI se identificaron algunas debilidades del modelo computacional que implementa, y que se explican a continuación:

- Para los atributos numéricos con un dominio infinito o muy grande la cantidad de neuronas en el grupo correspondiente se puede incrementar muy rápidamente. Si se seleccionaran valores representativos del dominio del rasgo para hacer factible su representación en una RNA asociativa, entonces se introduce imprecisión al procesar los datos de entrada.
- Aunque este modelo es muy conveniente para resolver problemas de búsqueda asociativa de información, su desempeño como clasificador puede ser superado por varios algoritmos existentes, tales como C4.5 (Quinlan 1993), *k*-NN (Dasarathy 1991) y MLP (Rumelhart, Hinton et al. 1986)

La metodología en la solución de problemas intenta cubrir un mayor rango de aplicaciones del mundo real. Con esta finalidad sigue siendo interés en la construcción de SBC mediante la aplicación de enfoques híbridos y el aprendizaje automático (Mitchell 1997). En particular, el

enfoque basado en similitud se ha identificado como un enfoque convincente cognitivamente para la solución de problemas (Burkhard y Richter 2001b; Hüllermeier, Dubois et al. 2001; Wang y Dubitzky 2005). De aquí que la combinación de los modelos conexionistas, el aprendizaje basado en instancias y la lógica borrosa, cuyos campos correspondientes además hacen énfasis en aspectos diferentes, se puedan complementar uno con otro de una forma coherente y efectiva.

Preguntas de Investigación:

1- ¿Utilizar los conjuntos borrosos para modelar los atributos numéricos de una forma más natural garantizaría soluciones precisas y robustas?

2- ¿Cómo formalizar el concepto cognitivo de similitud haciendo uso de la teoría de la lógica borrosa y minimizando la ingeniería del conocimiento requerida con esta finalidad?

3- ¿La combinación de estas ideas en un enfoque híbrido para la solución de problemas permitirá ampliar el rango de problemas del mundo real a ser resueltos de forma natural y efectiva?

Consecuentemente se plantea que:

El objetivo general de este trabajo consiste en demostrar el valor de nuevas funciones de distancia en la implementación del concepto de cercanía en modelos híbridos para clasificación basados en la similitud y la teoría de la lógica borrosa, de modo que se garantice un adecuado balance entre precisión e interpretabilidad de los sistemas basados en el conocimiento desarrollados a partir de éstos.

Para lograr este objetivo general se plantean los siguientes objetivos específicos:

1 Formalizar el concepto de similitud entre dos valores para todo tipo rasgo, a partir de extender sobre variables lingüísticas una métrica existente basada en la relación del rasgo con la información de la clase.

2 Extender el modelo híbrido existente para desarrollar sistemas conexionistas con explicación basada en casos, a partir de modelar los atributos numéricos utilizando conjuntos borrosos.

3 Desarrollar un nuevo modelo para resolver problemas de clasificación con un desempeño al menos comparable con los clasificadores existentes.

4 Realizar la implementación computacional de los modelos propuestos.

5 Aplicar los modelos desarrollados a la solución de problemas reales de diagnóstico.

Para el cumplimiento de los objetivos y responder a las preguntas de investigación fue se trazaron las tareas de investigación siguientes:

- La definición de una nueva familia de funciones de distancia como extensión de la métrica basada en la diferencia de valores (VDM), así como su generalización utilizando diferentes criterios estadísticos para calcular la asociación entre valores dado un conjunto de instancias; y el ensayo de diferentes operadores de agregación para implementar el criterio de comparación tanto entre conjuntos borrosos como entre valores del dominio original del rasgo.
- La extensión del modelo híbrido RNA-RBC existente, a partir del uso de conjuntos borrosos para modelar los atributos numéricos; así como el ensayo y la comparación en este nuevo marco de trabajo de las diferentes variantes que se derivan de la propuesta anterior.
- El ensayo de las funciones de distancias definidas en el contexto de los *k* vecinos más cercanos, y la comparación de los resultados obtenidos con respecto a otras funciones frecuentemente referenciadas en la bibliografía consultada y otras extensiones existentes de VDM para manejar atributos numéricos.
- La implementación computacional de los modelos anteriores, que incluye la implementación de variantes automatizadas para definir una partición borrosa de un rasgo numérico; así la evaluación de estos modelos utilizando varios archivos de datos y otros clasificadores reportados en la bibliografía.
- La evaluación de los modelos propuestos en la solución de problemas prácticos.

Novedad Científica

La novedad científica del presente trabajo se resume en los siguientes puntos:

1. Se definen dos nuevas familias de funciones de distancia para comparar dos instancias, que se basa en un criterio de comparación local conceptualmente uniforme para todo tipo de rasgo, a partir de extender la métrica VDM sobre variables lingüísticas y generalizar el concepto de asociación entre valores.
2. Se obtiene una extensión del modelo híbrido existente para desarrollar sistemas conexionistas con explicación basada en casos utilizando conjuntos borrosos para modelar los atributos numéricos, que maneja de forma más natural y efectiva la información disponible en los ejemplos del dominio de aplicación.
3. Se propone un nuevo modelo híbrido para resolver problemas de clasificación con aprendizaje que muestra un desempeño al menos comparable con los clasificadores existentes, y muestra mejores resultados cuando el conjunto de instancias contiene valores ausentes y mezclados así como con rasgos irrelevantes.

Los resultados de este trabajo han sido publicados en:

1. García M.M., Rodríguez, Y., Bello, R.: Usando conjuntos borrosos para implementar un modelo para sistemas basados en casos interpretativos. In *Proceedings of* IBERAMIA-SBIA 2000, Eds por M. C. Monard y J.S. Sichman, Sao Paulo, Brasil, Nov (2000).
2. Morell, C., Rodríguez, Y. et al.: Modelos para el Razonamiento Basado en Casos en presencia de rasgos borrosos. Reporte de investigación terminada (2000) (Código 001.535 Bell M, CDICT UCLV).
3. Rodríguez, Y.: Evaluación de Sistemas Basados en el Conocimiento. Capítulo en el libro Aplicaciones de la Inteligencia Artificial, R.Bello y otros, Editorial La Noche. México, 2002. ISBN 970-27-0177-5.
4. Rodríguez, Y., García, M.M. et al.: Sistema computacional para la determinación de propiedades anticancerígenos en el diseño de un fármaco. Memorias Convención Informática 2003. ISBN: 959237095-8.
5. Falcon, R., Rodríguez, Y. et al.: NeuroDeveloper 2.0: a computational tool for artificial neural networks development in presence of fuzzy traits. Memorias Convención

Informática 2003. ISBN: 959237095-8

6. Bello, R., Rodríguez, Y. et al.: Modelos y procedimientos de aprendizajes basados en la soft Computing. Libro Optimización Inteligente. Técnicas de Inteligencia Computacional para optimización. ISBN: 84-9747-034-6. Pag 413-452.2004.
7. Rodríguez, Y., García, M.M. et al.: Explicación Basada en Casos utilizando Conjuntos Borrosos para un Sistema Experto Conexionista. Memorias de Informática' 2005. Mayo, 9-13. ISBN: 959-7164-87-6
8. Rodríguez, Y., García, M.M. et al.: Extending CBR-ANN Hybrid Models Using Fuzzy Sets. *Proceedings of* International Conference on Neural Networks and Brain (ICNN&B'05). IEEE Catalog Number: 05EX1177 ISBN: 0-7803-9422-4 Library of Congress: 2005930690.
9. Rodríguez, Y., Cabrera, X. et al.: Artificial Intelligence hybrid model applied to wastewater treatment. *Proceedings* of the International e-Conference on Computer Science 2005 (IeCCS 2005). Lecture Series on Computer and Computational Sciences, 2. ISBN 90-6764-425-0.
10. Rodríguez, Y., García, M.M. et al.: Sistema Experto Híbrido para el Pronóstico del nivel de gravedad del paciente pediátrico grave. Memorias del COMPUMAT 2005. ISBN: 959-250-201-3.
11. Falcón, R., Rodríguez, Y. et al.: Plataforma Evaluadora de Modelos Asociativos Neuroborrosos. Memorias Simposium Ingeniería Eléctrica (SIE'2005), Junio 21-23. ISBN: 959-250-201-3.
12. Rodríguez, Y., Cabrera, X. et al.: CBR-ANN hybrid model to optimize the sequence of wastewater treatments. *Proceedings* of Information Technologies in Enviromental Engineering (ITEE'2005). Shaker Verlag. ISBN: 3-8322-4362-3.
13. Rodríguez, Y., García, M.M., De Baets, B. et al.: Extending a Hybrid CBR-ANN Model by Modeling Predictive Attributes using Fuzzy Sets. Lecture Notes on Artificial Intelligence 4140, Springer Verlag (2006), pp 238-248.
14. Rodríguez, Y., García, M.M., De Baets, B. et al.: A Connectionist Fuzzy Case-Based Reasoning Model. A. Gelbukh and C.A. Reyes-Garcia (Eds.): Lecture Notes on Artificial Intelligence 4293. Springer-Verlag Berlin Heidelberg (2006), pp 176–185.

15. Morell, C., Rodríguez, Y. et al.: Una metodología para extender el ambiente de aprendizaje automatizado WEKA. Reporte de investigación terminada (2006) (Código 001.535 Mor/M. CDICT UCLV).
16. Rodríguez, Y., Falcón, R. et al.: Construcción automática de conjuntos borrosos para modelar los atributos numéricos en redes neuronales asociativas. Reporte de investigación terminada (2006) (Código 001.535 Rod/C. CDICT UCLV).
17. Rodríguez, Y., Morell, C. et al.: Validación de nuevos algoritmos de la Inteligencia Artificial que utilizan conjuntos borrosos utilizando la herramienta para el aprendizaje automatizado WEKA. VII Conferencia Científica Internacional UNICA. III Computer Science Workshop CSW'06. Ciego de Avila, Cuba. Octubre, 2006. ISBN: 959-16-0473-4.
18. Falcón, R., Rodríguez, Y. et al.: Módulo de Experimentación Combinatoria para la Evaluación de Modelos Neuro-Borrosos Asociativos. VII Conferencia Científica Internacional UNICA. III Computer Science Workshop CSW'06. Ciego de Avila, Cuba. Octubre, 2006. ISBN: 959-16-0473-4.
19. Rodríguez, Y., De Baets, B., García, M.M. et al.: Improving a CBR-Fuzzy ANN Model using Correlation Coefficients. *Proceedings of* International Symposium on Fuzzy and Rough Sets (ISFUROS'06). December, 5-8. ISBN: 959-250-307-9.
20. Rodríguez, Y., Falcón, R. et al.: Learning Membership Functions for an Associative Fuzzy Neural Network. *Proceedings of* International Symposium on Fuzzy and Rough Sets (ISFUROS'06). December, 5-8. ISBN: 959-250-307-9.
21. Rodríguez, Y., García, M.M., De Baets, B. et al.: Integrating ANN and CBR using Fuzzy Sets to develop Hybrid Systems. Hybrid Artificial Intelligence Systems. HAIS 2006. ISBN: 84-934181-9-6. Javier Bajo, Emilio S. Corchado, Álvaro Herrero and Juan M. Corchado (Eds.). Universidad de Salamanca. Salamanca. España. 2007. pp 101-108.
22. Rodríguez, Y., De Baets, B., García, M.M. et al.: Improving a Fuzzy ANN Model using Correlation Coefficients. Congreso Mundial IFSA'07. Cancún, México 18-21 de julio. 2007. A publicar en LNCS.

Patentes y Registros de propiedad intelectual

Registro de Software número 06941-6941 del Centro Nacional de Derecho de Autor a favor de: "SISIFuzzy" (2001)

Registro de Software número 3047-2006 del Centro Nacional de Derecho de Autor a favor de: "Neuro-Evaluator 1.0" (2006)

Registro del software SAPRIM: Sistema Automatizado Predictor de Riesgo Infantil de Mortalidad (en trámites)

Valor práctico

Los desarrollos teóricos alcanzados en este trabajo han dado como resultado varias aplicaciones informáticas de alto valor práctico:

- Las herramientas computacionales de propósito general "*SISIFuzzy"* y "*Neuro-Evaluator",* así como nuevas extensiones a la herramienta de aprendizaje automático Weka; las cuales se emplean con éxito en la docencia y la investigación en Ciencias de la Computación por su grado de generalidad.
- SAPRIM: Sistema Automatizado Predictor de Riesgo Infantil de Mortalidad, que se utiliza con éxito por especialistas del Hospital Pediátrico Infantil "José Luis Miranda" de Santa Clara.
- Otras aplicaciones en la solución de problemas reales de diagnóstico, tales como:
  - Determinación de propiedades anticancerígenos en el diseño de un fármaco (2003), en coordinación con el Centro de Bioactivos Químicos de la UCLV.
  - Diagnóstico del tratamiento para las aguas residuales (2005), en coordinación con el Centro Virtual de Medio Ambiente y la Facultad de Química-Farmacia de la UCLV.

Estructura del trabajo

El trabajo se presenta esencialmente en tres capítulos.

En el Capítulo 1 se dedica al análisis del estado del arte desde el punto de vista de las tendencias actuales en el desarrollo y evaluación de sistemas inteligentes basados en el conocimiento, mediante la combinación de varios paradigmas en una forma razonable; haciendo especial énfasis en enfoques que se basan en alguna medida en el concepto cognitivo

de similitud. Este capítulo culmina formulando concretamente las hipótesis de esta investigación.

En el Capítulo 2 se propone y formaliza matemáticamente las nuevas familias de funciones de distancia; y basados en esta formalización del criterio de similitud, se presentan dos nuevos modelos híbridos por la combinación de redes neuronales asociativas, el razonamiento basado en casos y la lógica borrosa. El primero como una extensión de un modelo híbrido existente donde la RNA resuelve el problema, y el segundo como una nueva instancia del algoritmo de los *k* vecinos más cercanos. Se validan experimentalmente las métricas propuestas con respecto a otras reportadas en la bibliografía, así como los modelos computacionales propuestos en la solución de problemas de aprendizaje supervisado.

El Capítulo 3 está dedicado a la aplicación de los modelos propuestos en el desarrollo de SBC. Se explican las particulares de la implementación computacional de estos modelos, se presentan los resultados prácticos en la solución de tres problemas reales de diagnóstico, mostrando la factibilidad y ventajas de aplicar los nuevos modelos con esta finalidad.

El presente documento culmina con las conclusiones, recomendaciones, referencias bibliográficas, y anexos.

1 Desarrollo de sistemas basados en el conocimiento mediante la combinación de enfoques basados en similitud

El presente capítulo se dedica a sustentar teóricamente el tema de la tesis por lo que se analizan aquellos enfoques y antecedentes relacionados con el desarrollo de Sistemas Basados en el Conocimiento (SBC) y su aplicación en la solución de problemas. Se aborda el concepto cognitivo de similitud, aspectos relevantes sobre la teoría de la lógica borrosa y la implementación del concepto de similitud mediante funciones de distancia, así como la combinación de estos elementos en el desarrollo de modelos que permitan acercar más el modelo computacional al problema a resolver. Se provee un marco de referencia para interpretar los resultados del estudio considerando el desarrollo y evaluación de los SBC.

1.1 Tendencias en el desarrollo de sistemas basados en el conocimiento

Un Sistema Basado en el Conocimiento se caracteriza por tener un resolvedor de problemas capaz de manejar conocimiento específico del dominio de aplicación siendo independiente un módulo del otro (Hayes-Roth 1985). En el desarrollo de estos sistemas es frecuente tratar con incertidumbre e información incompleta, e interactuar con el usuario para dar una explicación de las intenciones y decisiones durante y después del proceso de solución de problema (Chin-Teng y Lee 1996). La incertidumbre puede estar determinada por la aleatoriedad, la imprecisión, vaguedad o certeza de la información disponible; y los paradigmas a emplear en el desarrollo de SBC deben considerar los cambios en la representación del conocimiento y el mecanismo de inferencia a los efectos de su tratamiento.

1.1.1 Enfoques basados en similitud

El concepto cognitivo de similitud está muy relacionado con la forma de proceder de los expertos humanos en la solución de problemas en muchos dominios de aplicación. La utilización de este concepto se incluye en el desarrollo de métodos para la clasificación, aproximación, asociación, entre otros; y puede abordarse desde distintas perspectivas (Duch 2000), tales como: el enfoque lógico combinatorio para el reconocimiento de patrones (Ruiz-Shulcloper, Guzman-Arenas et al. 1999), el enfoque estadístico (Michie, Spiegelhalter et al.

1994) (Petri, Jussi et al. 2000), el aprendizaje basado en instancias (Cover y Hart 1967), varios modelos de redes neuronales artificiales (Zurada 1992), el razonamiento basado en casos (Kolodner 1993), y el razonamiento aproximado (Dubois, Hullermeier et al. 2002) (Hüllermeier 2007). La hipótesis de que "problemas similares tienen soluciones similares"; suposición que es usualmente referida como la hipótesis del razonamiento basado en similitud, es común a todos ellos.

Los modelos creados a partir de estos enfoques tienen el mismo principio: crear a partir de un conjunto de objetos conocidos un conjunto de objetos de referencia e introducir una medida de similitud permitiendo relacionar una nueva solicitud con los objetos de referencia (Duch 2000). La probabilidad $P_r(C/q)$ de asignar la clase C a un vector q, dado un modelo de clasificación M, depende de los procedimientos usados en la construcción del modelo y de sus parámetros adaptativos o grados de libertad (Mitchell 1980). Consecuentemente, en el razonamiento basado en similitud la elección del criterio de similitud (o distancia) influye decisivamente en que el algoritmo de aprendizaje seleccione una salida generalizada sobre otra, y por tanto en su desempeño.

Atendiendo al objetivo del presente trabajo, a continuación se abordarán los enfoques basado en instancias y redes neuronales a la solución de problemas de clasificación supervisada.

1.1.2 Aprendizaje basado en instancias

Los algoritmos de aprendizaje basado en instancias (IBL, Instance-Based Learning) (Aha, Kibler et al. 1991) (Cover y Hart 1967) (Dasarathy 1991) (Stanfill y Waltz 1986) (Cost y Salzberg 1993) se caracterizan en (Wettschereck, Aha et al. 1997) por tres comportamientos: almacenan todos los ejemplos de entrenamiento, difieren su procesamiento hasta que se presente una solicitud, y las solicitudes se responden por la combinación de ejemplos de entrenamiento seleccionados mediante un criterio de similitud y combinados en una función de predicción. Estas consideraciones son intencionalmente vagas, pues no se define cómo las instancias de entrenamiento se almacenan y representan, cómo ellas se combinan ante una solicitud, y menos aún cómo definir la similitud entre dos instancias.

En (Hüllermeier, Dubois et al. 2001) para referirse a estos algoritmos se emplea el término "inferencia basada en similitud", mientras que más recientemente en (Hüllermeier 2007) a

estos algoritmos se refieren con el término "inferencia basada en casos". Bajo esta clasificación incluye la regla de los *k* vecinos más cercanos, el RBC y el IBL.

La representación de las instancias como pares atributo-valor es la forma más simple y comúnmente empleada (Aha, Kibler et al. 1991) (Stanfill y Waltz 1986). No obstante, a menudo se asignan pesos a los rasgos por el hecho de que la disimilitud causada por los rasgos más importantes es mayor que la disimilitud causada por los menos importantes (Wettschereck, Aha et al. 1997) (Morell, Bello et al. 2006) (Stanfill y Waltz 1986), procedimiento general que incluye la selección de rasgos relevantes como caso particular; mientras que en (Cost y Salzberg 1993) se presenta el algoritmo denominado PEBLS que introduce la idea de los espacios excepcionales por la asignación de pesos a ejemplos particulares.

Los IBL pertenecen a la familia de algoritmos perezosos (lazy learning), pero variantes como las antes mencionadas pueden comprometer que sean puramente perezosos. En la definición de la función de predicción se siguen variantes simples como el voto mayoritario (majority vote) o el voto mayoritario pesado por la similitud (weighted majority vote), y alternativas como la regresión polinomial localmente pesada (Moore, Schneider et al. 1997) (Atkeson, Moore et al. 1997) que también afecta la pureza .

Algunos IBL se refieren a la técnica de los vecinos más cercanos (*k*-NN, *k*-Nearest Neighbors) (Dasarathy 1991) que se origina en el reconocimiento de patrones. La regla de los *k* vecinos más cercanos ha sido explotada ampliamente en aplicaciones del RBC (Watson 1997); el cual es uno de los mas recientes[2] desarrollos de la IA, y se ha convertido en una importante tecnología en la solución de problemas (Kolodner 1993) (Riesbeck y Schank 1989).

Cuando se introducen rasgos ruidosos un *k*-NN decrementa rápidamente su efectividad (Payne y Edwards 1998) (Aha 1998) por lo que requiere de alternativas como el pesaje de rasgos, a diferencia del razonamiento basado en memoria (Stanfill y Waltz 1986) que también se considera de esta familia.

[2] Las primeras conferencias reconocidas sobre RBC fueron: la primera en Estados Unidos (1988), la primera conferencia europea en 1993 y la primera conferencia internacional en 1995 en Portugal.

Aspectos como estos hacen que se continúe trabajando para mejorar el desempeño de estos métodos, pero en ellos la noción de métrica es fundamental (Blanzieri y Ricci 1999), por lo cual muchos trabajos se refieren a proponer nuevos criterios de similitud; identificándose esto como una de las tareas más difíciles (Wettschereck, Aha et al. 1997) (Duch 2000) y potencial fuente de incertidumbre, dado por ejemplo, en situaciones donde hay más de una clase frecuente o ausencia de algún vecino cercano (Hüllermeier 2007). Incluso, considerando todos los posibles problemas con igual probabilidad, ninguna función de distancia es estrictamente mejor que otra en términos de habilidad de generalización (Mitchell 1980).

Los algoritmos basados en instancia utilizan directamente ejemplos del dominio de aplicación en la construcción del modelo, y tienen pocos parámetros a definir en el proceso de ingeniería del conocimiento con respecto a otros modelos. Sin embargo, el éxito de su aplicación en un dominio particular depende en buena medida del criterio de similitud a emplear, cuya formalización es una tarea difícil, dependiente del contexto, y para la cual sería conveniente aplicar también aprendizaje automático.

1.1.3 Las Redes Neuronales Artificiales

Las RNA son un modelo artificial y simplificado del cerebro humano, cuyo desarrollo se fundamenta en una mayor potencia computacional, tolerancia a los fallos y capacidad de aprendizaje de los sistemas (Simon 1999). Estas basan su funcionamiento en generalizar la información contenida en los ejemplos de entrenamiento, conocimiento que se codifica en forma de números y se asocia a los enlaces entre neuronas. Una RNA se caracteriza por: un modelo de neurona, una topología y una estrategia de aprendizaje de los pesos.

En particular, constituyen una realización natural de los métodos basados en similitud los siguientes (Bishop 1995): redes de función de base radial, modelos de resonancia adaptativa, mapas auto-organizativos de Kohonen, así como los modelos de Hopfield y de Interacción Interactiva y competencia (IAC) (Rumelhart y McClelland 1988).

Los modelos de Hopfield, IAC y otros para la asociación de patrones definen en su topología una neurona por cada valor posible del rasgo que representa, y utilizan un aprendizaje basado en la regla de Hebb (Hilera y Martinez 1995). Este aprendizaje se basa en ajustar la conexión entre dos unidades en proporción a su activación después que se presenta cierto estímulo, sin

considerar si los estados de activación obtenidos han sido o no deseados. La debilidad de estos modelos asociativos radica en no poseer la habilidad intrínseca de formar relaciones correctas de entrada-salida como otras RNA que emplean complejas reglas de aprendizaje basadas en la regla delta como en el Perceptron multicapas (MLP, Multi-layer Perceptron) (Rumelhart, Hinton et al. 1986). Sin embargo, aunque un MLP se distingue por resolver problemas de clasificación con una alta precisión, requiere la especificación de un gran número de parámetros durante el entrenamiento por parte del usuario, y es sensible a la presencia en la muestra de valores ausentes; reportándose en estas dos direcciones los trabajos (Bonet, al et al. 2002) (Roni Khardon y Wachman 2007) respectivamente. En general la gran limitación de las RNA para desarrollar SBC se debe a que son un modelo de caja negra que no permite explicar el por qué de la solución inferida.

1.1.4 Los sistemas híbridos

En la actualidad la tendencia es desarrollar sistemas híbridos, como una etapa superior en el desarrollo de los SBC, con la finalidad de obtener un producto que aproveche las ventajas de los enfoques que combina y minimice sus deficiencias. En (Fdez-Riverola y Corchado 2000) se presenta una revisión general de los sistemas híbridos neuro-simbólicos e incluyen el RBC, referenciando más de 20 trabajos en esta dirección. Otras variantes se presentan en (Fong y Hui 2001; Ganascia 1995; García y Bello 1996; Hatzilygeroudis 2000; Hatzilygeroudis y Prentzas 2004; Lopes y Alipio 2000; Malek y Kanawati 2001; Montani, Magni et al. 2001; Sovat y Carvalho 2001; Towell y Shavlik 1994).

Como característica general incorporan varios módulos neuronales y simbólicos que interactúan para resolver problemas eficientemente. La complementariedad de estos enfoques se fundamenta además en el hecho de que dos módulos diferentes permiten modelar las habilidades cognoscitivas: el conexionista se usa para modelar el aspecto asociativo y el simbólico el aspecto lógico. Por un lado, las RNA facilitan el trabajo con información incompleta y brindan algoritmos poderosos de aprendizaje para crear la base de conocimiento, mientras que el enfoque simbólico favorece la representación explícita del conocimiento que hace posible la explicación.

Aunque la forma más común de explicación es la de los sistemas basados en reglas que con esta finalidad emplean el razonamiento retrospectivo o razonamiento inverso (Ganascia 1995);

otra forma de explicación es la denominada Justificación (Kass 1988), en la cual se presenta la información que fue relevante para obtener un resultado. En los SBC que implementan el RBC se argumenta una solución mediante los casos que son relevantes al nuevo problema, y constituyen un ejemplo de este tipo de explicación. Con esta finalidad se combinan en (García y Bello 1996) el enfoque conexionista y un módulo basado en casos interpretativo.
El desarrollo de los sistemas híbridos también se debe a incorporar técnicas de aprendizaje automatizado para eliminar el cuello de botella que constituye la ingeniería del conocimiento en los SBC que requieren conocimiento experto (Mitchell 1997) (Castellano 2000) (Setiono 2000) .

Por otro lado, la lógica borrosa y los conjuntos borrosos que se han desarrollado como una semántica para representar, manipular y utilizar la imprecisión presente en aplicaciones del mundo real; se han aplicado exitosamente en el desarrollo de los sistemas híbridos inteligentes (Chin-Teng y Lee 1996) (Jang, Sun et al. 1997) (Lu, Wang et al. 2003) debido a su simplicidad y similitud con el razonamiento humano.

A esta idea responde la definición de Soft Computing dada por Zadeh (Zadeh 2001) al especificar que este concepto se refiere a "una mezcla de distintos métodos que de una forma u otra cooperan desde sus fundamentos con el principal objetivo de aprovechar la tolerancia que conllevan la imprecisión y la incertidumbre, para conseguir manejabilidad, robustez y soluciones de bajo costo". Por ejemplo, en la combinación de la Lógica Borrosa, Neurocomputación y Razonamiento Probabilístico, la primera se ocupa principalmente de la imprecisión y el razonamiento aproximado; la Neurocumputación del aprendizaje, y el Razonamiento Probabilístico de la incertidumbre y la propagación de las creencias".

De esta manera, el desarrollo de sistemas comprensibles y confiables sigue una modelación de caja gris (Casillas 2003) por la combinación de la modelación de caja blanca (garantizan comprensibilidad) y de caja negra (confiabilidad). Precisamente en la actualidad una de las herramientas más exitosas para desarrollar estos modelos es la lógica borrosa. Ejemplos de modelos que siguen este tipo de modelación son:

- Incorporar la lógica borrosa en los modelos de RNA, que se denomina modelos de redes neuronales basados en la lógica borrosa o simplemente redes neuronales borrosas. Algunos modelos reportados en (Lu, Wang et al. 2003) son: una versión

borrosa del MLP propuesta por Pal y Mitra en 1992, la memorias asociativas borrosas propuesta por Kosko en 1992 y variantes borrosas del modelo ART, o utilizando subredes borrosas como unidades sensoras.

- Los llamados controladores lógicos borrosos, ejemplo de modelos: Mandani y Sugeno (Takagi y Sugeno 1983) ; que a su vez combinados con las RNA dan lugar a diferentes clasificaciones de los sistemas de inferencia borrosos, ejemplos: NEFCLASS, ANFIS, NEFPROX (Nauck, Klawonn et al. 1997).
- En los sistemas con inferencia basada en casos: en (Pal 2001) se presenta un recopilación de 15 contribuciones hasta esa fecha sobre la combinación del RBC y la lógica borrosa, y en (Dubois, Hullermeier et al. 2002; Pal y Shiu 2004) se refieren al IBL.
- Entre otros modelos y aplicaciones (Bonissone, Chen et al. 1999) (Bonissone 2000) (Ghosh y Ghosh 2002) (Alcal, Cordn et al. 2003) (Petridis y Kaburlasos 2003) (Fdez-Riverola, D az et al. 2004) (Kosko 1992) (Chin-Teng y Lee 1996; Jang, Sun et al. 1997; Nauck, Klawonn et al. 1997) (Vachtsevanos, Kim et al. 1998) (Suaste-Rivas, Reyes-Galviz et al. 2004).

1.2 Sobre la lógica borrosa

La idea de los conjuntos borrosos (Zadeh 1965) viene de la siguiente observación: las clases de objetos en la vida diaria no tienen límites bien definidos. De allí que la fuente de imprecisión sea la ausencia de criterios definidos rigurosamente sobre la membresía a clases, en lugar de la presencia de variables aleatorias. La noción de conjuntos borrosos es completamente de naturaleza no estadística.

1.2.1 Definiciones de la lógica borrosa

Definición 1.1. (conjunto borroso) (Zadeh 1965): Formalmente un conjunto borroso A definido sobre un universo X es un conjunto de pares de la forma $(x, \mu_A(x))$, donde $\mu_A(x)$ es llamada la función de pertenencia o membresía para el conjunto A asignando a cada elemento de X un grado de pertenencia en el intervalo [0,1]. Al conjunto X se le llama universo de discurso y puede ser un espacio discreto o continuo.

Los conjuntos borrosos se obtienen al hacer corresponder una variable numerable (continua o discreta) con una variable lingüística (Zadeh 1975). Por ejemplo, considérese el rasgo "edad de una persona" con valores enteros posibles en el intervalo X= [15,..,110]. Una vez definido sobre éste universo el conjunto de términos lingüísticos siguiente {joven, adulto, anciano}, "Juan es joven" es una aproximación de "Juan tiene 27 años". La función de pertenecia (FP) correspondiente al término lingüístico "joven" de acuerdo a la gráfica 1.1 muestra que la compatibilidad entre estos planteamientos es de 0.7.

Los conjuntos borrosos son aplicables para modelar características tales como: la vaguedad, la incertidumbre lingüística, la imprecisión de las medidas y subjetividad (Zadeh 1983). Por ejemplo, en un paciente el concepto de "presión alta" difiere, dependiendo de si éste es "hipotenso" o "hipertenso"; por otro lado, varios expertos pueden tener diversas opiniones sobre qué valores de presión pueden ser considerados altos (Kuncheva y Steimann 1999).

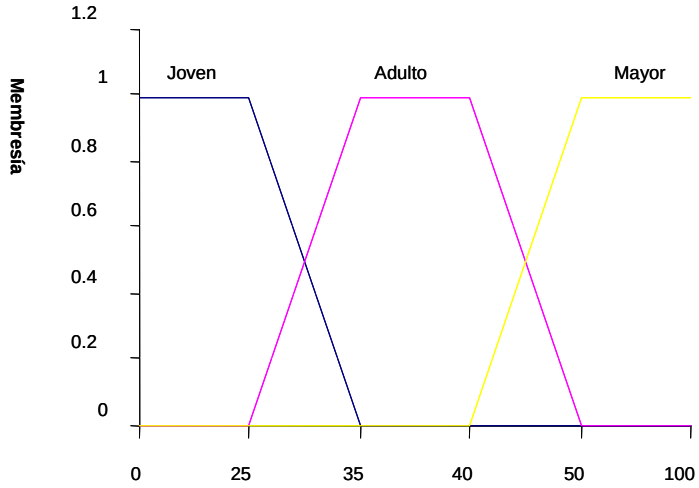


Fig. 1.1. Representación gráfica de un conjunto de términos lingüísticos asociados al rasgo "edad de una persona"

La notación a utilizar en el presente documento es la siguiente. Denotaremos por X el conjunto universo de una variable lingüística y $F(X)$ la familia de los conjuntos borrosos definidos sobre X. El j-ésimo conjunto borroso definido sobre X con j=1..N se representa por $A_j \in F(X)$ al cual se le hace corresponder una función de pertenencia A_j: $X \rightarrow [0,1]$ que denotaremos de igual manera. No se hacen distinciones entre un conjunto borroso y su función de pertenencia[3] (ver anexo 1).

[3] Se utiliza $A(x)$ en lugar de $\mu_A(x)$, para denotar el grado de pertenencia de un elemento x en el conjunto borroso A.

Además considérese que $\Pi(X)= \{A_1, A_2, .., A_N\}$ es una partición borrosa de acuerdo a:

Definición 1.2. (Partición borrosa, según Ruspini en 1969) (Thiele 1997) Una partición borrosa algebraica sobre X es una familia finita $\{A_j\}_{j\in I}$ en $F(X)$ que satisface las propiedades siguientes: $\forall x\in X, \Sigma A_j(x)=1$ y $A_j\neq\varnothing$, para todo $j\in I$.

Como extensión de la definición de cardinalidad de un conjunto ordinario para realizar esta operación con un conjunto borroso se adopta:

Definición 1.3. (cardinalidad o *∑-count*) (Zadeh 1983): La cardinalidad de un conjunto borroso A definido sobre un universo X es la suma de los grados de pertenencia a A de todos los elementos $x \in X$. Es decir,

$$|A| = \sum_{x\in X} A(x) \qquad \textbf{(1.1)}$$

Definición 1.4. (Igualdad de conjuntos) (Zadeh 1965): Sean $A, B \in F(X)$. Se dice que los conjuntos borrosos A y B son iguales $(A= B) \Leftrightarrow A(x_i) = B(x_i), \forall i= 1..n$

Esta es una definición dicotómica de la igualdad entre conjuntos borrosos, es decir, siguiendo la definición anterior se puede concluir que dos conjuntos borrosos son o no iguales. Zadeh en (Zadeh 1971) introduce la relación de similitud como la generalización del concepto de relación de equivalencia.

Definición 1.5. (inclusión) (Zadeh 1965). Sean $A, B \in F(X)$. Se dice que un conjunto borroso B contiene a un conjunto borroso A $(A\subseteq B) \Leftrightarrow A(x_i) \leq B(x_i), \forall i= 1..n$.

De forma similar a la definición anterior, esta es una definición binaria de la relación de subconjunto entre dos conjuntos borrosos, que Kosko generaliza a un valor en el intervalo [0,1] mediante la siguiente definición:

Definición 1.6. (medida de inclusión borrosa) (Kosko 1986). Sean $A, B \in F(X)$. Se define que un conjunto A va a estar incluido en el conjunto B en alguna medida que resulta de la función S: $F(X)\times F(X) \rightarrow [0,1]$ definida en la expresión siguiente:

$$S(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A|} \qquad \textbf{(1.2)}$$

Nótese que esta expresión es una medida de cuán bien los conjuntos borrosos A y B satisfacen la desigualdad $A(x_i) \leq B(x_i)$ relativo al tamaño de A. Los operadores $\cap$ y $\cup$ en esta tesis se refieren a los operadores de unión e intersección de la lógica clásica extendidos sobre variables lingüísticas. Este uso tradicional de la inclusión entre conjuntos borrosos (Naessens, De Baets et al. 2002) se ataca por (Bandler y Kohout 1980), que plantean generalizar la medida en que $A \subseteq B$ como el grado en que $A \Rightarrow B$. Consecuentemente, para especificar medidas de inclusión se basan en distintos operadores de implicación .

1.2.2 Sobre los operadores de agregación

Para extender los operadores de unión e intersección se utilizan t-normas y t-conormas respectivamente (Klement, Mesiar et al. 2000).

Definición 1.7. (t-norma[4] o norma triangular): es una operación binaria T sobre el intervalo unitario [0,1], T: $[0,1]^2 \rightarrow [0,1]$, tal que para todo x, y, $z \in [0,1]$ se satisfacen los axiomas siguientes:

a) $T(x, y) = T(y, x)$, conmutatividad

b) $T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z)$, asociatividad

c) $T(x, y) \leq T(x, z)$ siempre que $y \leq z$, monotonicidad

d) $T(x, 1) = x$, condición de frontera

Las t-normas básicas son mínimo (M), producto (P), la t-norma de Lukasiewicz (L) y el producto drástico (D), cuyas expresiones se muestran en el anexo 2.

Como operador dual de la t-norma se introduce la t-conormas[5], las cuales cumplen los axiomas a) b) y c) especificados anteriormente para las t-normas. Mientras en las t-normas el

[4] Las t-normas deben exactamente su definición a Kart Menger que en el año 1942.

[5] Las t-conormas se definen por parte de Schweizer y Sklar en 1961.

elemento neutro es 1, siendo un operador tipo conjunción, en la t-conormas el elemento neutro es 0 definiendo una operación de disyunción (Fodor 2003). Las expresiones para las t-conormas básicas en correspondencia con las funciones anteriores se muestran en el anexo 2.

Se pueden definir otros operadores a partir de los ya conocidos aplicando la técnica de residuación (De Baets y Fodor 1999b) (Burillo, Frago et al. 2000).

Por ejemplo, la expresión (1.3) define un operador de implicación de Lukasiewicz que se obtiene aplicando la t-norma y t-cornorma referidas con este mismo nombre.

$$x \Rightarrow y = \min(1 - x + y, 1) \qquad \textbf{(1.3)}$$

Las t-conormas no siempre son formas adecuadas para describir la combinación de evidencias. Intuitivamente, si se combinan dos piezas con evidencias negativas el grado de creencia de la hipótesis resultante debería decrecer; sin embargo, utilizando una t-conorma se podría obtener el efecto contrario. En Yager y Rybalov en 1996 introducen las uninormas como una generalización de las t-normas y las t-conormas (Yager y Rybalov 1996).

Definición 1.8. Una uninorma U: $[0,1]^2 \rightarrow [0,1]$ es un operador binario conmutativo, asociativo, e incremental; con elemento neutro $e \in [0,1]$; es decir para todo $x \in [0,1]$ se cumple que $U(x, e) = x$.

Cualquier uninorma representable se convierte en una versión disyuntiva y en una versión conjuntiva; es decir, siempre existen dos uninormas representables que solamente difieren en los puntos (0,1) y (1,0) (De Baets y Fodor 1999a; Yager y Kreinovich 2003). Las clases de las uninormas representables contienen operadores conocidos como los utilizados en los sistemas expertos MYCIN y PROSPECTOR para combinar los factores de certeza (Tsadiras y Margaritis 1998).

Es imprescindible que un operador de agregación cumpla la ley asociativa si se requiere extender a más de dos argumentos (Bertoluzza y Doldi 2004; Calvo, Mayor et al. 2002), pero no siempre se requiere la conmutatividad. Por ejemplo, en aplicaciones tales como control lógico borroso y sistemas expertos borrosos. Por otro lado, las uninormas a diferencia de las t-normas y t-conormas admiten como elemento neutro cualquier valor en el intervalo [0,1], lo cual permite que valores separados por su elemento neutro puedan ser agregados de una forma

compensativa (Fodor 2003) (De Baets y Fodor 1999b) y (Rudas y Fodor 2006). Otros tipos de operadores de agregación se presentan en (Calvo y Mesiar 2003).

La necesidad práctica de tomar decisiones multicriterio donde algunas alternativas pueden ser evaluadas desde diferentes puntos de vista, y en particular, la agregación de información representada por funciones de pertenencia, es un aspecto importante en los sistemas inteligentes donde se aplican mecanismos de razonamiento usando conjuntos borrosos. Considerando las propiedades de los operadores de agregación, es conveniente el uso de las uninormas por su efecto compensativo.

1.2.3 Uso de los conjuntos borrosos en los SBC

Para que un SBC se convierta en una herramienta útil, es muy importante que maneje la imprecisión; y con esta finalidad se han utilizado de forma efectiva enfoques basados en probabilidades (Buchanan y Shortliffe 1984) (Gutiérrez y Bello 2003). Si embargo, es interesante notar que los expertos a menudo no piensan en términos de valores de probabilidad, sino en términos de algunas expresiones tales como: "mucho", "usualmente", "siempre", entre otros; lo cual ha motivado introducir la lógica borrosa en los SBC tradicionales. Luego, en dominios donde no es aconsejable la estimación de medidas de probabilidad, o donde los conjuntos borrosos y términos lingüísticos describen mejor elementos del dominio; la teoría de los conjuntos borrosos ofrece una alternativa que puede ser aplicada de una de una forma más natural que la teoría de las probabilidades (Chin-Teng y Lee 1996).

Sobre la construcción de las funciones de pertenencia

Formalmente, el proceso por el cual se determina si elementos de un universo pertenecen o no a un conjunto duro se puede definir por una función característica o función de discriminación (Hong y Lee 1996); la cual puede ser generalizada a los efectos de dar una medida de pertenencia en el intervalo [0,1]. En consecuencia con esto, el concepto fundamental de los sistemas borrosos es la noción de grado de pertenencia (Klawonn 1999), generalizando la idea de que un elemento pertenezca o no a un conjunto, a una pertenencia gradual mediante la fuzzificación del predicado "pertenece" (es elemento de).

Obtener una variable lingüística conlleva a seleccionar los términos lingüísticos y la función de pertenencia correspondiente a cada uno de ellos, tarea que pudiera requerir conocimiento experto en el área de aplicación. Las FP se pueden expresar de muchas formas tales como: funciones Trapezoidales, Gaussianas, Campanas, Triangulares. Otro aspecto es la cantidad de términos lingüísticos a definir para una variable; respecto a lo cual en (Pal y Shiu 2004) se asume como cantidad cinco, otros autores al referirse a la cantidad de intervalos en que debe discretizarse una variable numérica (conjuntos duros) asumen el valor máximo entre este número y la cantidad de clases definidas en el problema (Wilson, Randall et al. 2000), en correspondencia con lo propuesto en (Miller 1956).

Si los expertos humanos no están disponibles, entonces no se tiene conocimiento sobre el dominio de aplicación para definir las FP. Aunque no ocurra lo anterior, el tiempo de desarrollo se puede incrementar al requerirse una ingeniería del conocimiento mayor, o los sistemas borrosos desarrollados pueden no tener un buen desempeño porque las FP definidas no sean apropiadas. Esta es una de las tareas que se ha beneficiado con los métodos automatizados de aprendizaje (Hong y Lee 1996) (Nauck, Klawonn et al. 1997) (Piñero, Arco et al. 2003) (Zhou y Gan 2006).

El grado de pertenencia de un elemento a un conjunto borrosos está fuertemente relacionado con la noción de similitud y esta consideración puede ser útil para definir la función que representará un término lingüístico durante la modelación del problema.

Sobre la solución de problemas utilizando conjuntos borrosos

El principio de extensión propuesto por (Zadeh 1965; Zadeh 1975) es un concepto básico de la teoría de los conjuntos borrosos que provee un procedimiento general para extender los dominios duros de las expresiones matemáticas a los dominios borrosos. Este procedimiento generaliza la aplicación común punto a punto de una función $f(.)$ a su aplicación entre conjuntos borrosos. Los sistemas expertos borrosos extienden los sistemas expertos tradicionales al incorporar conjuntos borrosos y/o lógica borrosa en su proceso de razonamiento y/o esquema de representación del conocimiento.

Un término lingüístico es una expresión en lenguaje natural o palabra que cuantifica de forma imprecisa un atributo como tamaño, estatura, edad. Mientras que valores numéricos son duros,

las percepciones son borrosas (Zadeh 2000). Luego, el uso de términos tales como: pequeño, alto, viejo, entre otros, propicia un tratamiento más natural a los valores numéricos.

El procedimiento de inferencia que deriva conclusiones a partir de un conjunto de reglas borrosas y hechos conocidos, también conocido como Modus Ponens generalizado, es una extensión de la ley del Modus Ponens de la lógica tradicional; al cual se refiere la definición siguiente:

Definición 1.9. (razonamiento aproximado) (Jang, Sun et al. 1997): Sean A, A' y B conjuntos borrosos sobre X, X y Y respectivamente. Se asume que una relación de implicación $A \Rightarrow B$ se expresa como una relación binaria borrosa R sobre $X \times Y$ que cuantifica en qué medida A implica B. El conjunto borroso B' inducido por "x es A'" y la regla borrosa "if x es A entonces y es B" se define por una relación de composición según (1.4).

$$B' = A' \circ R = A' \circ (A \Rightarrow B) \qquad \textbf{(1.4)}$$

En el modelo Mandani por ejemplo, se emplea la clásica composición max-min.

Por otro lado, en (Dubois y Prade 1988) se enfatiza en la cercanía entre las teorías de la lógica borrosa y de la posibilidad. La teoría de la posibilidad se relaciona con la teoría de los conjuntos borrosos definiendo el concepto de una distribución de posibilidad como una restricción borrosa, que flexibiliza la restricción sobre los valores que pueden ser asignados a la variable. Más específicamente:

Definición 1.10. (medida de la posibilidad)(Zadeh 1999). Sea $x \in X$ (el universo de una variable lingüística), y $A \in F(X)$. Una proposición de la forma "x es A"induce una distribución de posibilidad $\Pi_A(x) = A(x)$ y que representa la compatibilidad de x con A.

La teoría de la posibilidad soporta varias interpretaciones, pero básicamente se refiere a cuatro ideas según (Dubois, Nguyen et al. 2000) para referirse a la solución de un problema: factible, posible, consistente y permisible.

Definición 1.11. (consistencia) (Dubois, Nguyen et al. 2000). Sea una pieza de información incompleta E el conjunto de información que posee un agente. Si se conoce que "$x \in E$" y x es un objeto mal conocido (incompleto); el valor de x puede ser cualquiera (y solo uno) de los

elementos $A \in E$ con una medida de posibilidad $\Pi_E(A) = 1$ (evento perfectamente posible) si y solo si A es consistente con la información de E ($A \cup E = \varnothing$), en otro caso $\Pi_E(A) = 0$.

La hipótesis del razonamiento basado en similitud y el principio de inferencia relacionado están bien formalizados en el marco del trabajo con reglas y conjuntos borrosos. Cuando éste es visto también como una versión posibilística, se muestra la base para las extensiones correspondientes del aprendizaje basado en instancias y el razonamiento basado en casos; donde las predicciones toman la forma de distribución de posibilidad sobre el conjunto de salidas (Hüllermeier, Dubois et al. 2001). Trabajos que relacionan en general la inferencia basada en casos con la teoría de los conjuntos y la lógica borrosa aparecen en (Pal 2001; Wang y Dubitzky 2005).

Más específicamente, el RBC se puede interpretar como razonamiento aproximado basado en conjuntos borrosos, y en (Weber 2006) (Hüllermeier 2007) se expone cómo esta teoría puede estar presente en cada uno de los contenedores de conocimiento del RBC. Ejemplos: utilizar en la especificación de una solicitud términos lingüísticos ("Estoy buscando un carro confortable que sea moderadamente caro y muy duradero") (Pal y Shiu 2004) y en el diagnóstico médico se pueden utilizar conjuntos borrosos no solamente para representar las entradas al clasificador, sino para tratar las clases de salida borrosas (diagnóstico borroso) (Kuncheva y Steimann 1999). En general, en la "inferencia basada en casos" es posible explotar las técnicas de modelación lingüística por la conexión cercana entre la teoría de la posibilidad y los conjuntos borrosos (Hüllermeier 2007).

El uso de conjuntos borrosos es una herramienta muy útil en la representación de conocimiento para muchos dominios de aplicación, pues logran una caracterización matemática bastante acertada de términos del lenguaje natural, son métodos que no requieren grandes fuentes de datos, imponen axiomas débiles con respecto a la matemática convencional, permiten manejar a favor del producto final la imprecisión de los datos, y tienen un significado semántico muy usado en varios dominios de aplicación. Adicionalmente, la relación entre las teorías de posibilidad y de los conjuntos borrosos, debe ser aprovechada en el la obtención de modelos para favorecer el desarrollo de SBC.

1.3 Sobre las funciones de similitud

La similitud ha sido objeto de estudio de las ciencias cognitivas, destacándose el trabajo (Tversky 1977) donde su autor describe la similitud como un proceso de emparejamiento de atributos, plantea que la medida de un rasgo se determina por factores intensivos y de diagnóstico (significación discriminatoria) y refiere el intercambio dinámico entre similitud y clasificación (la clasificación se determina por la similitud entre los objetos y la similitud de los objetos se modifica por la manera en la cual ellos son clasificados). Trabajos posteriores (Novick 1988) (Ohnishi, Suzuki et al. 1994) también hacen la distinción de dos tipos de similitud: la que solamente considera diferencias superficiales entre los objetos a comparar sin profundizar en el entendimiento del dominio de aplicación, y la que tiene en cuenta conocimiento del dominio de aplicación profundizando en la relación con el objetivo. Por ejemplo, el sexo de un paciente puede tener un alto valor predictivo para diagnosticar cáncer de mama, y ser indiferente en la tarea de discriminar pacientes que padecen de esta enfermedad en el sistema respiratorio.

Como notación se adopta la siguiente. Sea $Y = \{y_1, y_2, .., y_c\}$ el dominio del rasgo objetivo y considérese que $\boldsymbol{M} = \{(\boldsymbol{d}_1, z_1), (\boldsymbol{d}_2, z_2),..., (\boldsymbol{d}_n, z_n)\}$ es una memoria o conjunto de n instancias, donde $\boldsymbol{d}_i \in \Re^m$ se refiere a la descripción (entrada) y $z_i \in Y$ al valor correspondiente en el rasgo objetivos (salida). Denótese por X_j , j= 1,…,m, el dominio del atributo j-ésimo y considérese que $d = (d_1, d_2,..,d_m)$ y $q = (q_1, q_2,..,q_m)$ son las descripciones de una instancia y problema a resolver respectivamente; donde $d_i, q_i \in X_i$, i= 1,…,n. Ver anexo 1.

1.3.1 La similitud basada en la distancia

La distancia y la similitud son dos conceptos relacionados (Duch 2000) (Wojna 2003), y desde el punto de vista matemático son conceptos duales (Valverde 1995). En (Duch 2000) se definen los métodos basados en similitud como una generalización de los métodos basados en la distancia; mientras que en (De Mantaras, McSherry et al. 2005) se refieren a la definición de similitud para el Razonamiento Basado en Casos. La expresión de similitud como el dual de una distancia se especifica a continuación, y requiere garantizar la normalización.

$$\sigma(x, y) = 1 - d(x, y) \qquad \textbf{(1.5)}$$

La siguiente definición establece los conceptos de métrica y espacio métrico.

Definición 1.12. Un espacio métrico es un conjunto no vacío X en el cual se define una métrica (o función de distancia) d: $X \times X \to \Re$ con las siguientes propiedades:

M_1) $0 \leq d(x, y) \leq \infty \quad \forall x,y \in X$ (no negatividad)

M_2) $d(x, x)=0 \quad \forall x \in X$ (reflexividad débil)

M_3) $d(x, y)=d(y, x) \quad \forall x,y \in X$ (simetría)

M_4) $d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z) \quad \forall x,y,z \in X$ (desigualdad triangular)

M_5) $d(x, y)=0 \Leftrightarrow x=y \quad \forall x,y \in X$ (distinguibilidad)

Cuando una distancia cumple las propiedades M_1, M_2, M_3 y M_4 se le llama pseudo-distancia. En muchos trabajos, la definición de la distancia satisface la positividad estricta: $x \neq y \Rightarrow d(x, y)>0$, sin embargo, un número importante de medidas de distancia como VDM no la satisface siempre (Wojna 2003). En general, los procesos de aprendizaje computarizado basados en "distancias", no prestan mucha atención a la propiedad M_5 sobre la distinguibilidad de los casos. Si se trata de un aprendizaje no supervisado, para la conformación de "clusters", dos instancias con rasgos idénticos funcionan exactamente como un solo caso. Si se trata de un aprendizaje supervisado para la clasificación, dos instancias con los mismos rasgos y la misma clase objetivo no aportan más información al aprendizaje que uno solo, en todo caso, variarían ligeramente los estadígrafos de la matriz de confusión. Pero si tal coincidencia no es muy frecuente, ello sería inocuo, y en todo caso la matriz de confusión se refiere a casos esencialmente diferentes.

Por estas dos razones, muchos autores relacionados con procesos de clasificación en estadística o inteligencia artificial, no hacen disquisiciones sobre si la medida de similitud que tratan es una "pseudo-distancia" o una "distancia". En el RBC por ejemplo, no siempre se requiere utilizar relaciones que cumplan estrictamente estas propiedades; y el hecho de cumplirse la propiedad M_5 se referencia como reflexividad fuerte, mientras que si la relación

es reflexiva y simétrica se le llama relación de proximidad (Dubois, Esteva et al. 1997). En lo sucesivo, nos permitimos hablar de "distancia" o "pseudo-distancia" indistintamente.

En (Bergmann, Richter et al. 2001b) se abordan dos principios relacionados estrechamente con la definición de la similitud. El primero se refiere al principio local-global, el cual asume que las descripciones de los objetos se construyen por partes (generalmente atributos), y que una medida global (en el espacio m-dimensional) también se obtiene por medidas locales (uni-dimensional). Con esta finalidad se pueden utilizar las métricas de Minkowsky; de las cuales una de la más utilizada es la distancia Euclideana d_E: $X \square X \square \Re^+$, cuya expresión es:

$$d_E(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{m} (x_i - y_i)^2} \qquad \textbf{(1.6)}$$

El segundo, por el conocimiento que encierra la medida de similitud, hace que en su definición siempre se trate de aproximar a la utilidad (Bergmann, Richter et al. 2001a). Es decir, mientras mayor sea la similitud entre la solicitud y un caso, más útil es este caso para la solicitud. El aprendizaje en una función de similitud es generalmente atendido por la adaptación de parámetros, y un típico parámetro es el peso de los rasgos (Wettschereck, Aha et al. 1997).

Muchos investigadores han focalizado su atención en el uso de métricas locales (Wilson y Martinez 1997) (Petri, Jussi et al. 2000) (Stanfill y Waltz 1986) con el objetivo de superar los sistemas basados en métricas globales. Por un lado las métricas locales generan clasificadores que pueden ser más sensibles a cambios locales de los datos y consecuentemente más precisos, y por otro lado, las métricas globales tienen pocos parámetros y los clasificadores resultan menos propensos al efecto de datos ruidosos. El punto crítico radica en precisar el grado de localidad de la métrica en áreas diferentes del espacio de entrada.

En el anexo 3, tomado de (Wilson y Martinez 1997), aparecen varias medidas de distancia o similitud (referidas la comparación de vectores de *m*-atributos). A continuación haremos referencia a ejemplos de métricas locales, las cuales son generalmente dependientes de la naturaleza simbólica, ordinal o numérica del rasgo en cuestión.

Sean $x, y \in X$ dos valores posibles de un atributo arbitrario. La expresión (1.7) se refiere a la distancia Euclideana normalizada (local), y solamente puede ser utilizada si el atributo es numérico, donde l y u se refieren a los valores mínimo y máximo del dominio del atributo respectivamente:

$$d_{norm1}(x,y) = \frac{|x-y|}{l_a - u_a} \qquad \textbf{(1.7)}$$

La normalización se requiere cuando estos criterios de comparación locales se utilizan en el contexto de funciones de comparación entre dos instancias para evadir la situación de que el rasgo a comparar tenga un rango relativamente grande que lo puede hacer prevalecer sobre el resto de los atributos que se consideren a los efectos de cuantificar la similitud entre dos instancias. En (Petri, Jussi et al. 2000) se hace referencia al significado geométrico de estas distancias y a las características del modelo que harían factible su aplicación.

Otros casos se refieren a los atributos simbólicos[6], donde no se puede definir un orden entre los valores asociados a sus categorías ontológicas e incluso a sus códigos formales. Una distancia de comparación local muy simple y frecuentemente utilizada es la siguiente:

$$d_{overlap}(x,y) = \begin{cases} 0 \text{ si } x = y \\ 1 \text{ si } e.\text{o.c.} \end{cases} \qquad \textbf{(1.8)}$$

El término atributos mezclados o heterogéneos se refiere a la coexistencia de atributos numéricos y simbólicos en la descripción de una instancia en más de una dimensión. La distancia HEOM (Heterogeneus Euclidean-Overlap Metric) definida en la expresión (1.9) permite manejar esta situación al combinar las expresiones (1.7) y (1.8).

$$d_{heom}(x,y) = \begin{cases} 1 \; si \; x = ? \; o \; y = ? \\ d_{overlap}(x,y) \; si \; el \; atributo \; es \; simbolico \\ d_{norm1}(x,y) \; si \; el \; atributo \; es \; numerico \end{cases} \qquad \textbf{(1.9)}$$

[6] Indistintamente se utilizan los términos simbólico o discreto nominal

Nótese que en este criterio si alguno de los valores a comparar es desconocido, se adopta que la distancia es la máxima posible. La comparación de atributos mezclados por la combinación de criterios define una métrica heterogénea y poco consistente.

Se reportan otras implementaciones de la similitud para dominios específicos de aplicación: para la recuperación de información en (Lin 1998), para comparar cadenas en(Levenshtein 1966), para calcular la similitud en el RBC aplicado a la planificación de proceso de manifactura basado en el principio de la utilidad (Morell, Bello et al. 2006), para el RBC bajo incertidumbre originada por instrumentos de medición (Gutiérrez y Bello 2003), y para el módulo basado en casos interpretativo de un modelo conexionista (García y Bello 1996).

1.3.2 Métricas basadas en la relación con el objetivo

Más recientemente, en el contexto del aprendizaje basado en instancias, muchas propuestas se basan también en la estimación de probabilidades (Blanzieri y Ricci 1999; Cost y Salzberg 1993; Stanfill y Waltz 1986; Wilson y Martinez 1997). La distancia más conocida de este tipo fue propuesta por (Stanfill y Waltz 1986), denominada VDM (Value Difference Metric). El criterio de comparación local de esta función para definir la distancia entre dos valores x, y de un atributo se especifica en la expresión siguiente:

$$d_{vdm}(x,y)=\left(\sum_{l=1}^{c}\left|P_r(C_l/x)-P_r(C_l/y)\right|^q\right)^{1/q} \qquad \textbf{(1.10)}$$

donde q es una constante (con valores 1 ó 2 generalmente), y C_l un valor posible para el atributo clase. El término $P_r(C/x)$ se refiere a la probabilidad condicional de que la clase de salida sea C, conocido que el atributo tiene valor x; que se puede estimar a partir de un conjunto de instancias conocidas de acuerdo a:

$$P_r(C/x)=\frac{N_{x,C}}{Nc} \qquad \textbf{(1.11)}$$

cuya interpretación se refiere al número de instancias en las cuales los valores x y C aparecen simultáneamente ($N_{x,C}$), relativo a la presencia de x (frecuencia relativa).

Nótese en su criterio de comparación local, que VDM tiene en cuenta la relación de cada rasgo con el rasgo objetivo; la cual se referencia en (Wettschereck, Aha et al. 1997) como uno de los criterios de similitud más sofisticados para comparar atributos discretos. Un estudio experimental (Grzegorz y Wojna 2002) utilizando la regla de los *k* vecinos más cercanos y la variante no pesada (todos los rasgos influyen de igual manera en la similitud global) muestra porcientos de clasificaciones correctas para VDM al menos tan buenos como con el C5.0[7]; mientras que en (Payne y Edwards 1998) se constata que VDM reduce el impacto de atributos irrelevantes sobre la precisión de la clasificación sin necesidad de pre-procesamiento de los datos.

El criterio de comparación local de VDM tiene las ventajas siguientes: tiene como imagen un valor normalizado en el intervalo [0,1]; mientras la mayoría de las funciones de distancia sobre valores discretos requieren valores binarios o simplemente cuentan el número de no coincidencias, el resultado de VDM depende del valor individual que tome el rasgo (es más informada), y el valor ausente se trata como si éste fuese otra categoría de las posibles. Sin embargo, esta función solo es aplicable a problemas de aprendizaje supervisado con atributos simbólicos.

En (Wilson y Martinez 1997) se hace notar que un problema de VDM es que no precisa qué hacer cuando en la solicitud se presentan valores que no aparecen en el conjunto de entrenamiento, y se proponen varias extensiones a VDM para extender su aplicación a atributos numéricos. La variante más simple para lograr lo anterior es emplear la discretización (Kurgan y Cios 2004). En este caso el dominio *X* de un rasgo de tipo numérico se particiona en intervalos, transformando el atributo a tipo ordinal por la asociación de cada valor a uno de los intervalos definidos. Esta distancia se nombra como DVDM (Discretized VDM), y se define en la expresión siguiente:

$$d_{DVDM}(x,y) = \sqrt{\sum_{l=1}^{c} \left(P_r(C_l/A) - P_r(C_l/B)\right)^2} \qquad \textbf{(1.12)}$$

[7] Técnica basada en árboles de desición

donde A, B representan intervalos correspondientes a x e y definidos sobre el conjunto X de valores posibles. Nótese que la medida $d(x, y)$ para todos los valores $x \in A$, $y \in B$ por la expresión anterior es la misma. Luego, DVDM tiene como desventaja fundamental que con la discretización se pierde información importante disponible en los valores continuos, lo cual puede llevar a que por ejemplo los valores extremos de un mismo intervalo sean considerados iguales; repercutiendo negativamente en la precisión de la generalización.

Otra extensión es HVDM (Heterogeneous VDM), que combina la distancia Euclideana para atributos numéricos y la VDM para rasgos nominales, de manera similar a HEOM. Esta variante requiere de un especial cuidado con la normalización, de manera que permita lograr una escala en un mismo rango a partir de dos tipos de medidas diferentes. Las restantes generalizaciones: IVDM (Interpolated VDM) y WVDM (Windowed VDM), utilizan la interpolación a los efectos de evadir los problemas de la discretización y se diferencian esencialmente en las técnicas para determinar los valores de probabilidad para cada clase.

Se han propuesto algunas métricas locales, que además de estimar algunas probabilidades, basan su efectividad en la optimización de un criterio dado: la métrica de (Short y Fukunaga 1981), y la Métrica de Riesgo Mínimo (MRM, Minimum risk metric) (Blanzieri y Ricci 1999). Ambas variantes se aplican a un espacio de entrada multidimensional y continuo, y entre estas la variante de Short y Fukunaga tiene una fuerte fundamentación teórica; que aunque inicialmente fue utilizada solamente para problemas con atributos numéricos, hace posible su extensión a atributos simbólicos o heterogéneos considerando estimadores de probabilidad más generales.

En (Blanzieri y Ricci 1999) se mencionan varias ventajas de este enfoque para definir métrica, entre las que se destacan: las métricas resultantes tiene una clara expresión analítica y motivación, se pueden calcular utilizando técnicas de estimación de densidad estandarizadas, pueden ser definidas sobre conjuntos de datos uniformes con rasgos tanto numéricos como simbólicos. Sin embargo, este último aspecto se hace posible por transformar los datos al tipo que cumple la métrica a usar. Por ejemplo, numerar y ordenar rasgos nominales para aplicar una métrica continua o por la combinación de dos métricas (ejemplo: Euclideana y de Hamming) en una métrica heterogénea difícil de adaptar de una manera consistente; con sus correspondientes desventajas (Wang y Dubitzky 2005). Una extensión más reciente a VDM

denominada NCM (Neigborhood Counting Metric) (Wang y Dubitzky 2005) se basa en interpretar el concepto de vecindad utilizando el concepto de hipertuplas, en lugar de la distancia, y no se limita a problemas de clasificación.

1.3.3 Uso de la teoría de los conjuntos borrosos en la definición de similitud

La noción de similitud en CBR es también inherentemente borrosa en su naturaleza (Weber 2006), y precisamente uno de los principales aspectos de la teoría de los conjuntos borrosos es la medición de la similitud para diseñar sistemas robustos. A partir de que este concepto está muy relacionado con el grado de pertenencia gradual, se puede modelar como una "fuzzificación" de una relación de igualdad.

Según (Zwick, Carlstein et al. 1987) hay dos variantes para la extensión a conjuntos borrosos: se basan en la generalización a conjuntos borrosos de modelos de distancia geométricas (Chen, Yeh et al. 1995), (Wang 1997) (Pappis y Karacapilidis 1993) o se extienden desde el enfoque teórico de los conjuntos ordinarios (Pappis y Karacapilidis 1993) (Wang 1997) (Dubois y Prade 1980; Zwick, Carlstein et al. 1987) (De Baets, De Meyer et al. 2001).

En (Xuecheng 1992) se profundiza en la relación entre los conceptos de medida de distancia y similitud de conjuntos borrosos, planteando la factibilidad de su relación dual. Por otro lado, Richter en (Burkhard y Richter 2001a) hace énfasis en que la suma pesada como función de similitud tiene el significado semántico de una composición de funciones; y que su aplicación a conjuntos borrosos se corresponde con utilizar t-normas y t-conormas cuando la similitud puede ser tratada desde un punto de vista aditivo o multiplicativo para la agregación respectivamente.

A continuación se definen funciones de la forma σ: $F(X)\square F(X) \rightarrow \Re^+$ que cuantifican medidas de similitud entre los conjuntos borrosos $A, B \in F(X)$.

Como generalización de los modelos geométricos

En (Chen, Yeh et al. 1995) y (Wang 1997) se proponen y estudian las propiedades de las funciones definidas a partir de la familia de funciones de distancia de la métrica-r de Minkowsky. La expresión (1.13) se refiere a la distancia de Manhatan (r=1):

$$\sigma(A,B) = 1 - \frac{1}{|X|}\sum_{i=1}^{n} |A(x_i) - B(x_i)| \qquad \textbf{(1.13)}$$

Inspirado en la distancia de Camberra en (Pappis y Karacapilidis 1993) se define:

$$\sigma(A,B) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} |A(x_i) - B(x_i)|}{\sum_{i=1}^{n} |A(x_i) + B(x_i)|} \qquad \textbf{(1.14)}$$

Como extensión de las operaciones definidas sobre conjuntos ordinarios (solamente basado en cardinalidad)

Una forma de generar medidas de similitud entre conjuntos ordinarios es basada solamente en la cardinalidad de los conjuntos involucrados (De Baets, De Meyer et al. 2001). Una medida del grado de igualdad (*E*, equality) de dos conjuntos borrosos puede ser calculada mediante la expresión siguiente propuesta por Jaccard (Baets y Mesiar 2002):

$$E(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \qquad \textbf{(1.15)}$$

La generalización de esta expresión es propuesta por varios autores (Wang 1997) (Dubois y Prade 1980) (Zwick, Carlstein et al. 1987), resultando expresiones como la siguiente (Pappis y Karacapilidis 1993):

$$\sigma(A,B) = \begin{cases} 1 & si \quad A = B = \phi \\ \dfrac{\sum_{i=1}^{n} \min(A(x_i), B(x_i))}{\sum_{i=1}^{n} \max(A(x_i), B(x_i))} & e.o.c \end{cases} \qquad \textbf{(1.16)}$$

donde se asume como operador de intersección (unión) entre conjuntos borrosos la t-norma mínimo (t-conorma máximo) y *∑-count* como extensión de la cardinalidad de un conjunto duro (definición 1.3). Ver otras variantes en el anexo 4.

En (Baets y Mesiar 2002) se propone una clase de medidas de similitud entre conjuntos borrosos, que garantiza la transitividad basadas solamente en la cardinalidad de los conjuntos involucrados; lo cual es una característica deseable en una función de similitud.

Como extensión de las operaciones definidas sobre conjuntos ordinarios (basado en operadores de inclusión)

Otra razonamiento es considerar la medida de similitud $\sigma(A, B)= S(A, B)\wedge S(B, A)$ basado en un operador S: $F(X)\square F(X)\rightarrow$ [0,1] de inclusión entre dos conjuntos borrosos (Bandler y Kohout 1980) (Wang, Baets et al. 1995). Esta medida de similitud borrosa es claramente una generalización de la relación de equivalencia siguiente $A=B\Leftrightarrow(A\subseteq B)\wedge(B\subseteq A)$ válida en la teoría de conjuntos clásicas (De Baets, De Meyer et al. 2001). En consecuencia, es posible obtener una clase de medidas de similitud para cada operador de implicación.

A diferencia del enfoque anterior solamente basado en la cardinalidad de los conjuntos involucrados, cuando se utiliza la medida de inclusión hay pérdida de transitividad; aunque sea razonable asumir que cuando A está incluida en B en algún grado x y B está incluida en C en un grado y, entonces A está incluida en C en un grado igual o mayor que min(x,y). Sin embargo, pueden ser muy sensibles a pequeños cambios en el grado de pertenencia de los elementos, lo que favorece obtener una medida de similitud gradual que diferencie elementos cercanos entre sí.

Funciones de comparación entre elementos

Asociada a cada función de similitud entre conjuntos borrosos existe una función de similitud entre elementos. Para ello, al comparar dos elementos $x, y \in X$ se considera el grado de compatibilidad de estos a cada conjunto borroso $A_j \in F(X)$. Las siguientes expresiones de similitud $\sigma: X\text{x}X\rightarrow \Re^+$ definen una medida de similitud borrosa entre elementos.

La expresión (1.17) (Pappis y Karacapilidis 1993) es la expresión correspondiente con la expresión (1.14) para comparar dos valores de un rasgo.

$$\sigma(x,y)=1-\frac{\sum_{j=1}^{N}\left|A_j(x)-A_j(y)\right|}{\sum_{j=1}^{N}\left|A_j(x)+A_j(y)\right|} \qquad \textbf{(1.17)}$$

Mientras que la expresión (1.18) (Morell, Bello et al. 2004) tiene esta finalidad, pero solo considerando los términos lingüísticos α[8] y β[9] que se asocian a los conjuntos borrosos a los cuales los valores x e y respectivamente tienen máximo grado de pertenencia.

$$\sigma(x,y)=\begin{cases}1 \; si \; \alpha=\beta \\ 1-\dfrac{|\alpha(x)-\alpha(y)|+|\beta(x)-\beta(y)|}{2}\end{cases} \qquad \textbf{(1.18)}$$

Nótese que esta expresión básicamente consiste en utilizar medidas numéricas, como en la expresión anterior; pero solamente considerando los términos lingüísticos α y β a los cuales los valores x e y tienen mayor grado de pertenencia respectivamente, como resultado de aplicar el principio de máxima membresía.

Muchas investigaciones que usan la teoría de los conjuntos borrosos también asumen que la disimilitud es lo inverso de la similitud; mientras otros prefieren hablar de una medida de disimilitud, haciendo énfasis en que para los conjuntos borrosos no similitud y disimilitud no son sinónimos (Croos y Sudkamp 2002).

Basados en coeficientes de correlación

Es muy común en el análisis estadístico de los datos buscar la correlación entre variables o atributos. Los coeficientes de correlación son formas matemáticas de medir el grado de asociación o intensidad entre dos variables aleatorias. Por ejemplo, el coeficiente de correlación de Pearson mide la fortaleza de una posible relación lineal entre dos variables continuas x e y. Los coeficientes de Spearman y la Tau de Kendall, son alternativas no paramétricas, válidas cuando las variables tienen nivel de medición ordinal. Pero cualquiera de estas medidas está desprovista de sentido de causalidad, y de hecho la mayoría de los coeficientes de correlación tienen un carácter totalmente simétrico (Siegel y Castellan 1988). En el anexo 3 se incluyen estos coeficientes como medidas de similitud en un espacio multidimensional.

---

[8] $\alpha = arg\,max_{j=1}^{N} A_j(x)$

[9] $\beta = arg\,max_{j=1}^{N} A_j(y)$

En el contexto de la teoría estadística clásica, se requiere que las observaciones tengan cierta distribución de probabilidad; sin embargo, en las aplicaciones del mundo real, las observaciones se describen muchas veces por términos lingüísticos. En consecuencia, trabajos más recientes han extendido la aplicación de los coeficientes de correlación a un ambiente borroso, basado en el principio de extensión propuesto por Zadeh. Por ejemplo, en (Chiang y Lin 1999) se adoptan los conceptos de la estadística convencional para definir una expresión para el coeficiente de correlación de Pearson sobre el dominio de los conjuntos borrosos; mientras que en (Chaudhuri y Bhattacharya 2001) se muestra cómo se aplica el coeficiente de Spearman si los elementos del soporte de cada conjunto se ordenan de acuerdo a los valores de pertenencia borrosos.

Cuando al menos una de las dos observaciones es borrosa, la medida de correlación entre estas es borrosa también. Sin embargo, aunque los resultados anteriores están bien fundamentados desde el punto de vista matemático, todos mantienen el cálculo del coeficiente de correlación como un valor duro entre -1 y 1, en lugar de obtener un número borroso con un significado intuitivo y más realista; enfoque que siguen las medidas borrosas de estos mismos coeficientes propuestas recientemente por (Liu y Kao 2002).

La semántica de esta medida como una valor duro entre -1 y 1 no sólo nos daría información sobre la fortaleza de la relación (valor absoluto), sino también sobre el sentido (signo). En cualquier variante, incluso desde el enfoque duro, las medidas de distancia basadas en correlación no cumplen la desigualdad triangular, y su aplicación definiría una semi-métrica.

1.4 Evaluación de sistemas basados en el conocimiento

Aunque los conceptos básicos de evaluación[10] son comunes para el software convencional y el software que aplica técnicas de Inteligencia Artificial (IA) de forma general, los métodos de validación del software tradicional no son directamente aplicables a estos sistemas. Algunos de ellos pueden ser adaptados, pero también se requieren nuevos métodos de validación que sean específicos para ellos. La evaluación en esencia se refiere a la capacidad del modelo para representar confiablemente el sistema real, que en un SBC se refiere a determinar si

[10] Se considera que el término evaluación incluye la validación y la verificación

finalmente el comportamiento del sistema está al nivel de un experto en ese dominio o puede asistir al usuario en la ejecución de sus tareas.

La evaluación de un SBC puede ser dividida en las fases de verificación, validación, laboratorio de evaluación y evaluación de campo (Daalen 1992). Las dos primeras están dirigidas a alcanzar el comportamiento óptimo del sistema computacional y son etapas clásicas en la evaluación de un software (Pressman 1994); mientras que las dos últimas están dirigidas a la estimación de la calidad del sistema, primero en un ambiente de laboratorio, y luego en un ambiente concreto.

1.4.1 Medidas a considerar en la evaluación

La capacidad del modelo para representar confiablemente el sistema real, se relaciona esencialmente con la precisión (Daalen 1992); sin embargo, en la modelación borrosa se adiciona otra característica que asegura la calidad de los modelos borrosos que se obtienen: la interpretabilidad (Casillas 2003). Esta se refiere a la habilidad para incorporar conocimiento experto humano, el cual, en la mayoría de las aplicaciones del mundo real, se describe por sentencias vagas e imprecisas; así como la facilidad para expresar el comportamiento de los sistemas con un lenguaje fácil de interpretar por los seres humanos.

Obtener altos grados de desempeño e interpretabilidad al mismo tiempo, es un propósito contradictorio, porque en la práctica una de las dos propiedades prevalece sobre la otra; pero ambos criterios son de vital importancia en la modelación de sistemas, y más recientemente en la comunidad de científicos de esta área se está prestando atención al balance entre estos aspectos (Casillas 2003).

El segundo aspecto referido a la interpretabilidad requiere de un estudio cualitativo, que se inicia definiendo los criterios orientados que permitan evaluar el concepto antes definido; los cuales a su vez son más difíciles de evaluar, pues dependen de la subjetividad de los usuarios. Debe incluir aspectos referidos a la: naturalidad (si la modelación computacional es cercana a la realidad), comprensión (si el principio seguido en la solución de un problema es fácil de entender) e interpretabilidad (si la respuesta del sistema es fácil de interpretar por el usuario del sistema).

Para la evaluación del desempeño en problemas de clasificación supervisada se utilizan criterios[11] tales como (Donald, Spiegelhalter et al. 1994): porciento de clasificaciones correctas, diferentes medidas del error, el índice de Kappa (Brender, Talmon et al. 1994) , *F-Measure* (Van Rijsbergen 1979), y funcionales de calidad y error (Ruiz-Shulcloper 2000). En particular, aunque la precisión pudiera parecer suficiente para evaluar el desempeño algoritmo, esta medida no tiene en cuenta el desempeño por cada clase; y por tanto se le debe dar a la razón de error un peso importante en la valoración de los resultados.

Adicionalmente, medidas que se ilustran para problemas de clasificación en dos clases, deben ser consideradas en áreas de aplicación como la Bioinformática y la Medicina ; tales como: área bajo la curva (ROC, relación entre los casos positivos correctamente identificados y los casos negativos que son incorrectamente clasificados) (Provost y Fawcett 1997), sensibilidad (probabilidad que tiene un enfermo de dar un resultado positivo en dicha prueba) , Especificidad (probabilidad que tiene una persona sin la enfermedad de interés de dar un resultado negativo en dicha prueba), Valor Predictivo Positivo (VPP, la probabilidad que tiene una persona con la prueba diagnóstica positiva de tener la enfermedad), Valor Predictivo Negativo (VPN, probabilidad que tiene una persona que ha resultado negativa en la prueba diagnóstica de no tener la enfermedad).

1.4.2 Técnicas utilizadas

El esquema que se diseñe para evaluar las medidas cuantitativas debe incluir técnicas de validación cruzada, y un diseño específico orientado al objetivo del estudio, donde se consideren archivos de datos que puedan ser representativos de las situaciones a resolver por el sistema. No se espera que algún algoritmo pueda ser el mejor para todas las aplicaciones, se espera que ellos tengan un desempeño significativamente mejor para ciertos problemas. Luego, una variante a utilizar es la comparación con otros enfoques, concluyendo del estudio de ser posible qué caracteriza los conjuntos de datos para los cuales el nuevo modelo

[11] Indistintamente se utilizan los términos criterio o medida para hacer referencia a los aspectos cuantitativos o cualitativos a considerar en la evaluación

propuesto arroja mejores resultados (Donald, Spiegelhalter et al. 1994) (Núñez, Sánchez-Marré et al. 2004) (Liao y Zhang 1998; Wilson y Martinez 1997).

Adicionalmente en (Demsar 2006) se presenta un resumen de los procedimientos a seguir en la validación de nuevos algoritmos de la IA en una muestra de artículos seleccionados; y se hace énfasis en la importancia de la evaluación estadística comparativa de los resultados experimentales (utilizando pruebas de comparación de poblaciones), en lugar de llegar a conclusiones sobre estudios comparativos considerando solamente el valor promedio de alguna medida (ejemplo la precisión) o la cantidad de archivos de datos para los cuales se obtiene el mejor resultado respecto a los algoritmos considerados en el experimento.

En los estudios cualitativos se recomienda utilizar pruebas estadísticas para medir concordancia (Siegel y Castellan 1988) de aspectos ya evaluados de alguna manera, o a partir de utilizar el método Delphi (Lindstone y Turoff 1975) que procede por medio de interrogación a expertos mediante encuestas.

1.4.3 Ejemplos de validaciones realizadas

Una variante a utilizar en la evaluación de los SBC es la comparación con otros enfoques, concluyendo del estudio de ser posible qué caracteriza los conjuntos de datos para los cuales el nuevo modelo propuesto arroja mejores resultados. Por ejemplo, de la evaluación de PEBLS (Cost y Salzberg 1993) se concluye que este es un robusto algoritmo, con el cual se obtienen resultados comparables con el MLP, árboles de decisión y otros algoritmos de aprendizaje. En la comparación de este algoritmo basado en instancias se consideraron tres aspectos: precisión, velocidad de aprendizaje y una evaluación sobre el entendimiento del algoritmo y la representación que utiliza; mostrando que los algoritmos basados en los *k*-vecinos más cercanos son clasificadores poderosos, aún cuando todos los rasgos son simbólicos. En general los IBL han sido a menudo preferibles respecto a otros algoritmos al tener un desempeño comparable respecto al primer aspecto, y superior considerando los dos restantes.

En 1994 el proyecto StatLog (Donald, Spiegelhalter et al. 1994) de la comunidad europea hace una reseña de varios enfoques para la clasificación, y hace la comparación del desempeño de veinte métodos de clasificación con veinte archivos de datos sobre problemas del mundo real. En la comparación de los algoritmos se utilizan medidas del desempeño, pero también se

definen aspectos cualitativos tales como: tipos de datos que admite, si el principio del método es fácil o no de entender, si para la selección de parámetros importantes el programa brinda guías al usuario o brinda la facilidad de selección de estos de forma automática, entre otros.

Posteriormente en 1996, Rhower y Morciniec (Rohwer y Morciniec 1996) comparan la precisión de 24 métodos de clasificación (basados en redes neuronales, estadísticos y de reconocimiento de patrones) con 11 archivos de datos. En estos estudios no se ha observado una tendencia consistente; es decir, para cada clasificador es posible encontrar un archivo con el cual se obtienen resultados excelentes, y otro para el cual se obtienen resultados muy malos. Luego, en aplicaciones del mundo real una buena estrategia es buscar el mejor clasificador que trabaje para un conjunto de datos dado.

En (Núñez, Sánchez-Marré et al. 2004) se realiza un estudio comparativo del uso de medidas de similitud en las aplicaciones del RBC en la toma de decisiones para mejorar la clasificación de situaciones ambientales; considerando que en este campo de aplicación se dificulta el diagnóstico debido a que se consideran múltiples factores. Los resultados de este y otros estudios (Liao y Zhang 1998; Wilson y Martinez 1997), muestran que el desempeño con las diferentes medidas de similitud está fuertemente relacionado con el tipo de atributo que representa un caso. Este estudio muestra que con el archivo WWTP se obtiene una precisión muy pobre con todas las distancias; el cual se caracteriza por tener gran cantidad de valores ausentes en todos los atributos (equivalente a un 35.8%).

En (Demsar 2006) también se aborda la importancia de la evaluación en este contexto y cómo realizarla. Se hace énfasis en la evaluación estadística de los resultados experimentales; y se recomienda en particular hacer un uso mayor de las pruebas estadísticas de comparación de poblaciones, en lugar de llegar a conclusiones calculando el desempeño promedio.

En (Rodriguez 2002) el autor hace un estudio sobre la evaluación de los sistemas basados en conocimiento, que enriquecido con estudios recientes nos muestra que la validación es imprescindible en estos tipos de sistemas, que debe incluir aspectos cuantitativos y cualitativos; y en un marco comparativo utilizando técnicas bien fundamentadas para llegar a conclusiones del estudio. Este debe realizarse fundamentalmente en dos momentos: utilizando

archivos de datos sintéticos, por ejemplo los archivos de datos de la UCIMLR[12] que se reconocen internacionalmente con esta finalidad, y posteriormente en un ambiente concreto para dar solución a problemas prácticos.

Es deseable concluir de la primera parte del estudio, las características de la problemática a las que se orienta aplicar el objeto a evaluar (algoritmo, modelo). Para ello se requieren herramientas computacionales que faciliten la evaluación comparativa con otros enfoques existentes, marco de referencia imprescindible en los sistemas que aplican IA, que implementen diferentes medidas para evaluar el desempeño, y un diseño adecuado del estudio a realizar a partir de las hipótesis definidas.

Como resultado de la revisión bibliográfica y de la factibilidad del trabajo en función de los objetivos, se plantean las siguientes hipótesis como presuntas respuestas a las preguntas de investigación:

Hipótesis de investigación:

H_1: Es posible extender el modelo implementado en SISI utilizando conjuntos borrosos para modelar los atributos numéricos de modo que se garantice un tratamiento más natural de este tipo de rasgo sin afectar el desempeño del modelo.

H_2: Es posible definir un nuevo criterio de similitud local general para todo tipo de rasgo haciendo uso de la lógica borrosa y de la información obtenida a partir de un conjunto de entrenamiento, y su aplicación en el contexto de los algoritmos basados en instancias para resolver problemas de clasificación supervisada garantizando un adecuado balance entre la precisión y la interpretabilidad.

1.5 Conclusiones parciales

A partir de la revisión bibliográfica realizada podemos concluir que:

- Una tendencia actual es el desarrollo de modelos híbridos para combinar las facilidades de los enfoques que utiliza y minimizar sus deficiencias. Las redes neuronales artificiales

[12] Murphy, P.M., Aha, D.W.: UCI Repository of Machine-Learning Databases, http:\\www.ics.uci.edu/~mlearn\mlrepository.htm

asociativas y el aprendizaje basado en instancias hacen un uso extensivo del concepto de similitud, cuya combinación incorporando la teoría basada en la lógica y conjuntos borrosos permitirá desarrollar sistemas basados en el conocimiento robustos y con un adecuado desempeño, al mismo tiempo que se tiene mayor naturalidad en la modelación computacional del problema e interpretabilidad de las soluciones que este provee.

- La analogía, como uno de los aspectos más importantes en el razonamiento inteligente, no se restringe a un proceso de inferencia lógico, y considera que la similitud puede proveer una base probabilística para la inferencia. La noción de similitud está fuertemente relacionada con la teoría de los conjuntos borrosos al considerar que una función de pertenencia expresa proximidad con respecto a los elementos del núcleo del conjunto borroso correspondiente y la similitud es en esencia una relación borrosa que da una medida del grado de pertenencia gradual a la relación de igualdad. En la agregación de información representada por funciones de pertenencia es recomendable el uso de uninormas debido a su efecto compensativo.
- Existen muchas formas de medir la similitud y no existe una implementación adecuada de este concepto para todos los dominios de aplicación. En particular, el algoritmo de los k vecinos más cercanos es muy sensible a la definición del criterio de cercanía, y de aquí que en su aplicación éste se considere el cuello de botella de la ingeniería del conocimiento.
- La métrica basada en la diferencia de valores ha mostrado su efectividad para comparar atributos simbólicos en problemas de clasificación, y ha motivado el desarrollo de nuevas versiones que la extienden para comparar también atributos numéricos. Esta medida tiene en cuenta conocimiento del dominio de aplicación profundizando en la relación con el objetivo, y se implementa utilizando la estimación de probabilidades condicionales a partir de un conjunto de instancias conocidas. Sin embargo, en la bibliografía consultada aunque existen numerosas funciones de similitud que incorporan la teoría de la lógica y los conjuntos borrosos pero no siguen esta implementación de la similitud, por lo que resulta de especial interés extender la medida VDM sobre variables lingüísticas.
- La evaluación de sistemas basados en el conocimiento para resolver problemas de clasificación ha sido estudiada por varios autores y existen múltiples medidas y criterios

cualitativos para evaluar el desempeño de un algoritmo con esta finalidad. Para validar un nuevo algoritmo primeramente se deben realizar experimentos utilizando técnicas de validación cruzada que cuantifiquen estos criterios con múltiples archivos de datos de la UCIMLR, orientando el estudio a caracterizar los datos para los cuales el algoritmo propuesto es exitoso. El procesamiento de los resultados no debe limitarse a estadísticos descriptivos, se deben aplicar técnicas estadísticas de comparación de poblaciones que permitan mostrar posibles diferencias significativas entre los algoritmos considerados. La evaluación no es completa sin la aplicación exitosa de los nuevos algoritmos a la solución de problemas reales.

2 Modelos híbridos basados en similitud para la clasificación supervisada

Se presentan dos modelos híbridos basados en similitud, cada uno de los cuales combina coherentemente las redes neuronales asociativas, el razonamiento basado en casos y la lógica borrosa; utilizando esquemas de razonamiento diferentes para dar solución a un nuevo problema a partir de un conjunto de instancias conocidas. En ellos subyace una implementación común del concepto de similitud, basado en la modelación de los atributos numéricos utilizando conjuntos borrosos; lo cual permite en los nuevos modelos eliminar la diferencia en el tratamiento de rasgos numéricos y simbólicos.

El primero de los modelos propuestos, es una extensión de uno modelo híbrido existente, donde se utiliza una red neuronal asociativa como resolvedor de problemas y se explica la solución dada utilizando razonamiento basado en casos interpretativo; mientras que el segundo utiliza un algoritmo basado en instancias para resolver un problema de clasificación supervisada. La implementación del concepto de similitud (distancia) global, se define como la suma de criterios de comparación a nivel de rasgo siguiendo el principio global-local. La definición del criterio de comparación local (unidimensional) se basa en la relación dinámica de cada valor posible para ese rasgo con la clase correspondiente (factor diagnóstico de un rasgo) basado en conocimiento del dominio (un conjunto de instancias). La propuesta consiste en extender sobre variables lingüísticas y generalizar la métrica VDM que ha mostrado buenos resultados en problemas de clasificación y en presencia de rasgos irrelevantes, pero solo aplicable en atributos simbólicos.

2.1 Dos nuevas familias de funciones de distancia basadas en la asociación entre conjuntos borrosos

Se considera que dos valores para un rasgo predictor[13] son similares en la medida que, en un conjunto de instancias conocidas, la asociación (o relación) de estos valores sea similar con

[13] Un rasgos predictor se refiere a un rasgo que describe una instancia

cada uno de los valores posibles del rasgo objetivo[14]. Para un atributo numérico en un conjunto de instancias dadas pueden existir tantos valores diferentes como instancias se consideren en la muestra; y por tanto en estas condiciones, aplicar el concepto de asociación entre valores para definir la distancia no tiene sentido.

La propuesta del presente trabajo se basa en considerar para cada atributo numérico una partición borrosa sobre su dominio; y definir un criterio de comparación a nivel de rasgo (local) mediante la combinación, utilizando operadores de agregación de la lógica borrosa, del grado de pertenencia (o compatibilidad) de un valor numérico con cada término lingüístico definido sobre su dominio y una medida que cuantifique la asociación entre dos conjuntos borrosos (Fuzzy Association).

Definición 2.1 Influencia de un elemento.

Sean $\Pi(X)= \{A_1,A_2,..,A_N\}$ una partición borrosa definida sobre X y C una clase de las c posibles. Una medida de la influencia de un elemento $x \in X$ en C y que denotaremos $I(x,C)$ se obtiene como resultado de agregar las medidas de asociación entre cada conjunto borroso A_j, $\forall j= 1,,N$ y C, ponderado por el grado de pertenencia (compatibilidad) del valor a comparar $A_j(x)$.

En general se puede definir que I: $X \square Y \rightarrow \Re$ independientemente del operador de agregación, cuya elección dependerá de la definición de la expresión para cuantificar la asociación entre dos conjuntos borrosos. En este trabajo se propone cuantificar una medida de cercanía utilizando esta medida de acuerdo a la siguiente:

Definición 2.2: Métrica basada en la diferencia de asociaciones borrosas (FADM, Fuzzy Association Difference Metric).

Sea X el dominio de un atributo predictor, Y el dominio del atributo objetivo. Sean $x, y \in X$ y $\Pi(Y)= \{C_1,C_2 ,..,C_c\}$ una partición borrosa sobre Y. La distancia entre dos elementos $x, y \in X$ d_{FADM}: $X \square X \rightarrow \Re^+$ se define por la siguiente expresión:

$$d_{FADM}(x,y) = \sqrt{\sum_{l=1}^{c} \left(I(x,C_l) - I(y,C_l)\right)^2} \qquad \textbf{(2.1)}$$

[14] Es una rasgo de salida para el cual se desea inferir un valor

Otro aspecto se refiere al tratamiento de los valores ausentes en la comparación, el cual queda implícito en la expresión anterior por la relación entre la teoría de los conjuntos borrosos y la teoría de la posibilidad. Si el valor de x se desconoce para la i-ésima instancia (x_i = ?), se interpreta que este evento tiene máxima compatibilidad con cada uno de los términos lingüísticos $A_j \in F(X)$; es decir, $A_j(x_i)=1, j=1,..,N;$ sobre la base de que esta situación representa un evento perfectamente posible por definiciones 1.10 y 1.11.

En la bibliografía consultada no se reportan funciones que se basen en conjuntos borrosos, y a su vez en la relación del valor del rasgo a comparar con el rasgo objetivo basado en conocimiento del dominio (conjunto de instancias). En este trabajo se definen dos nuevas familias de funciones de distancia con esta característica, en correspondencia con las variantes que se utilizan para calcular la asociación entre dos conjuntos borrosos.

2.1.1 Extensión de VDM sobre variables lingüísticas

La distancia VDM en su criterio de comparación local utiliza la frecuencia relativa (o probabilidad condicional) como criterio para estimar una medida de la relación entre dos valores simbólicos, para un conjunto de instancias conocidas. Se considera como extensión a conjuntos borrosos la definición (1.6) propuesta por Kosko[15], implementación utilizada para extender el operador de inclusión entre conjuntos duros (asimétrico). Luego, la expresión para calcular la asociación entre los conjuntos borrosos $A \in \Pi(X)$ y $C \in \Pi(Y)$ es una función S: $F(X \square Y)^2 \rightarrow [0,1]$, cuya expresión es la siguiente:

$$S^T(A,C) = \frac{\sum_{i=1}^{n} T(A,C)}{\sum_{i=1}^{n} A(x_i)} \qquad \textbf{(2.2)}$$

sobre los nuevos conjuntos borrosos definidos en $F(X \square Y)$ de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} A(x,z) &= A(x), \forall (x,z) \in X \times Y \\ C(x,z) &= C(z), \forall (x,z) \in X \times Y \end{aligned} \qquad \textbf{(2.3)}$$

y donde T es un parámetro y se refiere a la t-norma. Por ejemplo, la expresión siguiente:

---

[15] Definición de medida de inclusión entre conjuntos borrosos (subsethood) tomada de: Kosko, B. (1986). "Fuzzy entropy and conditioning." Information Sciences 40(2): 165-174.

$$S^P(A,C) = \frac{\sum_{i=1}^{n} A(x_i)C(z_i)}{\sum_{i=1}^{n} A(x_i)} \qquad \textbf{(2.4)}$$

muestra el resultado de aplicar la t-norma producto. Las expresiones que resultan de aplicar las t-normas: Mínimo y Lukasievich aparecen en el anexo 5.

Definición 2.3: Familia de métricas basadas en la diferencia de valores borrosos (FVDM, Fuzzy Value Difference Metric).

Sea X el dominio de un atributo predictor, Y el dominio del atributo objetivo. Sean $A, B \in \Pi(X)$ y $\Pi(Y)= \{C, C_2,.., C_c\}$ una partición borrosa sobre Y. La distancia entre los conjuntos borrosos A, B se define como: d_{FVDM}: $\Pi(X)\square\Pi(X)\rightarrow\Re^+$, cuya expresión es:

$$d_{FVDM}(A,B) = \sqrt{\sum_{l=1}^{c}\left(S^T(A,C_l) - S^T(B,C_l)\right)} \qquad \textbf{(2.5)}$$

donde el parámetro T representa una t-norma, y es precisamente lo que hace que esta expresión constituya una familia de funciones de distancia.

Nótese que independientemente de la t-norma utilizada en la función $S(.)$, en un problema de clasificación con clases duras este criterio de comparación para un rasgo simbólico se reduce a la métrica VDM propuesta por Stanfill y Waltz como caso particular.

Definición 2.4: Familia FVDM entre elementos.

Sea X un atributo predictor y $\Pi(X)= \{A_1, A_2,.., A_N\}$ una partición borrosa definida sobre X. Sea Y el dominio del atributo objetivo y $\Pi(Y)= \{C_1, C_2,.., C_c\}$ una partición borrosa sobre Y, $C \in \Pi(Y)$. Una medida de la influencia de un elemento $x \in X$ en C se define por I: $X\square Y\rightarrow[0,1]$, cuya expresión es:

$$I(x,C) = \sum_{j=1}^{N} A_j(x) S^T(A_j, C) \qquad \textbf{(2.6)}$$

para definir que la FVDM para comparar elementos d_{FVDM}: $X\square X\rightarrow\Re^+$ se exprese como:

$$d_{FVDM}(x,y)=\sqrt{\sum_{l=1}^{c}\left(\sum_{j=1}^{N}A_j(x)S^T(A_j,C_l)-\sum_{j=1}^{N}A_j(y)S^T(A_j,C_l)\right)^2} \qquad \textbf{(2.7)}$$

2.1.2 Familia de funciones basada en coeficientes de correlación

Una forma matemática utilizada usualmente, y que da más información de la relación entre dos variables, son los coeficientes de correlación (Siegel y Castellan 1988). Sea $r_{A,B}$ una medida de la correlación entre los conjuntos borrosos $A, B \in F(X)$, cuya aplicación es obvia al considerar que un término lingüístico $A \in F(X)$ define una muestra aleatoria $\{A(x_1), A(x_2),.., A(x_n)\}$ a partir de un conjunto n de elementos $\{x_1, x_2,.., x_n\}$.

Para su implementación se utilizan los resultados de Chiang y Lin[16], donde r: $F(X)\times F(Y)\rightarrow[-1,1]$ y se calcula mediante la expresión siguiente:

$$r_{A,C}=\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(A(x_i)-\overline{A}(x)\right)\left(C(x_i)-\overline{C}(x)\right)\Big/(n-1)}{S_A S_C} \qquad \textbf{(2.8)}$$

Donde, en este contexto borroso, la expresión (2.9) significa el promedio de los grados de pertenencia sobre un conjunto borroso A, y la expresión (2.10) representa el grado de variación de la compatibilidad de los ejemplos de la muestra al término lingüístico representado por el conjunto borroso A.

$$\overline{A}(x)=\frac{\sum_{i=1}^{n}A(x_i)}{n} \qquad \textbf{(2.9)}$$

$$S_A=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(A(x_i)-\overline{A}(x)\right)^2}{n-1}} \qquad \textbf{(2.10)}$$

Definición 2.5 Métrica basada en la diferencia de correlaciones borrosas (FCDM, Fuzzy Correlation Difference Metric).

Sea X el dominio de un atributo predictor, Y el dominio del atributo objetivo. Sean $A, B \in \Pi(X)$ y $\Pi(Y)= \{C_1 , C_2 ,.., C_c\}$ una partición borrosa sobre Y. La familia de distancia FCDM para comparar conjuntos borrosos se define como d_{FCDM}: $\Pi(X)\times\Pi(X)\rightarrow\Re^+$, cuya expresión es:

---

[16] Chiang, D.-A. y N. P. Lin (1999). "Correlation of fuzzy sets." Fuzzy Sets and Systems 102(2): 221-226.

$$d_{FCDM}(A,B)=\sqrt{\sum_{l=1}^{c}\left(r_{A_j,C_l}-r_{B_j,C_l}\right)^2} \qquad \textbf{(2.11)}$$

donde $r_{A,C}$ es el coeficiente de correlación definido en 2.6.

Definición 2.6 Métrica basada en la diferencia de correlaciones (CDM, Correlation Difference Metric).

Cuando los conjuntos *A* y *C* son conjuntos ordinarios como caso particular, resulta una nueva función de distancia para comparar atributos simbólicos y que referenciaremos como CDM (Correlation-Difference Metric).

Definición 2.7 Familia FCDM entre elementos.

Sea *X* un atributo predictor y $\Pi(X)=\{A_1, A_2,.., A_N\}$ una partición borrosa definida sobre *X*. Sea *Y* el dominio del atributo objetivo y $\Pi(Y)=\{C_1, C_2,.., C_c\}$ una partición borrosa sobre *Y*, $C \in \Pi(Y)$. Se define una medida de la influencia de un elemento $x \in X$ en *C* como $I: X\square Y\rightarrow[-1,1]$ mediante la expresión siguiente:

$$I(x,C)=\prod_{j=1}^{N}\left(A_j(x)*r_{A_j,C}\right) \qquad \textbf{(2.12)}$$

que se utiliza para definir la familia FCDM entre elementos: d_{FCDM}: $X\square X\rightarrow\Re$, mediante la expresión:

$$d_{FCDM}(x,y)=\sqrt{\sum_{l=1}^{c}\left(\prod_{j=1}^{N}\left(A_j(x)*r_{A_j,C_l}\right)-\prod_{j=1}^{N}\left(A_j(y)*r_{A_j,C_l}\right)\right)^2} \qquad \textbf{(2.13)}$$

donde $r_{A,B}$ es el coeficiente de correlación de Pearson entre los conjuntos borrosos *A* y *B;* y donde se utiliza como operador de agregación la uninorma *U* (parámetro que define esta familia) en función de su asociatividad.

$$\prod_{j=1}^{n}u_j=U(u_1,U(u_2,...,U(u_{n-1},u_n))) \qquad \textbf{(2.14)}$$

Se ejemplifica con la uninorma utilizada en el sistema experto MYCIN (Buchanan y Shortliffe 1984).

$$U(u,v)=\begin{cases} u+v-uv & si\ \ u,v\geq 0, \\ u+v+uv & si\ \ u,v<0,\ |u|,|v|\leq 1 \\ (u+v)/(1-min(|u|,|v|)) & e.o.c. \end{cases} \qquad \textbf{(2.15)}$$

2.1.3 Consideraciones generales sobre las distancias propuestas

Las funciones de distancia FVDM y FCDM propuestas en este trabajo tienen las siguientes características:

- Son criterios de comparación locales (uni-dimensional) que tienen en cuenta la relación entre el rasgo que se compara y el rasgo objetivo (principio de utilidad) en un conjunto de instancias conocidas.
- Consideran el principio local-global al ser interpretadas como una composición de dos funciones: como criterio global ser utiliza la distancia Euclideana (considerando como dimensión del vector la cantidad de clases definidas en el problema) y cada componente del vector es una agregación de tantos criterios de asociación como etiquetas lingüísticas se hayan definido sobre *X*.
- El criterio de comparación propuesto para comparar dos elementos, basados en una modelación borrosa del rasgo y en la definición de influencia de un elemento, difiere del procedimiento seguido por otros autores para obtener el criterio de comparación entre dos elementos a partir del definido para comparar dos conjuntos borrosos. Nótese la diferencia de pasar de las expresiones (2.5) a la (2.7) para FVDM, (2.11) a la (2.13) para FCDM, y de la expresión (1.14) a la (1.17) para la función de similitud borrosa de Camberra[17].
- Definen un criterio de comparación conceptualmente uniforme para todo tipo de rasgo basado en la modelación borrosa del rasgo; lo cual permite manejar la imprecisión de los datos de entrada utilizando el grado de pertenencia a los términos lingüísticos definidos.

[17] Wen-June, W. (1997). "New similarity measures on fuzzy sets and on elements." Ibid. 85(3): 305-309.

- Tienen implícito en su definición el tratamiento de valores ausentes, y el valor que se retorna de la comparación depende del conocimiento generalizado sobre el conjunto de instancias para este rasgo. Solamente en la variante que ambos valores sean desconocidos, se considera entonces un valor constante (distancia máxima).
- En la comparación de atributos simbólicos, ambas funciones tienen un amplio rango de valores posibles, a diferencia de la función *overlap* que solo toma valores binarios. FVDM se reduce como caso particular a VDM, función con buen desempeño para atributos simbólicos (Wettschereck, Aha et al. 1997); mientras que FCDM se reduce a una nueva variante de distancia basada en coeficientes de correlación (CDM) que debe mostrar resultados superiores.

A continuación se prueba el cumplimiento para las funciones FVDM y FCDM de las propiedades que caracterizan una métrica. Para ello nos basamos en la expresión general definida en (2.1).

Demostración: Sea I: $X \square Y \rightarrow \Re$, y considérese g: $X \rightarrow \Re^c$ una función de transformación del espacio de representación de un atributo según (2.15), lo cual permite definir la nueva distancia a partir de la distancia Euclideana d_E: $\Re^c \square \Re^c \rightarrow \Re^+$ según la expresión (2.17).

$$g(x) = \left(I(x, C_1), .., I(x, C_c)\right) \quad \textbf{(2.16)}$$

$$d_E(x, y) = \sqrt{\sum_{l=1}^{c} (x_l - y_l)^2} \quad \textbf{(2.17)}$$

$$d_{FADM}(x, y) = d_E(g(x), g(y)) \quad \textbf{(2.18)}$$

Considerando esta representación, es obvio que la distancia FADM es al menos una pseudo-métrica. Es además una métrica si y solo si $d_{FADM}(x, y)=0 \square x=y \quad \forall x,y \in X$.

$d_{FADM}(x, y)=0 \square x=y \quad \forall x, y \in X$

$d_E(g(x), g(y))=0 \square g(x) = g(y) \quad \forall x,y \in X$ ¿Es una tautología?

Supongamos que:

$\exists x, y \qquad g(x) \neq g(y)$, aplicando demostración por el absurdo

$$\equiv \exists x, y \quad \exists C \quad I(x,C) \neq I(y,C)$$

Si al menos para una clase se garantiza que $I(x, C)$ es inyectiva:

$$\equiv \exists x, y \quad g(x) \neq g(y)$$

$$\equiv \exists x, y \quad d(g(x), g(y)) \neq 0 \text{ porque la } d_E \text{ es una distancia}$$

Contradicción!!

Conclusión: Si al menos para una clase C se garantiza que la función I: $X \square Y \rightarrow \Re$ es una relación inyectiva sobre X, entonces la función FADM es además una distancia; y esto depende de la forma de construcción. El hecho de asumir una partición borrosa del dominio de un rasgo, que se construya sobre intervalos obtenidos por la relación de los valores presentes para ese rasgo en un conjunto de instancias y la clase correspondiente, propicia que se cumpla esta propiedad a nivel local. Por otro lado, en una comparación de instancias en un espacio m dimensional (espacio de rasgos), es suficiente que en una de las dimensiones las funciones propuestas sean una distancia, a los efectos de garantizar con este criterio global la definición de una relación de equivalencia.

2.2 Modelo conexionista basado en asociaciones borrosas con explicación basada en casos

El modelo propuesto en (García y Bello 1996) utiliza como resolvedor de problemas una RNA de tipo asociativa, en particular una implementación simple del modelo de Activación Interactiva y Competencia (SIAC) propuesto en (Rumelhart y McClelland 1988). Adicionalmente, mediante un enfoque basado en casos interpretativo se justifica la solución dada por la RNA, para lo cual se basa en una función de similitud que incluye en su definición los pesos de la RNA. Este modelo lo referenciaremos como SISI, nombre de la herramienta computacional que lo implementa.

En RNAs de tipo asociativas, donde se asocia una neurona a cada valor posible del rasgo, resulta conveniente seleccionar valores representativos del dominio de los rasgos con dominio infinito o muy grande. Esto evita que la cantidad de neuronas se incremente con rapidez. En la mayor parte de los casos, para representar una cualidad numérica bastaría tomar algunos valores, donde cada uno de ellos representaría el grupo de valores cercanos a él. Por ejemplo, en

problemas de diagnóstico médico, los valores 15, 25, 35, 40, 50, 60, 75, 90 y 100 se pueden considerar valores representativos del atributo "*edad de la persona*". Otra manera de seleccionar estos valores sería utilizando métodos de discretización (Kurgan y Cios 2004) (Liu y Setiono 1995) para definir una partición dura del dominio, y posteriormente seleccionar un valor representativo por cada intervalo obtenido.

Ambas variantes se centran en la manipulación de números o de símbolos, y en cualquiera de ellas un elemento es o no representado (propiedad dura). Sin embargo, si el sistema computacional permitiera manejar conceptos vagos o imprecisos; por ejemplo asociados al rasgo anterior se podrían definir los términos: "joven", "adulto" y ¨mayor¨ (ver figura 1.1); se utilizaría entonces un lenguaje más natural que en la variante anterior para seleccionar los valores representativos, y además cada valor del dominio de un rasgo se representaría por cada valor representativo para este definido en una medida entre 0 y 1.

Precisamente, basado en las variantes propuestas en el epígrafe anterior para cuantificar la asociación entre dos conjuntos borrosos, se fundamenta el primero de los modelos propuestos que extiende el modelo SISI utilizando conjuntos borrosos para representar los atributos numéricos. En (García, Rodríguez et al. 2000) se exponen las ideas preliminares con esta finalidad.

Este modelo híbrido será referenciado como SISIFuzzy, el cual permitirá resolver en general problemas de búsqueda asociativa de información[18]. La extensión propuesta requiere cambios en los tres aspectos que caracterizan un modelo de RNA: la topología de la RNA, en el cálculo de los pesos, y el modelo de la neurona, así como en la componente basada en casos interpretativa; aspectos que caracterizan el nuevo modelo y se abordan a continuación.

2.2.1 La topología utilizando términos lingüísticos

En la topología del nuevo modelo se define una neurona por cada etiqueta lingüística definida (valor simbólico como caso particular). Cada rasgo se representa por un grupo de neuronas, donde cada una se corresponde con un valor representativo definido para el mismo. Ver figura 2.1A. Existen conexiones entre todas las neuronas de grupos diferentes. La topología del

[18] Todas las expresiones en el epígrafe 2.2, para ganar en comprensión, también se refieren a problemas de clasificación supervisada

modelo SIAC se modifica agregando una capa de pre-procesamiento para calcular cómo cada neurona se activa al presentarse un valor de entrada.

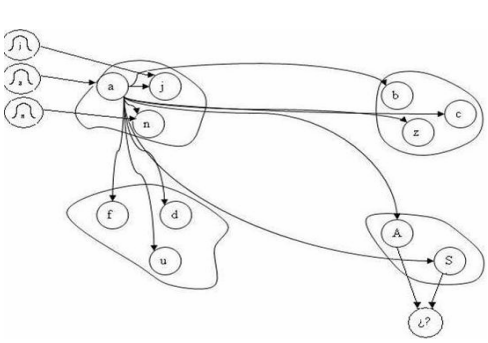


Fig. 2.1A. Topología del modelo SIAC

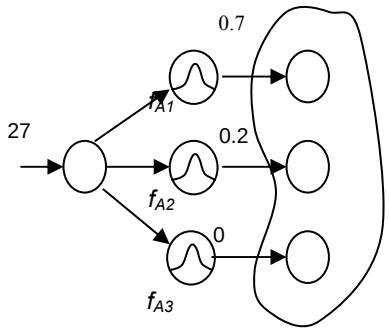


Fig. 2.1B. Activación en FSIAC

La primera capa del modelo, ver figura 2.1B, tiene una neurona de pre-procesamiento por cada término lingüístico definido, que recibe el valor original del rasgo correspondiente y propaga a todas las neuronas de procesamiento el grado de pertenencia o "cercanía" calculado. Esta neurona se define como una neurona borrosa de tipo I, de acuerdo a la clasificación propuesta en (Chin-Teng y Lee 1996), que recibe entradas no-borrosas (el valor de un rasgo predictor en la solicitud *q*) y tiene asociado como peso el grado de pertenencia.

La salida de esta neurona asociada al *j*-ésimo valor representativo ante un valor $x \in X$ se obtiene utilizando una de las expresiones siguientes para la función f: $X \rightarrow [0,1]$, de acuerdo a la estrategia a seguir en la activación de las neuronas de procesamiento.

$$f_{A_j}(x) = A_j(x) \tag{2.19}$$

$$f_{A_j}(x) = \begin{cases} A_k(x) & \text{if } A_k(x) = \max_j A_j(x) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2.20}$$

$$f_{A_j}(x) = \begin{cases} A_J(x) & \text{if } A_J(x) \geq \alpha_0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2.21}$$

Nótese que la expresión (2.20) se corresponde con el principio de máxima membresía (Nauck, Klawonn et al. 1997), y es la variante intermedia entre la que resultaría de aplicar la expresión (2.19) y el modelo original. Es decir, el modelo SIAC resulta como un caso particular donde el conjunto de valores representativos A_j son valores del propio dominio del rasgo, y donde

solamente una de las neuronas de pre-procesamiento por cada rasgo tiene peso diferente de cero.

Retomando el ejemplo del atributo "edad de una persona", que toma valores en el intervalo X= [15,110]. Se considera el modelo SIAC si se selecciona como conjunto de valores representativos: {15, 40, 75} o se particiona el dominio del rasgo en los intervalos siguientes A_1= [15; 35[, A_2= [35; 60[y A_3= [60; 110]. Si este atributo se modela como una variable lingüística, se pueden definir los conjuntos borrosos correspondientes a los conceptos antes mencionados. Luego, la topología de la RNA en ambos casos define tres neuronas de pre-procesamiento, pero que no activan las neuronas de entrada correspondientes con el mismo valor, cuando se presenta la misma solicitud q. Por ejemplo, si el valor que se presenta para la edad es 27 años, con el modelo original las neuronas son activadas con los valores 1, 0 y 0; sin embargo, en el modelo FSIAC estos valores podrían ser 0.7, 0.2 y 0 (ver figura 2.1.B) atendiendo a la FP definidas y considerando la expresión (2.19) como función asociada a las neuronas de pre-procesamiento correspondientes.

2.2.2 El aprendizaje y la explotación utilizando conjuntos borrosos

El aprendizaje de este modelo es no supervisado (o Hebbiano). Es decir, los pesos se modifican atendiendo al estado de activación de las neuronas (excitación) después que se presenta cierto estímulo (información de entrada a la red); sin considerar si los estados de activación obtenidos han sido o no deseados.

La misma idea propuesta en SIAC se utiliza para obtener la matriz de pesos, pero en el nuevo modelo el peso $w_{A,C}$ se refiere al arco establecido entre dos conjuntos borrosos A y C; que semánticamente se corresponde con la medida de asociación entre dos conjuntos borrosos. Al utilizar las variantes para el cálculo del peso de las expresiones (2.4) y (2.8), se definen dos variantes para este modelo que referenciaremos como: FSIAC y FSIACcc respectivamente. Nótese que la matriz del pesos del modelo FSIAC es asimétrica, mientras que en FSIACcc el $w_{A,C} = w_{C,A.}$

Antes de presentar una solicitud a ser resuelta por la RNA ya entrenada, los atributos deben ser divididos en dos conjuntos: rasgos predictores (para los cuales se conoce su valor) y rasgos objetivos (para los cuales se desea inferir un valor). Es por ello que este modelo es aplicable a problemas de búsqueda asociativa de información, dada la factibilidad de cambiar la condición

de un rasgo de predictor a objetivo (o viceversa) sin necesidad de modificar los pesos previamente calculados.

El nuevo modelo RNA borroso, al igual que el modelo de SISI, utiliza un modelo lineal, y por tanto la salida de una neurona se corresponde con el valor de la entrada neta que esta recibe. Cuando se presenta un patrón correspondiente a una solicitud $q=(q_1,q_2,...,q_m)$, las neuronas de procesamiento correspondientes a cada clase de salida y en el grupo del rasgo objetivo recibe como entrada neta el valor que resulta de la expresión siguiente:

$$Net_C(q) = \coprod_{j=1}^{m} I(q_j, C) \qquad \textbf{(2.22)}$$

donde $I(.)$ se corresponde con la definición 2.1, y el operador de agregación a utilizar a nivel de neurona está determinado por la definición de los pesos. Como resultado, el modelo FSIAC basado en frecuencia relativa utilizando la expresión (2.6) sigue el procedimiento generalmente utilizado en las redes neuronales para el cálculo de la entrada neta (suma aritmética); mientras que en FSIACcc se utiliza en su lugar una uninorma, expresión (2.15), propiciando una compensación de las activaciones recibidas desde cada rasgo predictor.

En (Rodríguez, García et al. 2005) fue propuesto inicialmente que el modelo FSIACcc utilizara la suma aritmética también como operador de agregación en la expresión anterior, de la misma forma que en el modelo SIAC. Sin embargo, un estudio posterior y que se presenta en (Rodríguez, Baets et al. 2007) muestra la mejora significativa del desempeño en este modelo por el empleo de uninormas.

Finalmente, se define como valor del rasgo objetivo para la solicitud q la etiqueta correspondiente a la neurona que recibió mayor nivel de activación, es decir:

$$z = ArgMax_{l=1}^{c}\ Net_{C_l}(q) \qquad \textbf{(2.23)}$$

Si analizamos el modelo FSIAC orientado a un problema de aprendizaje supervisado como caso particular, según (Nauck, Klawonn et al. 1997) sería clasificado como un sistema híbrido Neuro-Borroso. Esta definición se fundamenta en que el sistema resultante puede verse con dos interpretaciones: como una RNA o como un sistema borroso, pero en un único sistema que no es divisible.

2.2.3 Justificación de las soluciones basado en la similitud

El modelo SISI contrarresta la posibilidad nula de explicar la solución del enfoque conexionista utilizando un módulo basado en casos de tipo interpretativo. Cuando se infiere la solución por la RNA, se recuperan los casos de la base de casos más similares al problema resuelto, para propiciar que el usuario comprenda el por qué de la solución inferida en el contexto de experiencias previas.

Con esta finalidad, en el modelo SISIFuzzy la función de similitud es un promedio de similitudes locales, donde una medida gradual de la similitud a nivel rasgo se obtiene como resultado de una expresión dual de la distancia FADM utilizando la expresión (2.24) para $I(.)$. Nótese que el cálculo de la similitud considera: el peso $w_{A,C}$ del enlace entre las neuronas asociadas a los conjuntos A y C, el valor z inferido por el modelo neuro-borroso, y el grado de pertenencia (Rodriguez, Garcia et al. 2006b).

$$I(x,C) = \prod_{j=1}^{N} A_j(x) C(z) w_{A,C} \qquad \textbf{(2.24)}$$

Por otro lado, mientras se utilizan términos lingüísticos que tienen un significado semántico que hace más natural y fácil de interpretar la información contenida en un caso; la compatibilidad del valor real del dominio con esta etiqueta también se explota para dar una medida de similitud gradual entre los casos recuperados y el problema resuelto, lo cual no es posible siguiendo un enfoque duro.

Utilizar conjuntos borrosos garantiza la interpretabilidad de los resultados. Por ejemplo, la tabla siguiente muestra el índice a los casos cercanos y el valor de similitud para un problema resuelto por el modelo FSIAC sobre la clasificación de flores (conjunto de datos Iris.data de la UCIMLR). Se identifican como FSIAC (max) y FSIAC (todos) dos variantes de este modelo al utilizar para la función $f(.)$ las expresiones definidas en 2.20 y 2.19 respectivamente. Nótese que los valores de similitud provistos por la nueva función de similitud, basada en una modelación borrosa de los rasgos numéricos, permite una diferenciación de los casos más similares recuperados respecto a su cercanía con el problema resuelto; a diferencia del modelo original que considera con igual similitud todos los casos recuperados.

Tabla 2.1. Índice en la base de casos del caso recuperado y su valor de similitud

SISI Original Model		*SISIFuzzy (max)*		*SISIFuzzy (todos)*	
Index	*Value*	*Index*	*Value*	*Index*	*Value*
103	1.00	118	0.977	106	0.989
106	1.00	106	0.976	118	0.985
110	1.00	132	0.971	132	0.982
118	1.00	119	0.959	119	0.978
119	1.00	136	0.943	131	0.970
125	1.00	108	0.925	136	0.968
132	1.00	131	0.922	108	0.967
136	1.00	126	0.905	126	0.956

2.3 Modelo con aprendizaje basado en instancias utilizando la distancia entre asociaciones borrosas

En muchos campos de aplicación, como el diagnóstico médico (Kuncheva y Steimann 1999), generalmente los especialistas relacionan síntomas (valores de los rasgos predictores) con un diagnóstico (clasificación), relación dependiente del contexto. Al mismo, tiempo es poco usual que la relación predictiva entre atributos de naturaleza numérica y la solución de un problema detalle cada valor específico del dominio de un rasgo, sino a valores que puedan ser representativos de un grupo de valores próximos a él , a los cuales usualmente se refieren mediante términos (ejemplo,“fiebre alta”, “bajo peso”). Luego, aunque el algoritmo admita atributos numéricos, el tratamiento de esta información en el modelo computacional no se correspondería con la del especialista. Adicionalmente, mucho de estos términos no tienen siempre límites bien definidos lo que constituye una fuente de imprecisión.

Utilizar los conjuntos borrosos para representar este tipo de información, y contar con un modelo computacional “que razone” considerando estas reflexiones, garantizaría acercarnos a la forma en que los humanos resuelven estas tareas. Utilizar conjuntos borrosos permite mayor naturalidad en la modelación computacional de un problema, y a su vez manejar el grado de pertenencia del valor real a cada término lingüístico como una medida de similitud o cercanía con los elementos representativos.

Por otro lado, el esquema de razonamiento basado en casos se clasifica por (Kolodner 1992) en dos tipos: resolvedor de problemas e interpretativo. Esta última variante se utiliza en el modelo propuesto en el epígrafe anterior para justificar la solución propuesta por el modelo neuro-borroso.

Teniendo en cuenta lo antes expuesto, a continuación se presenta un nuevo modelo donde el RBC se utilizará como resolvedor de problemas, basado en el mismo concepto de similitud que se propone en 2.1, y modelando los atributos numéricos con conjuntos borrosos. Este modelo se referenciará como ConFuCiuS, que a diferencia del anterior pospone la generalización hasta recibir una solicitud *q* (aprendizaje perezoso) y es solamente aplicable a problemas de clasificación supervisada.

2.3.1 Caracterización general de ConFuCiuS

El modelo ConFuCiuS se concibe como una variante del *k*-NN utilizando como criterio de comparación a nivel de rasgo un ejemplo particular de las familias de distancia que se proponen en este trabajo. A continuación se describe atendiendo a cada uno de los aspectos que caracteriza el aprendizaje basado en instancias:

- Se tienen almacenadas instancias de entrenamiento que se representan como pares de atributo-valor.

- El valor para la clase del problema a resolver se corresponde con la clase que más aparece (más probable) en los *k* casos más similares recuperados (*majority vote*) (Wettschereck, Aha et al. 1997), luego de calcular la probabilidad de cada clase atendiendo a las siguientes expresiones:

$$z = ArgMax_{l=1}^{c} P_r(C_l/q) \qquad \textbf{(2.25)}$$

$$Pr^k(C/q) = \frac{\sum_{i \in Kq} C(z_i)}{|K_q|} \qquad \textbf{(2.26)}$$

donde K_q es el conjunto de los *k* vecinos más cercanos, subconjunto del conjunto de instancias de entrenamiento; y que se seleccionan como resultado de comparar cada instancia de entrenamiento *x* con la solicitud *q*. Para cada conjunto de instancias se determina un valor de *k* óptimo o ideal aplicando el método de validación cruzada dejando uno fuera, que se refiere al valor de *k*= 1..15 que minimice el LOOCE (leave-one-out classification error) (Wilson, Randall et al. 2000).

- Para comparar dos instancias (en el espacio *m*-dimensional) se utiliza la distancia Euclideana que emplea el *k*-NN estándar; y considerando como criterio de comparación a nivel de rasgo

una de las funciones de distancia propuestas en el epígrafe 2.1. Cuando se utiliza la expresión (2.7) el modelo se referenciará como ConFuCiuS, y al utilizar la expresión (2.13) se especifica que se trabaja con ConFuCiuScc. En ambas variantes, y nos auxiliaremos nuevamente de la expresión general FADM, se utiliza la expresión:

$$d_E(q,e) = \sqrt{\sum_{j=1}^{m} \left(d_{FADM}(q_j, d_j)\right)^2} \qquad \textbf{(2.27)}$$

A este aspecto del modelo se debe el alias "ConFuCiuS" (Connectionist Fuzzy Case-based System), por su relación estrecha con el modelo conexionista antes explicado. Nótese que el criterio de comparación a nivel de rasgo (FADM en general) se define a partir de la función $I(x, C)$; la cual se basa en la asociación entre los conjuntos borrosos $A_j \in F(X)$ y $C \in F(Y)$ (definición 2.1), se corresponde en el modelo FSIAC con el valor del peso $w_{A,C}$ asociado al enlace entre las neuronas correspondientes a sus términos lingüísticos. En particular, en (Rodriguez, Garcia et al. 2006a) se presenta la variante de este modelo utilizando FVDM.

Sobre la justificación de las soluciones

En el aprendizaje basado en instancias, los casos similares recuperados para resolver el problema constituyen en sí una justificación de la solución propuesta.

Adicionalmente, en un problema de clasificación supervisada, después que se infiere la clase C para una solicitud q, el valor absoluto de $I(q_j,C)$ significa en qué medida el valor predictivo i-ésimo de q influyó en el valor C inferido (según la definición 2.1). Aunque las medidas utilizadas para implementar *I(.)* carecen de expresar una relación causa-efecto, mostrar los valores dados a los rasgos predictores, en el orden decreciente de esta medida, provee una información útil a los efectos de comprensión del modelo computacional para explicar la solución obtenida.

Específicamente en el modelo ConFuCiuScc, donde esta medida se basa en el coeficiente de correlación como medida de asociación tomando valores negativos y positivos, el signo se refiere al sentido de la influencia. Si $I(q_j, C) > 0$ significa que el valor dado al rasgo j-ésimo en el problema favorece la solución dada al mismo; mientras que $I(q_j, C) < 0$ apunta protección (no favorece la solución C).

2.3.2 ConFuCiuS en el contexto de los modelos perezosos

Las características de la función de distancia que utiliza ConFuCiuS compromete el enfoque puramente perezoso de la variante del *k*-NN propuesta, debido a que la función que se utiliza para comparar dos valores de un rasgo se basa en una función *I*(.) que generaliza la relación entre estos valores en el conjunto de instancias conocidas. Las diferencias entre ConFuCiuS y el *k*-NN estándar son esencialmente basadas en el criterio de proximidad que cada uno implementa, debido a que:

- Ambos almacenan las instancias como pares atributo-valor, pero ConFuCiuS adicionalmente requiere una modelación borrosa de los atributos numéricos.
- Al comparar dos instancias ConFuCiuS tiene en cuenta dos tipos de conocimiento: los valores que en éstas toma cada rasgo y el conocimiento generalizado del conjunto de instancias; mientras que el *k*-NN se basa en la HEOM que es una métrica superficial.
- Como consecuencia, de lo anterior, ConFuCiuS es más costoso computacionalmente que el *k*-NN al requerir adicionalmente generalizar información contenida en el conjunto de entrenamiento; la cual permanece invariable mientras no se modifique el conjunto de instancias de entrenamiento.
- ConFuCiuS utiliza un criterio uniforme para comparar a nivel de rasgo, que no requiere normalización, a diferencia del *k*-NN que utiliza una distancia heterogénea.
- ConFuCiuS garantiza medidas de proximidad graduales para aplicar la función de predicción.
- En la comparación de atributos simbólicos o en presencia de valores ausentes ConFuCiuS garantiza una mayor diferenciación entre las instancias porque:
    - En la comparación con un valor ausente (?) la distancia HEOM retorna valor 1 (máxima distancia), mientras que la función FADM retorna un valor atendiendo al valor conocido en la solicitud y el conocimiento generalizado sobre este rasgo en el conjunto de instancias. Solamente en la variante que ambos valores sean desconocidos, se considera entonces un valor constante (contrario al anterior que asume valor cero y distancia mínima).

  - Si el atributo a comparar es simbólico, la distancia HEOM retorna un valor binario (función overlap), mientras que el criterio de comparación local FADM en el que se basa ConFuCiuS permite una mayor espectrum de valores

- ConFuCiuS modela los atributos numéricos como variables lingüísticas, permitiendo una modelación del problema más cercana a la realidad al garantizar manejar la imprecisión causada por el uso de conceptos tales como "fiebre alta", "precio elevado", "rendimiento normal", entre otros; los cuales se pueden utilizar tanto en la descripción de una instancia como al especificar una solicitud.
- ConFuCiuS utiliza un criterio de proximidad que depende del contexto y que se define automáticamente a partir del conjunto de entrenamiento; garantizando considerar un conocimiento más específico para un dominio de aplicación y al mismo tiempo disminuir la ingeniería del conocimiento requerida.
- Utilizar la modelación borrosa de los atributos numéricos permite manejar el grado de pertenencia del valor a cada uno de los términos lingüísticos definidos como una medida de similitud o compatibilidad con estos; propiciando ConFuCiuS soluciones efectivas y más naturales al problema que se resuelve.
- ConFuCiuS, a diferencia del *k*-NN, no muestra signos de degradación ante rasgos irrelevantes; a partir de utilizar como criterio de proximidad ejemplos de distancias basadas en la extensión y generalización de VDM .

2.4 Resultados experimentales

En la validación empírica de los modelos propuestos se utilizaron los conjuntos de datos de la UCIMLR que aparecen descritos en el anexo 6a, seleccionando la muestra de acuerdo a los objetivos del experimento. Nótese que es una muestra representativa de problemas a resolver con aprendizaje supervisado, pues éstos difieren en cuanto a características tales como: cantidad de clases, ausencia de información en los datos, cantidad de ejemplos, cantidad de rasgos y naturaleza de los mismos.

Para modelar los atributos numéricos que describen los conjuntos de datos seleccionados a los efectos de utilizar los modelos basados en conjuntos borrosos, se asume una partición borrosa del dominio del rasgo y cada término lingüístico se representa por una FP simétrica de tipo Trapezoidal con un núcleo equivalente al 50 % del intervalo duro correspondiente.

Utilizando cada archivo de datos se hizo una validación cruzada considerando 10 particiones, tomando en cada corrida una de las particiones como conjunto de prueba y el resto para el entrenamiento, y repitiendo este procedimiento 10 veces para cada archivo de datos. En cada corrida de una algoritmo y para cada archivo de datos se cuantifican las siguientes medidas[19]: precisión (porciento de clasificaciones correctas), kappa (se refiere al índice de Kappa), error (se utilizan diferentes expresiones para el error), especificidad, VPP, sensibilidad, F-Measure, ROC y VPN.

Los experimentos propician comparaciones que muestran las mejoras por las extensiones propuestas, y adicionalmente se evalúa el desempeño de las nuevas propuestas en el contexto de otras alternativas reportadas en la bibliografía consultada. En la evaluación de las nuevas distancias se consideran otras reportadas anteriormente. En la validación de los nuevos modelos se incluye la comparación con otros clasificadores generalmente utilizados para resolver problemas de clasificación supervisada: Regresión Logística-RL (técnica estadística), C4.5 (árboles de decisión) y MLP (Redes Neuronales Artificiales). En el anexo 6b se muestra vistas de Weka[20] con la especificación de los parámetros utilizados para cada uno de estos clasificadores. Además, se evalúa la resistencia a datos ruidosos o rasgos irrelevantes auxiliándonos de la selección de rasgos y archivos de datos sintéticos internacionalmente utilizados con este fin.

La evaluación de cada uno de los criterios seleccionados para cada algoritmo da lugar a una variable de tipo continua, donde cada valor para un archivo de datos se refiere al valor promedio de las 100 corridas realizadas. De acuerdo a los objetivos de cada experimento se especifican las medidas que serán utilizadas y los clasificadores a comparar.

En el procesamiento de los resultados se utilizan técnicas estadísticas, en particular de comparación de poblaciones horizontal (o de muestras relacionadas), con el objetivo de precisar la posible dependencia de una variable aleatoria continua (medida del desempeño) respecto a

---

[19] Este nombre abreviado para hace referencia a cada medida se utilizará en lo que resta de este documento

[20] WEKA es una herramienta de código abierto escrita en Java. Está disponible en http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/ bajo licencia pública GNU. En este trabajo ha sido utilizada como herramienta para asistir la validación, aspecto que se abordará en el epígrafe 3.1.

una variable aleatoria discreta que se refiere al momento (asociando el momento a cada variante del algoritmo a utilizar). Con la finalidad de demostrar estadísticamente la igualdad o diferencia de los parámetros considerados entre los diferentes modelos se utilizará el análisis de varianza de Friedman y el test de Wilcoxon para muestras relacionadas, que son pruebas no paramétricas. Si para evaluar el desempeño se consideran múltiples criterios ("jueces"), se inicia con un análisis multivariado aplicando una prueba de concordancia de Kendall. Para probar las hipótesis se utilizó el paquete estadístico SPSS para Windows versión 9.0[21].

2.4.1 Evaluación empírica de las distancias propuestas

Este epígrafe presenta una evaluación de las distancias FVDM y FCDM con respecto a utilizar otras funciones de distancia locales reportadas en la literatura tales como: la distancia Euclideana normalizada definida en la expresión (1.7) para comparar atributos de tipo numérico, Overlap y VDM para comparar atributos simbólicos y definidas en las expresiones (1.8) y (1.10) respectivamente; así como algunas de las extensiones de VDM para comparar también atributos numéricos referenciadas en el epígrafe 1.3.2.

Tendencias

T_1: Utilizar FVDM y FCDM muestra resultados comparables con respecto a utilizar otras distancias existentes para comparar atributos numéricos.

T_2: Utilizar FCDM muestra un mejor desempeño con respecto a las otras extensiones de VDM en presencia de valores ausentes.

T_3: Las distancias FCDM y FVDM no muestran degradación de su desempeño en presencia de rasgos irrelevantes.

Diseño experimental

Se diseña un experimento para comparar el desempeño de un algoritmo basado en instancias utilizando como criterio de comparación las distancias a comparar. Las FP que se utilizan se definen a partir de intervalos construidos aplicando el discretizador MDL. La tabla del anexo

[21] Se tiene disponible la versión de este software en inglés y de aquí que las tablas de resultados se muestren en este idioma

2.2a muestra el desempeño del algoritmo *k*-NN (*k* =1) con una muestra de los archivos de datos descritos en el anexo 6a y utilizando como criterio de comparación local el especificado en cada columna. Las dos primeras columnas[22] de datos se refieren a los resultados utilizando las distancias FCDM y FVDM propuestas en este trabajo y obtenido utilizando la implementación en Weka de estas distancias. El resto de lo resultados fueron tomados de (Wilson y Martinez 1997). La tercera columna (HEOM) se refiere a las distancias overlap, Euclideana, o la HEOM de acuerdo al tipo de rasgo; y las restantes (HVDM, IVDM, WVDM) a extensiones de VDM al tratamiento de atributos numéricos. A los efectos de mostrar la tolerancia a rasgos irrelevantes de las funciones propuestas, se evalúa la precisión y el error del *k*-NN con los archivos de datos sintéticos LED y Waveform.

Discusión de los resultados

Experimento 1: El resultado de la prueba de Friedman de la comparación del desempeño con FVDM y FCDM y todas las distancias restantes, considerando archivos solamente caracterizados por atributos numéricos y sin ausencia de información (filas 1-8 de la tabla del anexo 7a, no muestra diferencias significativas (significación: 0.243). Ver anexo 7b. **Experimento 2:** El resultado de la prueba de Friedman de la comparación del desempeño con de FCDM con respecto a las demás distancias, considerando los archivos con ausencia de información (filas 9-19), muestra diferencias significativas (significación: 0.001). Ver anexo 2.2d. Adicionalmente, la prueba de Wilcoxon con cada una de estas medidas por separado muestra diferencias significativas a favor de FCDM en la comparación con las distancias FVDM y HEOM (significación: 0.028 y 0.008 respectivamente) y medianamente significativas respecto a HVDM (significación: 0.06). No hay elementos con la muestra utilizada para concluir lo mismo con respecto al resto de las extensiones de VDM. Ver anexo 7c. La figura 2.2 muestra una representación gráfica de estos resultados.

[22] La referencia al orden de las columnas no considera las columnas que se refieren al índice en la tabla ni al nombre del conjunto de datos.

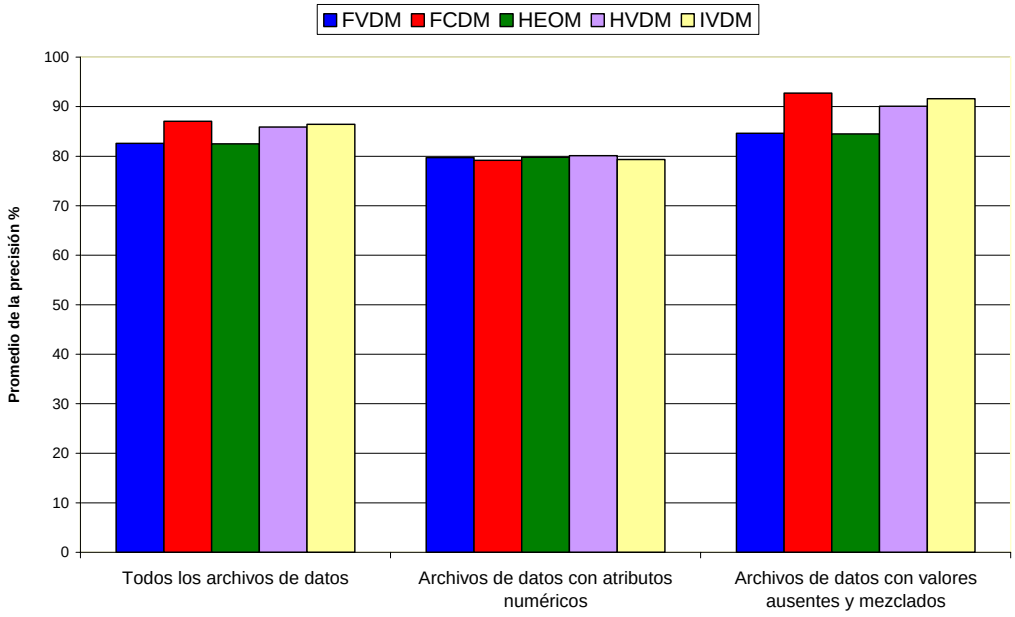


Fig. 2.2. Desempeño del 1-NN con varias medidas de distancia

Experimento 3: Los gráficos de la figura 2.3 y anexo 7d muestran la precisión y el error respectivamente del 1-NN con el archivo LED (200 instancias y 10 etiquetas de salida), incrementando la cantidad de rasgos (todos simbólicos) desde 7 hasta 24. Nótese que a medida que el número de rasgos irrelevantes se incrementa, la precisión de la métrica *overlap* decrece (desde 71.75% hasta 51.40%) y los valores de errores correspondientes se incrementan (de 0.20 a 0.26), mientras que la función propuesta en este trabajo CDM y VDM no muestran señales de degradación (ver resultados numéricos en la tabla del anexo 7d).

Un experimento similar con el archivo Waveform (4999 instancias y 3 etiquetas de salida) se muestra en el anexo 7e. Estas instancias son descritas solamente por atributos numéricos, y los resultados se refieren a la precisión y el error de un 1-NN aumentando los atributos desde 21 hasta 40 progresivamente y con cada una de las distancias utilizadas. Nótese que tanto las distancias propuestas en este trabajo FVDM y FCDM, así como IVDM, muestran un desempeño estable; en contraste con HEOM y HVDM, que en este caso se reducen a dos variantes diferentes de normalización de la distancia euclideana.

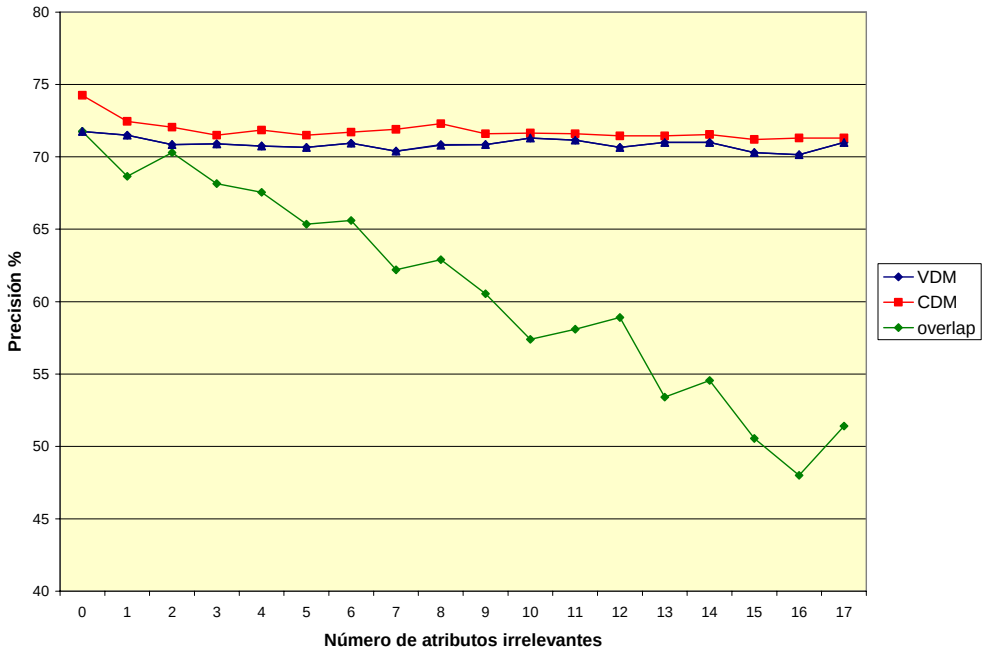


Fig. 2.3 Precisión con Led aumentando la cantidad de rasgos irrelevantes

2.4.2 Evaluación del nuevo modelo RNA borroso

Se evalúan empíricamente las extensiones al modelo de RNA al utilizar conjuntos borrosos para modelar los atributos numéricos. Se considera tanto la validez como la robustez de las soluciones del modelo FSIAC, considerando como medidas de desempeño la precisión y el error absoluto.

Tendencias

T_1: La extensión del modelo SIAC al tratamiento de rasgos continuos utilizando conjuntos borrosos (FSIAC) no influye en cambios significativos del desempeño (validez y robustez de las soluciones).

T_2: El uso del CC y uninorma como operador de agregación para el cálculo de la entrada neta a una neurona mejora el desempeño de modelo RNA-borroso, con respecto a utilizar el criterio de frecuencia relativa para el peso y el operador suma para la agregación; y a su vez muestra resultados comparables con el C4.5.

T_3: La variante del modelo FSIAC basado en coeficiente de correlación no muestra degradación de su desempeño en presencia de rasgos irrelevantes

Diseño experimental y discusión de los resultados

Experimento 1: Comparar los resultados de los modelos SIAC y FSIAC respecto a la media y la varianza del porciento de clasificaciones correctas, utilizando conjuntos de datos que solo se describen con atributos de tipo numérico. Para el modelo FSIAC se definen dos variantes: FSIAC (max) y FSIAC (todos) que resultan de aplicar las expresiones definidas en (2.20) y (2.19) respectivamente. Los resultados se muestran en la tabla 2.2.

El análisis de los resultados de la prueba estadística muestra que ni la media ni la varianza del porciento de clasificaciones correctas muestra diferencias significativas en las tres variantes consideradas (significación: 0.957 y 0.845 respectivamente).

Tabla 2.2. Porciento de clasificaciones correctas utilizando variantes del modelo RNA-Borroso

Nombre del conjunto de datos	*SIAC Original Model*		*FSIAC max*		*FSIAC todos*	
	m_1	s_1	m_2	S_2	m_3	s_3
Iris	0.89	0.06	0.89	0.06	0.94	0.05
Diabetes	0.65	0.05	0.65	0.05	0.65	0.05
Glass	0.42	0.06	0.44	0.08	0.39	0.06
Liver-disorders	0.58	0.13	0.58	0.13	0.58	0.13
Vehicle	0.50	0.07	0.50	0.06	0.51	0.07
Wine	0.90	0.09	0.97	0.05	0.81	0.12
WBC	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00
Ionosphere	0.64	0.08	0.64	0.08	0.64	0.08
Segmentation	0.74	0.03	0.74	0.04	0.77	0.06

Experimento 2: Comparar el desempeño de los modelos FSIAC y FSIACcc considerando el error, y a su vez con los resultados del clasificador C4.5 como punto de referencia de un buen desempeño; utilizando conjuntos de datos sin valores ausentes. Los resultados se muestran en el anexo 8a.

El análisis de los resultados de la prueba estadística (anexo 8b) muestra diferencias significativas con respecto al error entre FSIAC y FSIACcc a favor de este último (significación: 0.000); mientras que no se tienen elementos para arribar a estas conclusiones en la comparación con el clasificador C4.5. Ver figura 2.4.

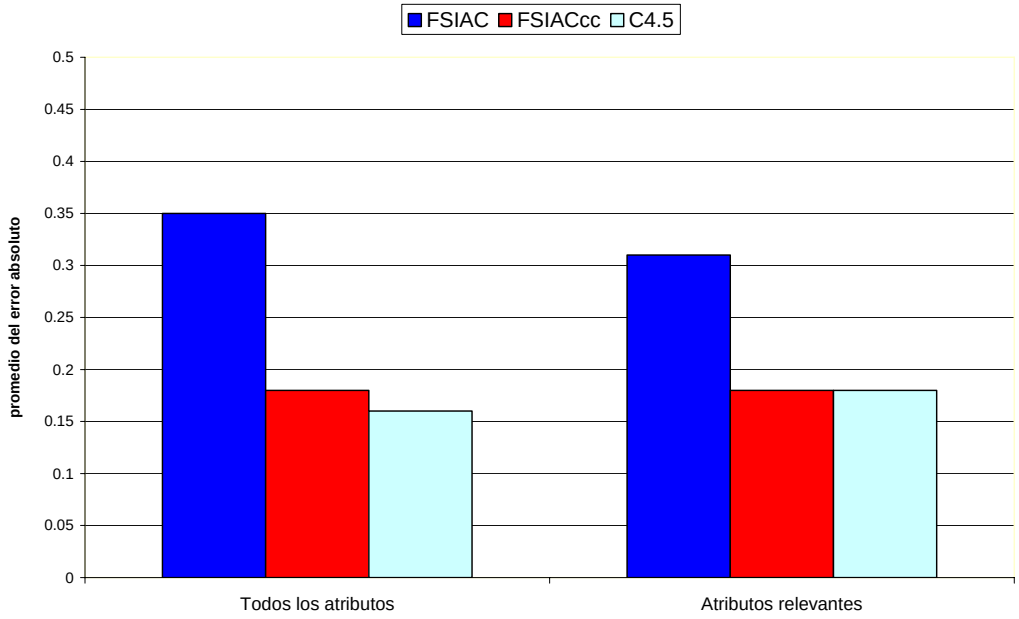


Fig. 2.4. Comparación del desempeño del modelo neuro-borroso

Por otro lado, si se hubiese mantenido en FSIACcc la variante clásica que se emplea en las RNA para el cálculo de la entrada neta (suma como operador de agregación), el promedio del porciento de clasificaciones correctas hubiera sido 46%; mostrando que el uso de uninormas como operador de agregación ha mejorado significativamente el desempeño.

Experimento 3:

Se repite el experimento anterior solamente considerando los rasgos relevantes. Para su selección se aplicó un filtro de atributo implementado en Weka propuesto en (Hall y Smith 1998). La tabla del anexo 8c muestra el desempeño medido por el error y la cantidad de atributos que resultaron de la selección. El procesamiento de estos resultados utilizando la prueba de Wilcoxon para comparar el desempeño con todos los rasgos y sin rasgos irrelevantes se muestran en el anexo 8d. Los clasificadores FSIAC y C4.5 muestran diferencias significativas (significación: 0.002 y 0.045 respectivamente) lo cual indica influencia significativa en su desempeño de estos rasgos irrelevantes, mientras que no se tienen elementos para concluir lo mismo del clasificador FSIACcc.

2.4.3 Evaluación del nuevo método basado en instancias

Este epígrafe se dedica a la evaluación de ConFuCiuS en sus dos variantes (utilizando FVDM y FCDM), a las cuales haremos referencia como ConFuCiuS y ConFuCiuScc respectivamente.

Los resultados que para estos se reportan se basan en FP definidas a partir de intervalos obtenidos utilizando el discretizador MDL.

Se diseñan tres experimentos con la finalidad de: evaluar a ConFuCiuS respecto a otros clasificadores de su misma familia (*k*-NN estándar), mostrar su desempeño respecto a otros clasificadores existentes, y evaluar la tolerancia a rasgos irrelevantes. Para ello se consideran todas las medidas: precisión (porciento de clasificaciones correctas), kappa (se refiere al índice de Kappa), error (se refiere a una de las medidas del error que calcula Weka), especificidad, VPP, sensibilidad, F-Measure, ROC y VPN.

A partir de que ningún clasificador puede resultar el mejor para todos los archivos de datos, se utilizan los 39 archivos descritos en el anexo 6a y el estudio se orienta a mostrar para cuáles de estos resultaría mejor el modelo propuesto. Consecuentemente, se consideran dos muestras de archivos: los archivos de datos sin ausencia de información (filas 1-10,12-21 de la tabla de anexo 6a) y los archivos de datos con valores ausentes o atributos mezclados (filas 11 y 22-39).

Tendencias

T_1: ConFuCiuS (FVDM y FCDM) muestra resultados al menos comparables con respecto al *k*-NN estándar, mostrando los mejores resultados en presencia de valores ausentes y/o datos mezclados.

T_2: ConFuCiuS (FVDM) muestra en general resultados al menos comparables en problemas de clasificación supervisada con respecto a otros algoritmos de clasificación reconocidos, mostrando mejores resultados en presencia de valores ausentes y/o datos mezclados.

T_3: ConFuCiuScc (FCDM) muestra en general resultados al menos comparables en problemas de clasificación supervisada con respecto a otros algoritmos de clasificación reconocidos, y los supera en presencia de valores ausentes y/o datos mezclados.

T_4: El modelo ConFuCiuScc que utiliza la distancia basada en coeficiente de correlación muestra un mejor comportamiento ante la presencia de rasgos irrelevantes con respecto al resto de los clasificadores considerados.

Experimento 1:

Diseño experimental

El desempeño de los modelos ConFuCiuS, con ambas funciones de distancia (FVDM y FCDM) así como del *k*-NN estándar que utiliza HEOM, con cada uno de los archivos de datos que se muestran en la tabla del anexo 6a, se mide considerando las nueve medidas previamente mencionadas.

Discusión de los resultados

La tabla del anexo 9a muestra los valores de la precisión y el error para cada clasificador. El valor óptimo para *k* (cantidad de vecinos) para los valores entre 1 y 15 utilizado con cada criterio de proximidad en la función de predicción para cada modelo aparece también en esta tabla.

En la comparación de los resultados con los archivos de datos sin valores ausentes la prueba de Kendall no muestra diferencias significativas (significación: 0.184) entre los tres clasificadores atendiendo a las 9 medidas (ver anexo 9b). Luego, no hay elementos para concluir que el *k*-NN estándar y ConFuCiuS en sus dos variantes muestren diferencias con este tipo de archivos de datos.

Cuando se consideran los archivos de datos con ausencia de información o atributos mezclados (filas 11, 22-39):

- La prueba de Kendall muestra diferencias significativas (significación: 0.017) entre los tres clasificadores atendiendo a estas variables, pero no hay concordancia considerando todos los criterios en el orden de éstos (ver anexo 9c). Sin embargo, esta misma prueba muestra concordancia (W= 0.60) entre los nueve criterios de evaluación, concluyendo que las dos variantes de ConFuCiuS muestran diferencias significativas (significación: 0.042) a favor de la variante utilizando FCDM como criterio de comparación (ver anexo 9d).
- Adicionalmente, la prueba de Friedman con cada una de estas variables muestra diferencias significativas entre los tres clasificadores respecto al error (significación: 0.00) y *F-measure* (significación: 0.034). Ver anexo 9e. Luego, las tablas del anexo 9f

resultado de la prueba de Wilcoxon muestran que ConFuCiuScc supera al *k*-NN estándar y a ConFuCiuS significativamente.

La tabla del anexo 9a y la figura 2.5 muestran las mejoras de ConFuCiuS en sus dos variantes respecto al *k*-NN, mostrando diferencias más notables la variante del nuevo basada en coeficiente de correlación con archivos de datos que contienen valores ausentes o se describen por atributos de diferente tipo.

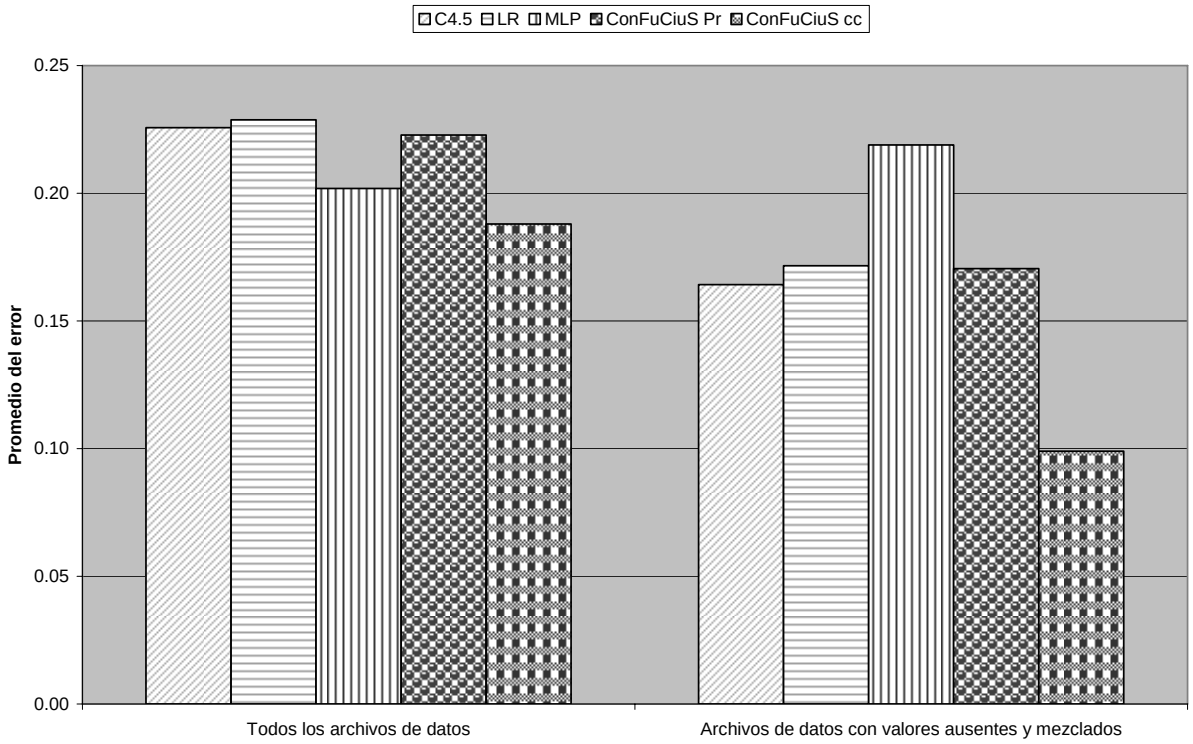


Fig. 2.5 Comparacion de los clasificadores

Experimento 2:

Diseño experimental

El desempeño de ConFuCiuS (FVDM) se compara con el desempeño de otros clasificadores (RL, C4.5, y MLP) para cada uno de los archivos de datos que se muestran en la tabla del anexo 6a, y considerando las nueve medidas previamente mencionadas.

Discusión de los resultados

Sobre la comparación del desempeño de ConFuCiuS y los clasificadores seleccionados considerando todos los archivos de datos:

- La prueba de concordancia de Kendall muestra que no hay concordancia entre todas las medidas sobre el desempeño de los clasificadores (anexo 10a).

- La prueba de Friedman muestra que ninguna de las nueve medidas consideradas permite distinguir los clasificadores. Ver anexo 10b.

Sobre la comparación del desempeño de ConFuCiuS y los clasificadores seleccionados considerando solamente los archivos con valores ausentes y datos mezclados:

- La prueba de concordancia de Kendall (significación 0.000 y W= 0.694) muestra concordancia entre todas las medidas sobre el desempeño de los clasificadores (anexo 10c). Se define el orden (de peor a mejor desempeño) siguiente: $MLP^a < ConFuCiuS^b \leq RL^b \leq C4.5^b$ (ver anexo 10d). Es decir, para archivos de datos con estas características, no hay elementos para concluir que el desempeño de ConFuCiuS se diferencie atendiendo a todos los criterios de los clasificadores C4.5 y RL; y si muestra resultados significativamente mejores que un MLP considerando todas las medidas.

- La prueba de Friedman utilizando estos resultados muestra que RL, C4.5 y ConFuCiuS no tienen diferencias significativas de desempeño respecto a ninguna de las medidas consideradas. Ver anexo 10e.

Los resultados experimentales muestran que el desempeño de ConFuCiuS en general muestra resultados similares al C4.5, RL y MLP; superando significativamente a éste último con muestras caracterizadas por ausencia de información o atributos mezclados. Aunque con la muestra utilizada no se concluyen diferencias significativas respecto al C4.5 ni a la RL, las tablas de los anexos 10f y 10g muestra que en estas comparaciones ConFuCiuS alcanza resultados mejores en mayor cantidad de conjuntos de datos, especialmente respecto al C4.5.

Experimento 3:

Diseño experimental

El desempeño de ConFuCiuScc (FCDM) se compara con el desempeño de otros clasificadores (RL, C4.5, y MLP) para cada uno de los archivos de datos que se muestran en la tabla del anexo 6a, y considerando las nueve medidas previamente mencionadas.

Discusión de los resultados

Sobre la comparación del desempeño de ConFuCiuScc y los clasificadores seleccionados considerando todos los archivos de datos:

- La prueba de Kendall no muestra una concordancia entre todas las medidas sobre el desempeño de los clasificadores (anexo 11a).

- La prueba de Wilcoxon muestra que ConFuCiuScc considerando el error cuadrático medio supera significativamente a la RL (significación: 0.017) y al C4.5 (significación: 0.005). Ver anexo 11b.

Sobre la comparación del desempeño de ConFuCiuS y los clasificadores seleccionados considerando solamente los archivos con valores ausentes y datos mezclados:

- La prueba de concordancia de Kendall muestra concordancia entre todas las medidas sobre el desempeño de los clasificadores (significación 0.00 y W= 0.743). Ver anexo 11c. Se define el orden (de peor a mejor desempeño) siguiente: $MLP^{a} < RL^{b} < C4.5^{c} \leq ConFuCiuScc^{cd}$ (ver anexo 11d). Es decir, para archivos de datos con estas características, no hay elementos para concluir que el desempeño de ConFuCiuScc se diferencie atendiendo a todos los criterios del clasificador C4.5; y si muestra mejores resultados que el MLP y la RL.

- La prueba de Wilcoxon muestra que el error cuadrático medio (significación 0.000) sí logra diferenciar significativamente a los clasificadores C4.5 y ConFuCiuScc. Ver tablas del anexo 11e.

Los resultados experimentales muestran que el desempeño de ConFuCiuScc es en general al menos comparable con los demás clasificadores considerados, superando al C4.5 y la RL considerando como medida el error. Adicionalmente, en presencia de datos ausentes o atributos mezclados, supera al MLP y a la RL (con respecto a todas las medidas) y mantiene los resultados superiores al C4.5 considerando solamente el error. En el anexo 11f se muestra la evaluación del desempeño de ConFuCiuScc y C4.5 con cada archivo de datos. Nótese que

ConFuCiuScc permite obtener una precisión general mayor que C4.5 y menor error (medida por el promedio general) en la mayoría de los conjuntos de datos considerados. Ver figura 2.5.

Experimento 4:

Diseño experimental

Se comparan los desempeños de los clasificadores: ConFuCiuS, ConFuCiuScc, C4.5, MLP y *k*-NN estándar en cuanto al error cuadrático medio para cada archivo de datos en dos momentos: con todos los rasgos que la describen, y solamente considerando los rasgos relevantes. Los archivos de datos seleccionados son los mismos procesados (haciendo un filtrado de atributos) y caracterizados después después de este pre-procesamiento en el anexo 8c.

Discusión de los resultados

Los resultados de estos clasificadores antes y después de hacer la selección de rasgos se muestra en el anexo 12a. Los resultados de la prueba de Wilcoxon del anexo 12b permiten concluir que los clasificadores MLP y *k*-NN estándar muestran un cambio significativo en su desempeño cuando se eliminan rasgos irrelevantes (significación: 0.002 y 0.19 respectivamente), y no hay elementos con la muestra utilizada para concluir este mismo comportamiento sobre ConFuCiuS (FVDM), ConFuCiuScc (FCDM) y el C4.5.

2.5 Conclusiones parciales

Se propone un criterio de comparación local conceptualmente uniforme para todo tipo de rasgo, y que tiene implícito en su definición el tratamiento de valores ausentes, basado en la extensión de VDM a variables lingüísticas y su generalización al considerar una medida de la asociación entre dos conjuntos borrosos. Se definen dos nuevas familias de funciones: FVDM y FCDM, las cuales se basan en los conceptos estadísticos de probabilidad condicional y coeficiente de correlación respectivamente para cuantificar esta medida. Su aplicación en el contexto del aprendizaje basado en instancias muestra al menos resultados comparables respecto a otras extensiones a VDM y métricas reportadas anteriormente, mostrándose diferencias significativas a favor de las funciones propuestas cuando en los datos hay ausencia de información o se combinan rasgos numéricos y simbólicos.

Se proponen dos nuevos modelos híbridos que basan esencialmente su funcionamiento en el concepto de similitud antes definido, a partir de modelar los atributos numéricos utilizando conjuntos borrosos.

El primero de éstos (SISIFuzzy) consiste en un modelo neuro-borroso con explicación basada en casos, que extiende un modelo híbrido propuesto anteriormente para resolver problemas de búsqueda asociativa de información, utilizando conjuntos borrosos para modelar los atributos numéricos. Se mantienen las ventajas de la hibridación usada en el modelo original, mostrando que el desempeño del resolvedor de problemas del nuevo modelo es comparable o superior con respecto al original, garantizando la robustez de las soluciones.

El segundo modelo (ConFuCiuS) es una nueva instancia de la familia de los *k*-vecinos más cercanos, basado en la nueva implementación de similitud que se propone en este trabajo, y que a diferencia del anterior, se orienta específicamente a la solución de problemas de clasificación supervisada. Este muestra un desempeño al menos comparable con el *k*-NN estándar y otros clasificadores utilizados en la comparación. En particular, la variante de ConFuCiuS que emplea FCDM como criterio de comparación a nivel de rasgo, muestra los mejores cuando se consideran rasgos tanto numéricos como simbólicos y hay valores ausentes en el conjunto de instancias. Adicionalmente, los resolvedores de problema de los modelos propuestos utilizando el coeficiente de correlación, no muestran signos de degradación de su desempeño en presencia de rasgos irrelevantes.

3 Implementación y aplicación de los modelos propuestos

Se describe la realización computacional de los modelos propuestos, la cual facilita su evaluación en el contexto de otros modelos existentes, su aplicación a la solución de problemas concretos, así como un rápido desarrollo de aplicaciones finales para un dominio específico. Tres aplicaciones reales ilustran las facilidades añadidas, por los resultados del presente trabajo, en el desarrollo de SBC; así como la factibilidad y potencialidades de uso de los nuevos modelos.

3.1 Implementación computacional

La herramienta SISIFuzzy[23](Sistema Inteligente de Selección de Información borrosa) y nuevas extensiones a la plataforma de aprendizaje automatizado Weka (Morell, Rodriguez et al. 2006), constituyen las implementaciones computacionales de los modelos propuestos. Como estos modelos requieren la especificación de la memoria de instancias (aprenden a partir de ejemplos) y la modelación de cada atributo numérico como variable lingüística (la implementación del concepto de similitud utiliza la modelación basada en conjuntos borrosos), se requieren otras implementaciones que asistan la formalización del problema.

El software SISIFuzzy se concibió como un paquete incluyendo el utilitario CBE.exe (Case Base Editor). Adicionalmente se proveen otras implementaciones por la introducción del aprendizaje automatizado: el software Neuro-Evaluator[24] y la implementación en Weka de un nuevo tipo de dato (LINGUISTIC) y filtros de atributo correspondientes.

A continuación nos referiremos a los aspectos más relevantes de cada una de estas implementaciones para su aplicación al desarrollo de SBC.

3.1.1 Implementación de los modelos propuestos

SISIFuzzy es un nuevo shell, cuya implementación se concibe como una extensión a la herramienta SISI, añadiendo las modificaciones introducidas por la extensión del modelo al

[23] Registro de Software número 06941-6941 del Centro Nacional de Derecho de Autor (2001)

[24] Registro de Software número 3047-2006 del Centro Nacional de Derecho de Autor (2006)

uso de conjuntos borrosos. Como parte de la herramienta Weka quedan implementados los clasificadores de ambos modelos.

La herramienta "SISIFuzzy 1.2"

El modelo SISIFuzzy definido en el epígrafe 2.2 y que se utiliza para resolver problemas de búsqueda asociativa de información, se implementó en el software "SISIFuzzy 1.2" (ver en el anexo 13 la vista principal), cuyas siglas responden al nombre Sistema Inteligente de Selección de Información Borrosa. Este se inicia con la especificación de un fichero de entrada que contiene la memoria de instancias y la modelación de cada atributo como una variable lingüística en general. Como filosofía de trabajo con este software se definen dos fases muy bien delimitadas: fase de entrenamiento y de explotación.

La fase de entrenamiento se refiere a valorizar los grados de libertad del modelo neuro-borroso e incluye:

- Especificar la variante para el cálculo de los pesos (en correspondencia con las expresiones 2.4 y 2.8). De aquí se define la variante del modelo neuro-borroso a utilizar: FSIAC o FSIACcc respectivamente.
- Especificar la estrategia de activación (en correspondencia con las expresiones 2.19-2.21).
- Hacer evaluaciones del desempeño con la configuración definida.

La fase de explotación, que requiere de la etapa anterior, se refiere a:

- Especificar división de los rasgos en predictores objetivos.
- Describir el problema (entrar los valores para los rasgos predictores q_1,.., q_m).
- Resolver el problema.
- Justificar la solución.

En la implementación de SISIFuzzy se identificaron y diseñaron las clases de objetos necesarias para el manejo de los datos y la solución de las principales tareas del sistema, a partir de la jerarquía de clases definida para la versión 2.0 de SISI.

Implementación de los modelos en Weka

La implementación de ConFuCiuS, el modelo definido en el epígrafe 2.3, se facilitó al concebirse como una extensión de Weka. El *k*-NN es un clasificador de la familia de los algoritmos basados en instancias, cuya implementación en Weka aparece con el nombre IB*k*, y forma parte del paquete "weka.classifiers.lazy" (ver anexo 14). Este tipo de clasificador requiere como parámetro de entrada la función de distancia a utilizar para calcular la similitud entre dos instancias, entre otros.

La versión de Weka utilizada tenía solamente implementada la distancia Euclideana que se utiliza en el algoritmo del *k*-NN estándar, y por defecto define como criterio de comparación a nivel de rasgo la función HEOM como implementación de "Difference". Luego, la implementación de ConFuCiuS en Weka se simplificó a implementar las nuevas funciones de comparación a nivel de rasgos que se proponen en el trabajo. Ver anexo 15.

Adicionalmente se incluyen también como extensiones a Weka las dos variantes propuestas para FSIAC como clasificador (un solo rasgo objetivo), que como el resto de los que utilizan un enfoque de redes neuronales se ubican en el paquete "weka.classifiers.functions" (ver anexo 16); así como otras extensiones reportadas en la literatura a VDM con la finalidad de evaluar las nuevas distancias propuestas.

3.1.2 Implementaciones para la modelación borrosa de los rasgos

Estas implementaciones permiten la edición de la base de casos[25] y la modelación borrosa de los rasgos. Esta última puede realizarse de forma manual (analítica especificando el valor de los parámetros o con la ayuda de herramientas gráficas), o de forma automatizada a partir de ejemplos. La modelación borrosa de un rasgo determina los parámetros de la función $f(.)$ de cada una de las neuronas de pre-procesamiento en la topología del modelo neuro-borroso, y la partición borrosa $\Pi(X)$ cuyos elementos se utilizan en la definición del criterio de comparación local que emplea la función de distancia que se utiliza en ConFuCiuS. La Tabla 3.1 muestra un ejemplo del resultado de este procedimiento, independientemente de la variante utilizada.

[25] En este capítulo se usará frecuentemente los términos "caso" o "ejemplo" (instancia) y "base de casos" (memoria de instancias) que son términos más familiares al ingeniero del conocimiento y usuario de las aplicaciones (desarrolladores de los modelos teóricos).

Tabla 3.1. Ejemplo de la modelación realizada a algunos rasgos

Atributo	Dominio	Tipo de rasgo (modelo)	Valores
Edad	[15, 110]	Discreto	[15,35[, [35, 60[, [60;110]
Estatura	[20,270]	Borroso	Bajo: {triangular; 20,70,120} Medio: {trapezoidal; 70,120,170,220} Alto: {triangular; 170,220,270}
Síntoma	Fiebre, náuseas, Vómito	Simbólico	Fiebre, náuseas, Vómito
Enfermedad	Catarro, Amigdalitis, Paludismo	Simbólico	Catarro, Amigdalitis, Paludismo

El editor de bases de casos "CBE.exe"

Este utilitario se incluye como parte de un paquete con el software "SISIFuzzy 1.2". El proceso de edición incluye definición de rasgos, entrar las instancias; así como la especificación manual de diferentes tipos de FP y parámetros correspondientes. Ver anexo 17.

Una limitación de esta variante es que se necesita conocer a priori la definición de los términos lingüísticos y sus FP correspondientes. Los ingenieros del conocimiento pudieran establecer un diálogo con los expertos humanos a tales efectos, pero esto podría resultar un procedimiento engorroso que retarde el desarrollo del SBC. Otras veces no se cuenta con los expertos, por ejemplo para validar los modelos propuestos utilizando conjuntos de datos de la UCIMLR.

Implementación de heurísticas para construir funciones de pertenencia

Para automatizar este procedimiento se propone la implementación de FP a partir de ejemplos, parámetros para diferentes tipos de FP; basados en la relación estrecha entre similitud y grado de pertenencia, dado que una FP asociada a un término lingüístico expresa proximidad con respecto a los elementos del núcleo del conjunto borroso correspondiente. Se propone un procedimiento que consta de dos etapas: definición de los términos lingüísticos particionando en intervalo el dominio (X) del rasgo; y utilizar expresiones analíticas (relativas a los extremos del intervalo correspondiente) para calcular los parámetros de diferentes tipos de FP.

El universo de discurso (discreto o continuo) de una variable lingüística X se particiona en intervalos, aplicando métodos de discretización supervisados o no supervisados. Luego, el j-ésimo intervalo que se representa por $[L_j, U_j]$ (donde L_j se corresponde con el menor valor del

intervalo y U_j con el mayor) define el *j*-ésimo término lingüístico T_j. Se pueden utilizar variantes no supervisadas tales como: discretizador de igual amplitud del intervalo (*Equal width*) o igual frecuencia de valores (*Equal frequency*), *k*-means (McQueen 1967); o variantes supervisadas como Chi2 (Liu y Setiono 1995) o CAIM (Kurgan y Cios 2004).

Para definir una partición, el cálculo de los parámetros de cualquier tipo de FP correspondiente al *j*-ésimo término lingüístico considera que: los puntos que pertenecen al intervalo [L_j, U_j] pertenecen también al soporte de la función, en las FP de la izquierda (derecha) el soporte se extiende hasta el principio (final) del intervalo y se define como punto de corte (imagen 0.5) de dos funciones consecutivas el límite del intervalo.

El anexo 18 se refiere a las expresiones analíticas para el cálculo de los parámetros de una FP de tipo Trapezoidal. En (Rodríguez, Rafael et al. 2006) se presentan las expresiones para las FP de tipo Triangular, Trapezoidal, Gaussiana y Sigmoidal; y un estudio experimental comparativo que muestra la factibilidad de utilizar esta forma de construcción a los efectos de aplicar los modelos propuestos. La implementación de estas heurísticas está disponible en la biblioteca "*DiscretizersUtils.dll*".

La plataforma Neuro-Evaluator

Este software facilita la construcción de modelos neuro-borrosos al automatizar la construcción de las FP y otros parámetros del modelo. Provee facilidades gráficas para la edición manual de las FP, y define una variante semi-automática para proponer los valores de los parámetros, dejando a criterio del usuario la selección del discretizador y del tipo de FP a utilizar.

Esta selección se automatiza generando las configuraciones posibles con los discretizadores y alternativas para definir las FP antes mencionadas, y evaluando con cada una el desempeño del modelo. Para *m* rasgos numéricos *j*=1..*m* se define un vector (R_1, R_2, R_3,..., R_m), donde cada componente representa el procesamiento que se le puede realizar a una rasgo; y que se define por las combinaciones posibles de los métodos de discretización y variantes de FP antes mencionadas. Este problema se formaliza como un problema de configuración, pues se requiere encontrar la configuración óptima variando los aspectos no predefinidos a priori por el ingeniero en conocimiento, donde la función a optimizar es el desempeño del modelo. De

aquí que este software se conciba como una plataforma evaluadora de modelos neuro-borrosos (Falcón, Rodríguez et al. 2005).

De esta manera Neuro-Evaluator implementa una forma automática para realizar el pre-procesamiento, para lo cual utiliza la biblioteca "*DiscretizersUtils.dll*". El fichero de salida puede ser utilizado por el software SISIFuzzy, sustituyendo la variante manual que utiliza el utilitario "CBE" y opciones de la propia herramienta para el aprendizaje del modelo. Ver en el anexo 19 una vista de este módulo de pre-procesamiento.

En aras de ganar eficiencia computacional, la implementación de este módulo experimentador explota el procesamiento distribuido de tareas, donde en cada cliente se pone a evaluar una configuración posible. Adicionalmente este problema se modela como un problema de configuración, que se resuelve utilizando el método de ascensión de colinas como estrategia de búsqueda heurística (Falcón, Labrador et al. 2006).

Nuevas extensiones a la plataforma de aprendizaje automatizado Weka

En Weka fue necesario implementar un nuevo tipo de dato para representar la partición borrosa sobre el dominio de los tributos numéricos (LINGUISTIC), así como nuevos filtros de atributos con las heurísticas antes explicadas. El nuevo tipo de dato LINGUISTIC permite asociar a cada atributo numérico un conjunto de términos lingüísticos, a cada uno de los cuales asocia una FP. Para procesar el fichero de definición de datos con esta modificación, se modificó el intérprete del Weka introduciendo un analizador descendente recursivo (Aho, Sethi et al. 1986). Ver en el anexo 20 la definición de este nuevo tipo de dato en el fichero ".arff" de datos que utiliza Weka.

En la modelación, el ingeniero del conocimiento puede adoptar dos conductas: especificar para un atributo numérico en el fichero de definición de datos los conjuntos borrosos si ya se tiene una modelación (como lo requiere el utilitario CBE.exe) o que el propio Weka sea el encargado de hallarlos semi-automáticamente mediante un algoritmo de pre-procesamiento. El preprocesamiento en Weka se implementa mediante filtros, lo cual independiza el pre-procesamiento de los datos de la implementación de los algoritmos.

En la validación empírica de los modelos propuestos se han utilizado FP trapezoidales a partir de un discretizador de igual ancho o utilizando MDL que es una variante de discretización

supervisada propuesta por Fayad e Irani en (Fayyad y Irani 1992); las cuales se implementan en los filtros "*EqualWidthFuzzifier*" y "*MDLFuzzifier*" respectivamente. Ambos filtros también implementan las heurísticas para definir los parámetros de FP de tipo Gaussiana y Triangular; así como muestran para cada rasgo gráficamente las FP resultantes, en el lugar de la información gráfica que para atributos numéricos y simbólicos muestra esta herramienta. Ver en el anexo 21 información visual sobre la implementación en Weka de estos filtros.

1. Construcción de la base de casos (utilizar CBE o Neuro-Evaluator)
   - 1.1. Definir rasgos
   - 1.2. Modelación borrosa de los rasgos numéricos
   - 1.3. Capturar los datos (crear las instancias)
2. Selección del modelo
   - 2.1. Si es búsqueda asociativa de información, entonces utilizar SISIFuzzy (ir al paso 3)
   - 2.2. Si es clasificación, utilizar ConFuCiuS (ir al paso 4)
3. Si se utiliza el modelo SISIFuzzy (utilizar SISIFuzzy o Neuro-Evaluator)
   - 3.1. Definición de la función asociada a la neurona de pre-procesamiento
   - 3.2. Especificar el criterio para el cálculo de los pesos
4. Si se utiliza el modelo ConFuCiuS (utilizar las implementaciones para ambos clasificadores en Weka)
   - 4.1. Para el IB*k*: definir la cantidad de vecinos y especificar el criterio de distancia
   - 4.2. Para FSIAC: variantes para definir los pesos
5. Implementación de la aplicación final
   - 5.1. Construir la interface que permite capturar los datos y mostrar la solución
   - 5.2. Utilizar las bibliotecas de clases de las implementaciones computacionales del modelo probado.

Fig. 3.1: Pasos a seguir para desarrollar un SBC utilizando estas herramientas

3.1.3 Utilidad de las nuevas herramientas

Una vez formulado un problema concreto, formalizado e identificado que su solución computacional puede ser factible utilizando el enfoque híbrido propuesto por la combinación de RNA, RBC y modelación basada en conjuntos borrosos (en alguno de sus modelos), la solución computacional al mismo consistirá en desarrolar un SBC que de resultar exitoso asistirá a los especialistas de ese dominio de aplicación. La figura 3.1 especifica los pasos a seguir para utilizar las herramientas antes descritas con esta finalidad.

Nótese que las herramientas provistas facilitan y garantizan un rápido desarrollo de SBC utilizando los modelos propuestos al permitir: la modelación del problema, la ingeniería del conocimiento requerida, la evaluación de la aplicación del modelo en el contexto de otras técnicas existentes, hasta el desarrollo de una aplicación final a "la medida" del usuario del área de aplicación y que lo independiza de estas implementaciones para desarrolladores.

Por otro lado, la implementación de los nuevos modelos específicamente como extensión de la plataforma Weka ha mostrado ventajas tales como (Rodríguez, Morell et al. 2006):

- Se simplifica la implementación pues solo hay que redefinir métodos ya existentes en Weka o crear otros nuevos con las funcionalidades específicas del algoritmo a adicionar.
- Se facilita la validación de un nuevo modelo. No es necesario preocuparse por implementar las variantes de validación, ni las medidas de desempeño a emplear; se pueden utilizar las ya existentes en la herramienta. Es posible hacer corridas en lotes y en varias terminales, sin esfuerzos adicionales de programación utilizando el modo Experimentador.
- Se propicia y facilita la comparación del nuevo algoritmo con otros ya reportados en la literatura e implementados en la herramienta, facilitando el análisis de la factibilidad de este último, algo que sería más costoso en tiempo si se hubiera implementado como un modelo aislado.
- Facilidades para el pre-procesamiento de los datos, y el hecho de que los filtros estén separados de los algoritmos facilita la implementación y el reuso.
- Se propicia el uso y divulgación de los nuevos modelos implementados. El hecho de queden incorporados a Weka los hace disponibles para la comunidad de científicos y usuarios de este campo.
- El tiempo de desarrollo del prototipo de un software a la medida, utilizando un algoritmo implementado en Weka, se disminuye a partir de reutilizar su código.

3.2 Resultados prácticos en la solución de problemas de diagnóstico

La factibilidad y aplicabilidad de los modelos propuestos para desarrollar SBC se muestra mediante tres aplicaciones que responden a problemáticas reales en tres áreas diferentes: Bioinformática, Medio Ambiente, y Medicina. Adicionalmente, el uso de las herramientas computacionales que los implementan facilita el proceso de ingeniería del conocimiento, así como la implementación rápida de la aplicación final para un problema en específico. Estos resultados complementan la evaluación empírica realizada a estos modelos utilizando archivos de datos "sintéticos", pues permitieron valorar además en el contexto de su aplicación la percepción del usuario sobre aspectos "no cuantitativos" a considerar en los SBC.

Para la aplicación de los modelos computacionales propuestos en la solución de los problemas prácticos que se explican a continuación, se siguió la metodología propuesta en (Ruiz-Shulcloper, Alba Cabrera et al. 1995). En la explicación de cada aplicación se abordarán por aspectos los siguientes:

- Formulación del problema: caracterización del problema especificando objetivos, resultados esperados, las hipótesis, fuentes de información y características de ese dominio de aplicación.

- Selección de las técnicas a aplicar[26]: incluye la formalización del problema (rasgos que describen una instancia, especificación de las clases de salida, memoria de instancias), y definición del tipo de problema que se enfrenta (clasificación o búsqueda asociativa de información); y a ambos se refieren los pasos 1 y 2 de la figura 3.1.

- Solución computacional: Se refiere a definir el modelo computacional que resuelve el problema y el análisis de las soluciones que este provee (siguiendo los pasos 3 y 4 de la figura 3.1), incluye una evaluación comparativa de los resultados obtenidos por la solución propuesta en el contexto de otros enfoques que se pudieran aplicar como punto de referencia; y culmina con un software específico a la "medida" del usuario final que usa la configuración del modelo y modelación se los datos que ha sido más exitosa (paso 5 de la figura 3.1).

[26] Se parte del supuesto que la elección del modelo es en base a las variantes propuestas, aunque en la evaluación de los resultados se incluyen comparaciones con otros enfoques.

Nótese que esta etapa en la solución del problema se facilita, incluso respecto a la aplicación de otros modelos que también utilizan técnicas de IA, al disminuir la ingeniería del conocimiento requerida en el desarrollo del SBC por las ventajas que proporciona la hibridación utilizada en los modelos propuestos, y las bondades de la implementación computacional realizada de los mismos.

- Interpretación de los resultados: Se refiere a la satisfacción con las soluciones provistas, que además de las valoraciones respecto al desempeño incluye consideraciones sobre aspectos "cualitativos" a opinión de los especialistas que ya tienen a su disposición una primera versión del SBC que resuelve concretamente la problemática planteada.

3.2.1 Sistema para la determinación de propiedades anticancerígenos en el diseño de un fármaco

Debido al alto costo de desarrollo de nuevos principios activos para la Industria Farmacéutica, en los últimos años se desarrollan métodos de diseño racional de fármacos que poco a poco desplazan los métodos tradicionales de obtención de nuevos medicamentos, por ser estos cada vez más caros. Estos métodos se basan en el estudio de la relación entre la estructura molecular de los fármacos y las propiedades farmacológicas que permiten caracterizar el comportamiento de un compuesto sin la necesidad de un sinnúmero de pruebas costosas, tanto en tiempo como en recursos.

Formulación del problema

Se desea predecir el comportamiento de una molécula aún no estudiada en cuanto a la presencia o no de propiedades anticancerígenas, utilizando su descripción molecular definida por 11 descriptores identificados por los especialistas. A partir de trabajos experimentales de laboratorio se conocen los valores de estos descriptores moleculares y las propiedades anticancerígenas que presenta el fármaco. En el estudio de una propiedad anticancerígena específica un compuesto pudo resultar "activo"; y de lo contrario, si no se pudo determinar que posee la actividad farmacológica de este primer grupo se dice que es "inactivo" (no tiene la propiedad anticancerígena que se considera). Se cuenta con un conjunto de datos considerablemente grande sobre las moléculas, en el que se recogen los valores calculados para sus descriptores y la clasificación obtenida experimentalmente en cada caso.

Selección de las técnicas a aplicar

Se cuenta con una muestra de 962 ejemplos, de ellos 664 de la clase "activos" y 298 de la clase "no activos", sin valores ausentes, y donde cada instancia se describe por 11 atributos de tipo numérico. Se define un problema de clasificación en dos clases.

La modelación de cada uno de los rasgos como variable lingüística se describe en la tabla 3.2. Esta alternativa tiene dos ventajas inmediatas: es más natural hablar de un valor *Bajo* para el rasgo P0 y la relación de esta categoría con la clasificación, que relacionar cada uno de los valores reales posibles para este atributo. Adicionalmente, utilizando términos lingüísticos en lugar de simples etiquetas, se tiene una medida más precisa (grado de pertenencia) de cómo esta categoría representa un valor del dominio del rasgo lo cual influye en la precisión del clasificador.

Tabla 3.2. Descripción de los rasgos considerados en la aplicación de Bioinformática

Nombre del atributo	Valores posibles	Términos lingüísticos
P0	[0,160]	Muy bajo, Bajo, Alto y Muy alto.
P1	[0,50]	*Bajo, Medio y Alto.*
P2	[0,35]	*Bajo, Medio y Alto.*
P3	[0,35]	*Bajo, Medio y Alto.*
P4	[0,30]	*Bajo, Medio y Alto.*
P5	[0,25]	*Muy bajo, Bajo, Medio y Alto*
P6	[0,20]	*Bajo y Alto.*
P7	[0,20]	*Bajo, Medio y Alto.*
P8	[0,20]	*Bajo, Medio y Alto.*
P9	[0,20]	*Bajo, Medio y Alto.*
P10	[0,15]	*Bajo, Medio y Alto.*
P11	Clasificación	1 (activo), -1 (no activo)

Los términos lingüísticos y las FP asociadas a cada uno de los estos se obtienen como resultado del trabajo con los expertos humanos. Se utilizan FP de tipo Sigmoidal creciente (decreciente) para las funciones de los términos lingüísticos de los extremos derecho (izquierdo); y funciones tipo campana para los términos intermedios. Ver en el anexo 22 la definición de estas funciones para el atributo P5, para lo cual se utilizó el CBE.exe.

Solución computacional

En la solución de este problema se aplica el enfoque híbrido que se implementa en la herramienta SISIFuzzy (figura 3.2), y nos estamos refiriendo a los resultados reportados en (Rodríguez, García et al. 2003) que se muestran en la tabla 3.3.

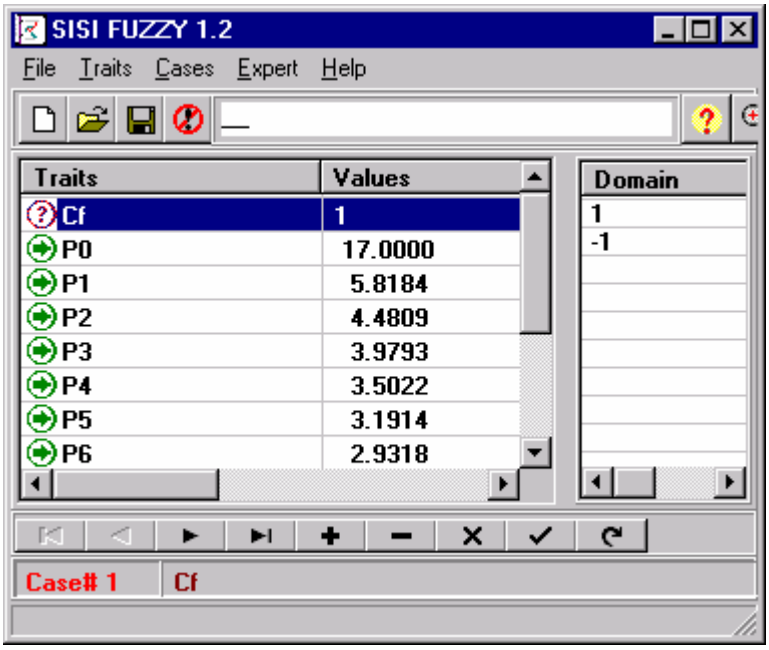


Fig. 3.2: Vista de SISIFuzzy en la solución del problema de Bioinformática

Las filas de la tabla 3.3 se refieren a dos variantes diferentes de modelar la neurona de pre-procesamiento variando la estrategia de asignación, que además no muestra una influencia notable en el desempeño de la variante de FSIAC cuando se basa para el cálculo de los pesos en la frecuencia relativa. Se concluye utilizar FSIAC, basado en frecuencia relativa y utilizando todos los términos lingüísticos.

La comparación con otros clasificadores como MLP y RL muestra que estos últimos logran resultados superiores de desempeño. Enfrentar este problema real en el desarrollo de la presente investigación[27], que es un típico problema de clasificación y no en general de

[27] Esta aplicación se desarrolla fundamentalmente en el año 2003

búsqueda asociativa de información a lo que se orienta SISIFuzzy, mostró la necesidad de explorar otros enfoques de solución de problemas basado también en similitud a los efectos de competir en cuanto a desempeño con los clasificadores reportados actualmente en la literatura, pero manteniendo las ventajas de SISIFuzzy en cuanto a interpretabilidad, comprensión y naturalidad.

Tabla 3.3. Resultados de las variantes de FSIAC en la aplicación de Bioinformática

Considerando la activación desde todos los términos lingüísticos	
Forma de cálculo de los pesos	Porciento de Clasificación correcta
Correlación	77.86
Frecuencia Relativa	**79.47**
Considerando el principio de máxima membresía	
Forma de cálculo de los pesos	Porciento de Clasificación correcta
Correlación	78.59
Frecuencia Relativa	**79.03**

Más recientemente, también se experimenta con las dos variantes de ConFuCiuS, aunque a partir de su caracterización como resultado de los experimentos del capítulo anterior, y las características de esta muestra (no tiene ausencia de información y todos los rasgos son numéricos) no se espera que éste supere significativamente los demás clasificadores utilizados.

La tabla[28] 3.4 muestra la evaluación del desempeño de varias variantes de solución considerando las 9 medidas especificadas en 1.4.1. Estos resultados se obtienen utilizando los modelos implementados en Weka, donde las FP para los modelos propuestos se modelan por funciones Trapezoidales a partir del filtro "MDLFuzzifier".

Estos resultados corroboran que el desempeño de la RL en la solución de este problema es mejor. Nótese además que los desempeños del modelo neuro-borroso como clasificador

[28] Estos resultados se obtienen con los clasificadores implementados en la herramienta Weka utilizando 10 particiones y repitiendo 10 veces el experimento

(FSIAC) y del algoritmo basado en instancias (ConFuCiuS) muestran desempeños similares entre sí, y su a vez con respecto al MLP y al C4.5.

Tabla 3.4. Evaluación del desempeño de los clasificadores utilizados para la aplicación en Bioinformática

Medida/ Modelo	FSIAC	FSIACcc	ConFuCiuS *k*=15	ConFuCiuScc *k*=15	RL	C4.5	MLP	*k*-NN *k*=3
Precisión	79.46	77.17	80.05	79.68	**90.37**	79.30	81.77	81.88
Kappa	0.44	0.41	0.48	0.47	**0.77**	0.45	0.54	0.54
Error	0.40	0.48	0.39	0.39	**0.26**	0.41	0.37	0.37
Especificidad	**0.97**	0.91	0.94	0.94	0.95	0.95	0.92	0.93
VPP	**0.88**	0.72	0.80	0.79	**0.88**	0.82	0.80	0.80
Sensibilidad	0.40	0.46	0.49	0.49	**0.81**	0.44	0.59	0.58
F-measure	0.54	0.55	0.60	0.60	**0.84**	0.57	0.66	0.66
ROC	0.75	0.69	0.79	0.79	**0.96**	0.71	0.84	0.84
VPN	0.78	0.79	0.80	0.80	**0.92**	0.79	0.83	0.83

Interpretación de los resultados

El SBC desarrollado permite utilizar información experimental para predecir el comportamiento de una molécula aun no estudiada (problema de clasificación supervisada), siendo muy natural para los especialistas utilizar términos lingüísticos para referirse a los descriptores de las moléculas.

La evaluación del desempeño mostrado por FSIAC satisface los especialistas. Adicionalmente, el SBC desarrollado permite no solamente predecir el comportamiento de una molécula aún no estudiada, sino también estudiar cómo se comporta un descriptor específico para las moléculas que muestran actividad o no de la propiedad en estudio; facilidades sin esfuerzos adicionales de entrenamiento solamente provistas por FSIAC.

En cualquiera de las consultas al sistema, es posible justificar la solución dada, mostrando las características de otras moléculas similares a la de la solicitud y que experimentalmente fueron previamente estudiadas.

3.2.2 Diagnóstico del tratamiento para las aguas residuales

Los recursos hídricos en nuestro país están afectados en cierta medida por las descargas de residuales procedentes de los asentamientos humanos y las actividades agropecuarias e industriales, algunos de ellos con tratamientos deficientes. Las aguas residuales en general, poseen por si mismas propiedades ofensivas que pueden trasmitirse al cuerpo receptor donde son descargadas tales como: malos olores y sabores como consecuencia de las sustancias

extrañas que contienen y los compuestos provenientes de la descomposición de tales materiales, acción tóxica que muchos de los compuestos minerales u orgánicos que contienen estas aguas provocan sobre la flora y la fauna en los cuerpos receptores, potencialidad infectiva contenidas en ellas y que facilitan las enfermedades de origen hídrico, modificación de la apariencia física y por tanto estética de los cuerpos receptores, eutroficación como resultado del desequilibrio entre respiración y fotosíntesis provocando la muerte de gran cantidad de algas; entre otros efectos negativos sobre los cuerpos receptores o contaminación de las aguas que estos traen aparejados (Bueno 1997).

Para poder conocer el poder contaminante de las aguas residuales se hace necesario estudiar sus propiedades físico-químicas y biológicas y de esta forma estimar los problemas ambientales que pudieran causar si son vertidos inadecuadamente en algún cuerpo receptor. Por otra parte para poder diseñar, controlar y operar los distintos procesos de depuración de aguas residuales se hace necesario también la determinación de dichos parámetros.

Formulación del problema

Entre los parámetros más comunes para realizar una adecuada caracterización se encuentran los siguientes: temperatura, grado de acidez (ph), demanda química de oxígeno (DQO), demanda bioquímica de oxígeno (DBO); composición de sólidos (S), nitrógeno (N) y fósforo (P). Una explicación detallada sobre cada una de estas características se brinda en la tabla que aparece en el anexo 23.

Los volúmenes aportados, las propiedades y composición de las aguas residuales, dependerán no solo de su origen y procedencia, sino del grado de eficiencia logrado en el proceso de fabricación y de la disciplina tecnológica mantenida en las diferentes operaciones industriales. Durante muchos años la Industria Azucarera ha sido la más importante del país, que incluye centrales azucareros, destilerías de alcohol, fábricas de levadura panadera y torula, dextrana, madera artificial y otros. En general esta industria es de las más contaminantes de nuestro país, no sólo por su gran concentración de carga contaminante sino por los volúmenes tan elevados que genera. En el caso de los complejos Agroindustriales con Refinería y las Destilerías alcoholeras presentan una mayor carga contaminante que los centrales de crudo, sobre todo

estas últimas, que se caracteriza por las variaciones o irregularidades diarias en el caudal y carga orgánica de sus residuales.

Aunque se han realizado numerosos esfuerzos por disminuir esta contaminación tratando de aprovechar sus residuales dentro del mismo sector, por ejemplo en la industria azucarera para el fertirriego de las áreas cañeras, alimentación animal, producción de biogás, entre otros; es inminente la necesidad de hacer tratamiento externo a estos residuales antes de ser vertidos al medio ambiente. Las posibles etapas de tratamiento de las aguas residuales se especifican en la última fila de la tabla del anexo 23, y para su selección se considerarán los parámetros que caracterizan estos residuos.

Selección de las técnicas a aplicar

Es usual en los expertos humanos de este dominio referirse a los residuos de la industria azucarera utilizando frases como las siguientes:

- Los residuales son ligeramente ácidos, agravados en algunos casos como resultado de verter indiscriminadamente residuos ácidos de las limpiezas de los equipos de evaporación.

- Los valores de N y P son relativamente altos, indicativos de que estos residuales pueden ser utilizados para fertirriego por el alto contenido de nutrientes.

- Si el valor del ph es bajo indica que el residual ácido requiere previamente una neutralización, para garantizar el funcionamiento exitoso del tratamiento seleccionado.

- Los valores de DBO y DQO son bastante elevados, superando los valores reportados por la bibliografía especializada, y la relación entre estos parámetros (DBO/DQO) en el caso de las centrales se encuentra por encima de 0,4; lo cual es característico de un residual biodegradable donde el tratamiento biológico juega un papel fundamental.

Nótese que para hacer referencia a estos parámetros utilizan conceptos tales como: “bastante elevados”, “relativamente altos”, “bajo”, “por encima de 0,4”; y no directamente los valores numéricos de estos parámetros; resultando natural el uso de conjuntos borrosos como valores posibles de los parámetros que caracterizan los residuos. Por otro lado, queda clara la relación predictiva que los expertos humanos tienen establecida entre los parámetros que caracterizan los residuos y las diferentes etapas de tratamiento; resultando obvio que definir las etapas que

conformarán el tratamiento (los residuos se someten a varias etapas) es una tarea que requiere conocimiento experto, lejos de un modelo computacional tradicional.

Otros problemas similares reportados en la literatura argumentan la factibilidad de aplicar las técnicas de IA, y en particular RNA y RBC (Gamal 2004) (Bruns 2002). Además, se reconoce que la etapa de diagnóstico de los sistemas que soportan decisiones ambientales se dificulta debido a que la mayoría de estos sistemas utilizan múltiples rasgos: biológicos, químicos, físicos, microbiológicos, con efectos temporales y subjetivos; que implican el análisis de diferentes tipos de datos (numéricos y cualitativos) y la incertidumbre para identificar una situación particular.

Una posible modelación de este problema puede consistir en considerar tantos problemas de clasificación como etapas de tratamiento estén definidas, donde cada uno respondería si un determinado residuo requiere o no de una etapa. Sin embargo, la forma más cercana de modelación al problema real se tiene si consideramos un atributo de salida para cada etapa pero como un vector de tantas componentes como salidas existan; y por tanto se decide su modelación como un problema de búsqueda asociativa de información.

Se define la base de casos a partir de un conjunto de ejemplos que caracterizan los residuos de las industrias azucareras cubanas tomado de estudios realizados por especialistas en esta área, que se caracteriza por tener un 40% de información ausente. A cada parámetro que caracteriza un residuo se le hace corresponder un rasgo, el cual se modela utilizando conjuntos borrosos (ver tercera columna de la tabla del anexo 23). Cada caso de la base de casos se corresponde con la caracterización de los residuos de una determinada industria según 12 rasgos numéricos (modelados como variables lingüísticas) y 10 rasgos de salida con dos valores posibles.

Solución computacional

Se utiliza la herramienta computacional SISIFuzzy, definiendo las FP correspondientes con la herramienta Neuro-Evaluator. En el diseño de la RNA se asocia una neurona a cada término definido para un rasgo. El cálculo de los pesos asociados a los enlaces se basa en el coeficiente

de correlación. La precisión de FSIAC[29] fue un 90%. La figura 3.3 muestra una vista de un problema resuelto por el SBC desarrollado para dar solución a esta problemática.

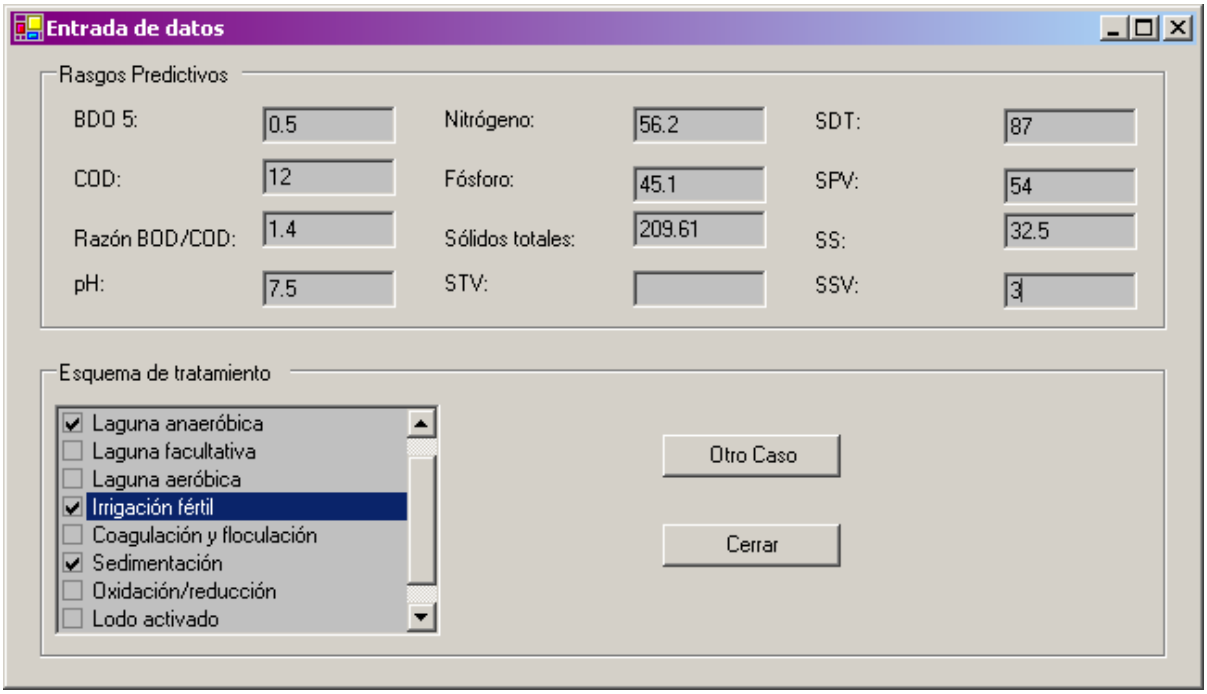


Fig. 3.3. Una vista de la interface de la aplicación en medio ambiente

Interpretación de los resultados

El modelo FSIAC permitiría definir las etapas que conformarían el tratamiento, y posteriormente la componente basada en casos permitiría recuperar los casos más similares al problema resuelto que están almacenados en la base de casos. Una propuesta de solución definitiva y satisfactoria al problema, se tendría con la participación del usuario para dar un orden correcto a las etapas que se proponen como resultado de la RNA, en el contexto de las soluciones dadas con anterioridad a los problemas similares recuperados. El criterio de los expertos humanos sobre el resultado obtenido de aplicar el modelo híbrido, que incluye la componente basada en casos para dar la solución final, fue muy favorable (Rodríguez, Cabrera et al. 2005).

[29] Se refiere al desempeño de la variante del modelo sin uso de uninormas

3.2.3 Sistema Automatizado Predictor de Riesgo Infantil de Mortalidad

Con el fin de proporcionar una guía al especialista surgen los sistemas pronósticos. Con esta finalidad existen actualmente métodos derivados de la práctica cotidiana sin utilizar la computación, que solamente explotan la experiencia de los especialistas ante el pronóstico del nivel de gravedad del paciente a partir de datos clínicos y complementarios del mismo. Con el objetivo específico de pronosticar la mortalidad de los pacientes (riesgo de fallecer), en el campo pediátrico existen herramientas derivadas de la práctica cotidiana específicamente para los pacientes atendidos en los Servicios de Terapia Intensiva, entre los que se encuentran: El PSI (Physiologic Stability Index) que constituyó un paso importante en el campo pediátrico y diferentes variantes del PRISM (Pediatric Risk of Mortality Score) (Lacrolx y Cotting 2005). El funcionamiento de estas técnicas de puntaje se basa en la evaluación de una expresión donde están contenidas variables clínicas, de laboratorio, fisiológicas, e incluso otros puntajes. En la valoración de un paciente a cada una de estas variables se les asigna una puntuación, cuya contribución al valor final se deriva de su importancia específica en relación a la mortalidad. Puntuaciones más elevadas implican más gravedad y por tanto mayor riesgo de fallecimiento.

Formulación del problema

Elevar la calidad de la atención médica, constituye una de las directivas específicas de la estrategia que se reitera en la política del ministerio de Salud Pública de nuestro país; dentro del cual la atención pediátrica reviste gran importancia y prioridad. La acción del médico ante su paciente incluye, además de llegar al diagnóstico, emitir un pronóstico sobre la posible evolución de la enfermedad y su nivel de gravedad. Atendiendo a esto se orienta la sala de destino si el paciente es tributario de ingreso. Existen tres escalas de atención: convencional, cuidados intermedios y cuidados intensivos; y los procederes diagnósticos y/o terapéuticos son diferentes en cada servicio.

En particular, se requiere una adecuada y rápida valoración del paciente a ingresar en las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI), donde se atienden aquellos niños que tienen un estado de salud delicado y con mayor riesgo de fallecer. Los especialistas de este servicio en el Hospital Pediátrico ¨José Luis Miranda¨ de Santa Clara, no están satisfechos el modelo

extranjero más empleado (PSI y PRIMS). El PSI realiza una valoración tomando los valores de 34 variables que se obtienen a partir de datos clínicos y complementarios del paciente; resultando un procedimiento muy engorroso, que incluye muchos exámenes de laboratorio que no se realizan en nuestro país o son de muy costosa ejecución y traumáticos para el paciente, que retardarían además la definición de una conducta inicial a seguir. La aplicación del PRISM, aunque es una simplificación del PSI que utiliza solamente 14 variables, es una herramienta válida únicamente en Europa y Norteamérica, y que no es aplicable en otras latitudes.

Es por ello que se requiere la creación de un modelo pronóstico propio que ayude a la toma de decisiones en la gestión hospitalaria para asistir al especialista en determinar la necesidad o no del ingreso de un paciente en la sala de cuidados intensivos; y valorando solamente los datos clínicos y epidemiológicos del paciente, mientras se realizan los exámenes de laboratorio para complementar la valoración del estado actual del paciente.

Selección de la técnicas aplicar

La solución de este problema requiere de los conocimientos teóricos adquiridos por los especialistas, y especialmente de la experiencia cumulada con la práctica. Se cuenta con las historias clínicas de los pacientes que han sido ingresados en la UCI (Unidad de Cuidados Intensivos) del referido hospital desde el año 1998, y en otras salas del mismo; donde es común la ausencia de algunos datos. Un grupo de expertos ha trabajado desde el punto de vista médico esta hipótesis, y como resultado de estas investigaciones se tienen definidas un conjunto de características del paciente que se deben considerar para decidir si el caso que se presenta requiere o no un ingreso en la sala de cuidados intensivos. Ver anexo 24.

Una solución computacional factible a este problema se obtiene mediante el desarrollo de un Sistema Basado en el Conocimiento. A partir de la muestra recopilada, y con la ayuda de los especialistas, se define una base de casos con 1079 ejemplos (538 “de cuidado” y 541 “grave-crítico”). Cada caso se caracteriza por 32 (3 de tipo numérico) rasgos, uno de los cuales se refiere al rasgo objetivo definiendo como sus valores posibles: “de cuidado” y “Grave-crítico”; donde la primera clasificación significa que los pacientes no deben ser ingresados en una UCI, y en los casos restantes sí.

Queda definido un problema con aprendizaje supervisado, donde la memoria de instancias tiene valores ausentes (es usual al tomar datos de historias clínicas), que se caracterizan por rasgos numéricos y simbólicos. Además en este dominio de aplicación es esencial entender el por qué de la solución que se propone, características que indican la factibilidad de aplicar el modelo ConFuCiuS atendiendo a los resultados experimentales del capítulo anterior; en lugar de SISIFuzzy u otros enfoques alternativos. Se utiliza la herramienta Weka para definir la base de casos; y las variables lingüísticas correspondientes a los rasgos "Edad", "Tensión arteria; sistólica" y "Tensión arterial diastólica" se modelan por funciones Trapezoidales a partir del filtro "MDLFuzzifier".

Solución computacional

En (Rodríguez y al. 2005) se presenta la solución computacional que se da inicialmente a este problema utilizando una red neuronal de tipo MLP como clasificador (eliminando previamente la ausencia de información), mostrando mejor desempeño con respecto a la variante FSIAC. Adicionalmente, como en este dominio de aplicación se requiere justificar la solución, facilidad que no brinda el MLP, se requirió de un proceso de ingeniería de conocimiento con los expertos para definir una función de similitud para comparar dos instancias y que utiliza 10 tipos diferentes de criterios de comparación a nivel de rasgo.

La tabla[30] 3.5 muestra los resultados obtenidos a partir de Weka con los clasificadores de los modelos propuestos y otros enfoques con la memoria de instancias definida para este problema. Nótese que aplicando ConFuCiuS (se utilizan 3 casos similares para pronosticar la solución) se obtienen los mejores resultados, y en particular utilizando como función de comparación la expresión 2.27 con FCDM como criterio de comparación de rasgos, así como las clases programadas para Weka, se obtiene un SBC que implementa este modelo y está siendo utilizado por los especialistas del Hospital Pediátrico ¨ José Luis Miranda ¨ de Santa Clara. Este se ha denominado SAPRIM (Sistema Automatizado Predictor de Riesgo Infantil de Mortalidad).

[30] Estos resultados se obtienen con los clasificadores implementados en la herramienta Weka utilizando 10 particiones y repitiendo 10 veces el experimento

Tabla 3.5. Evaluación del desempeño de los clasificadores utilizados para la aplicación en Medicina

Medida/ Modelo	FSIAC	FSIACcc	ConFuCiuS *k*=3	ConFuCiuScc *k*=3	RL	C4.5	MLP	*k*-NN *k*=3
Precisión	84.37	61.78	**90.53**	90.43	87.26	89.69	50.50	87.93
Kappa	0.69	0.24	**0.81**	**0.81**	0.75	0.79	0.01	0.76
Error	0.49	0.62	**0.27**	**0.27**	0.35	0.30	0.70	0.31
Especificidad	0.79	0.24	0.86	0.85	0.86	**0.90**	0.99	0.77
VPP	0.81	0.57	0.87	0.86	0.86	**0.90**	0.01	0.81
Sensibilidad	0.90	1.00	0.95	**0.96**	0.89	0.89	0.02	0.98
F-measure	0.85	0.72	**0.91**	**0.91**	0.87	0.90	0.02	0.89
ROC	0.95	0.62	0.95	**0.96**	0.92	0.91	0.90	0.93
VPN	0.89	0.98	0.95	**0.96**	0.89	0.90	0.51	0.98

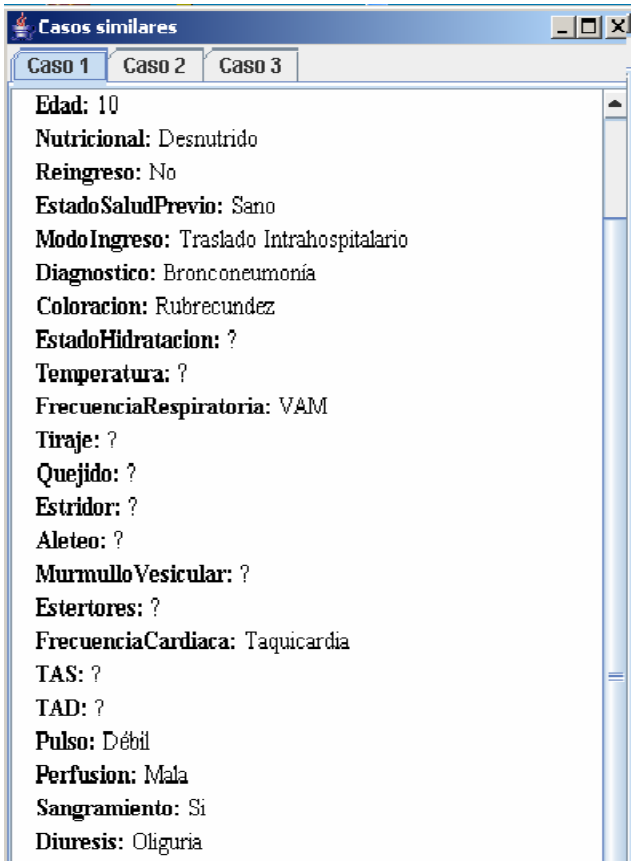


Fig. 3.4: Salida del sistema SAPRIM para explicar la solución

La figura 3.4 muestra la información de SAPRIM al usuario cuando éste pide justificar una solución (casos similares), y se refiere al caso de la base de casos más similar al problema que aparece descrito en el anexo 25; donde además se muestra la vista principal del sistema que

están utilizando los médicos. La implementación de SAPRIM se simplificó a utilizar las clases implementadas previamente en Weka, especificando la configuración obtenida para el modelo con esta herramienta y para la muestra antes especificada; acoplado con una interface específica diseñada atendiendo a los requerimientos de los usuarios.

Interpretación de los resultados

El modelo que implementa SAPRIM permite una modelación más natural de los atributos numéricos que se emplean en el problema, garantiza un buen desempeño, y al mismo tiempo brinda opciones para que el usuario comprenda e interprete la solución propuesta por el sistema.

Esta nueva herramienta, a diferencia de otros métodos tradicionales, permitiría: inmediatez en la valoración de un paciente, concentrar los recursos materiales y humanos disponibles en la atención del paciente evaluado como de alto riesgo, evitar iatrogenia en los pacientes de bajo riesgo; así como evaluar la calidad de los servicios que se brindan, ofreciendo una atención con un elevado nivel científico.

Se ha constatado por el uso de SAPRIM por el personal del Hospital Pediátrico ¨ José Luis Miranda¨ de Santa Clara, que este sistema permite dar una primera evaluación del estado del paciente sirviéndole de guía al especialista (no experto necesariamente) para tomar las medidas adecuadas; mientras se esperan por resultados del laboratorio para complementar su diagnóstico. Una segunda etapa de este trabajo consiste, una vez que el paciente se clasifica en grave y por tanto requiere del ingreso en una UCI, cuantificar su nivel de gravedad para diferenciar los pacientes en este estado.

3.3 Valoración cualitativa de la aplicación de los modelos propuestos

Como resultado del intercambio con expertos y especialistas de las áreas donde se aplican los SBC antes expuestos, de la experiencia acumulada en los integrantes del laboratorio de IA de la UCLV en el desarrollo de aplicaciones de este tipo, y considerando los resultados de estudios reportados en la bibliografía consultada, en este epígrafe se hace una valoración de los modelos propuestos en este trabajo con respecto a otros enfoques.

Se consideraron los criterios siguientes: cercanía de la modelación computacional a la realidad, tratamiento de los valores ausentes, tipo de datos permitido para los atributos,

respuesta fácil de interpretar por el usuario, facilidad para entender el algoritmo en la solución de un problema y si el programa requiere ser guiado por el usuario o automáticamente selecciona parámetros importantes.

A continuación se presentan las valoraciones realizadas:

- Todos los modelos considerados permiten manejar atributos mezclados; sin embargo, dependiendo de cómo son modelados esto influye en la valoración de la "naturalidad" Algunos de ellos (RL, MLP) binarizan los rasgos simbólicos, mientras otros C4.5 discretizan los atributos continuos.
- Mucho más artificial aún suele ser el tratamiento de valores ausentes en un conjunto de instancias de entrenamiento, pues generalmente se requiere adoptar una decisión con respecto a esta categoría a los efectos de que las instancias con valores ausentes se consideren, pues en otro caso se desechan durante el entrenamiento (RL). En el caso de los métodos basados en funciones de distancia o similitud (*k*-NN) sustituir esta categoría es equivalente a adoptar una conducta particular ante la comparación con esta (una constante que represente máxima o mínima similitud). Los algoritmos C4.5 y SISIFuzzy no entran en ninguna de las situaciones antes especificadas, pues toman de cada instancia la información que esta provee.
- El tratamiento de todas estas situaciones a la vez, usualmente se resuelve por la combinación del tratamiento que se le da a cada una de ellas. A diferencia de esto, los enfoques propuestos en este trabajo (SISIFuzzy y ConFuCiuS) unifican el tratamiento a rasgos de tipo numérico y simbólico, así como en el caso de ConFuCiuS la comparación cuando las instancias tienen ausencia de información; basados en la asociación entre los valores presentes en un conjunto de instancias conocidas.
- Adicionalmente, utilizar conjuntos borrosos permite manejar el grado de pertenencia del valor real a cada término lingüístico como una medida de similitud o compatibilidad, que diferencia el cómo es representado cada valor original del rasgo por los términos que se definan. Los modelos ConFuCiuS y SISIFuzzy son enfoques híbridos que siguen una modelación de caja gris y consecuentemente garantizan la interpretabilidad de los resultados.

- El comportamiento del MLP está determinado por la inicialización de una gran cantidad de parámetros (Bonet, al et al. 2002), y una vez resuelto el problema al usuario le es imposible entender el por qué de la solución. La solución dada por un razonador basado en reglas es muy fácil de entender, pero se requiere de un razonamiento retrospectivo con esta finalidad (Russell y Norvig 2002).

Como una generalización de estas valoraciones subjetivas se corrobora la factibilidad de los modelos propuestos, SISIFuzzy y ConFuCiuS, señalando a su favor: la naturalidad en el tratamiento de atributos numéricos, simbólicos y la ausencia de información; el reducido número de parámetros a estimar, la factibilidad de explicar la solución dada a un problema mediante casos similares, así como la interpretabilidad y naturalidad a partir de las técnicas combinadas.

3.4 Conclusiones parciales

La implementación computacional de los modelos propuestos facilita el desarrollo y evaluación de SBC, así como permiten el rápido desarrollo de aplicaciones específicas a la medida del usuario final.

Estas herramientas fueron utilizadas en el desarrollo de SBC en tres campos de aplicación diferentes para: presencia o no de propiedades anticancerígenos de un fármaco, propuesta para el tratamiento adecuado de aguas residuales, y predicción del riesgo infantil de mortalidad; cuya aplicación exitosa ha corroborado desde la práctica los resultados experimentales obtenidos en la validación del desempeño de los modelos propuestos.

La combinación de redes neuronales asociativas, el aprendizaje basado en instancias y los conjuntos borrosos en los modelos computacionales propuestos permite: mayor naturalidad en la modelación computacional de los problemas a resolver, la comprensión e interpretabilidad de las soluciones que este provee, así como la disminución considerable de la ingeniería del conocimiento requerida en estos sistemas.

Conclusiones

Los resultados obtenidos permiten concluir que:

1. Se definen dos nuevas familias de funciones de distancia a partir de extender la métrica VDM sobre variables lingüísticas y generalizar el concepto de asociación entre valores, que define un criterio de comparación local conceptualmente uniforme para todo tipo de rasgo y el tratamiento de los valores ausentes; minimizando la complejidad de la formalización del concepto de similitud, independientemente del espacio de representación de los objetos de la muestra.
2. Se obtiene una extensión del modelo híbrido SISI para desarrollar sistemas conexionistas con explicación basada en casos, a partir de modelar los atributos numéricos utilizando conjuntos borrosos. El nuevo híbrido mantiene las ventajas de la hibridación usada en el modelo original, y provee un marco de trabajo más natural y efectivo por el uso de términos lingüísticos como valores representativos y uninormas como operadores de agregación.
3. Se desarrolla un nuevo modelo para resolver problemas de clasificación supervisada como una nueva instancia de la familia de los k-vecinos más cercanos. Se mantienen las ventajas asociadas a los algoritmos de esta familia en cuanto a la minimización de la ingeniería del conocimiento requerida para su concepción, así como las facilidades para comprender el modelo e interpretar sus resultados. ConFuCiuS automatiza el procedimiento de formalización del concepto de similitud, garantizando a su vez mayor naturalidad e interpretabilidad en presencia de atributos numéricos. Considerando varias medidas que evalúan el desempeño de un clasificador, ConFuCiuS garantiza resultados al menos comparables, mostrando su mejor desempeño con FCDM en presencia de datos mezclados y con valores ausentes.
4. Se obtienen tres implementaciones computacionales que permiten aplicar los modelos desarrollados en el desarrollo de SBC: SISIFuzzy, un shell para desarrollar sistemas conexionistas con explicación basada en casos en presencia de rasgos borrosos; Nero-Evaluator, una plataforma evaluadora de modelos neuro-borrosos asociativos que automatiza la configuración del modelo de red neuronal borroso; y nuevas extensiones a la plataforma de aprendizaje automático Weka, donde se implementan los

revolvedores de problema de ambos modelos. Su implementación está orientada a la extensibilidad, y brinda interfaces amigables fáciles de utilizar por otros especialistas. La adición a Weka de los nuevos clasificadores propició la validación y caracterización de los nuevos criterios de distancia y modelos propuestos en el contexto de otros reportados en la literatura.

5. Los modelos desarrollados se aplicaron satisfactoriamente a la solución de los problemas de diagnóstico siguientes: determinación de propiedades anticancerígenos en el diseño de un fármaco, diagnóstico del tratamiento para las aguas residuales, y pronóstico del paciente pediátrico grave.

Recomendaciones

Derivadas del estudio realizado, así como de las conclusiones de este trabajo, se recomienda:

1. Extender la evaluación de las distancias FVDM y FCDM a otros modelos basados en similitud.
2. Definir una nueva instancia de la función FADM utilizando conjuntos aproximados para cuantificar la asociación entre conjuntos borrosos.
3. Explorar las mejoras en la precisión de un nuevo clasificador que resulte de la combinación de los clasificadores propuestos.
4. Realizar un estudio cualitativo aplicando técnicas Delphi sobre la superioridad de los modelos propuestos con respecto a otros reportados en la literatura para desarrollar SBC.
5. Continuar utilizando las facilidades de los modelos propuestos para resolver problemas reales del entorno.

Referencias Bibliográficas

Aamodt, A. y E. Plaza (1994). "Case-based reasoning: foundational issues, methodological variations, and system approaches." AI Commun. **7**(1): 39-59.

Aha, D. W. (1998). "The omnipresence of case-based reasoning in science and application." Knowl.-Based Syst. **11**(5-6): 261-273.

Aha, D. W., D. Kibler y M. K. Albert (1991). "Instance-Based Learning Algorithms." Machine Learning **6**: 37-66.

Aho, A., R. Sethi y J. Ullman (1986). Compilers: Principles, Techniques, and Tools. Massachusetts, Addison Wesley.

Alcal, R., O. Cordn y F. Herrera (2003). Combining Rule Weight Learning and Rule Selection to Obtain Simpler and More Accurate Linguistic Fuzzy Models, Springer**:** 44-63.

Atkeson, C. G., A. W. Moore y S. Schaal (1997). "Locally weighted learning." ArtificialIntelligence Review **11**(1-5): 11–73.

Baets, B. D. y R. Mesiar (2002). "Metrics and T-equalities." Journal of Mathematical Analysis and Applications **267**: 331-347.

Bandler, W. y L. Kohout (1980). "Fuzzy power sets and fuzzy implication operators. ." Fuzzy Sets and Systems **4**: 13-30.

Bergmann, R., M. M. Richter, S. Schmitt, A. Stahl y I. Vollrath (2001a). Utility-Oriented Matching: A New Research Direction for Case-Based Reasoning. 9th German Workshop on Case-Based Reasoning (GWCBR'2001).

Bergmann, R., M. M. Richter, S. Schmitt, A. Stahl y I. Vollrath (2001b). "Utility-Oriented Matching: A New Research Direction for Case-Based Reasoning."

Bertoluzza, C. y V. Doldi (2004). "On the distributivity between t-norms and t-conorms." Fuzzy Sets and Systems **142**(1): 85-104.

Bishop, C. M. (1995). Neural Networks for Pattern Recognition. New York.

Blanzieri, E. y F. Ricci (1999). A Minimum Risk Metric for Nearest Neighbor Classification, Morgan Kaufmann**:** 22-31.

Bonet, I., e. al y (2002). "Learning optimization in a MLP Neural Network Applied to OCR." MICAI 2002: Advances in Artificial Intelligence. LNAI 2313: 292-300.

Bonissone, P. P., Y.-T. Chen, K. Goebel y P. S. Khedkar (1999). "Hybrid soft computing systems: industrial and commercial applications." Proceedings of IEEE **87**(9): 1641 - 1667.

Brender, J., J. Talmon, M. Egmont-Petersen y P. McNair. (1994). Measuring quality of medical knowledge. Medical Informatics in Europe 1994, Lisbon.

Bruns, R. (2002). "Simulation of an industrial wastewater treatment plant using ANN and principal component analysis." Brazilian Journal of Chemical Engineering **4**(4): 365-370.

Buchanan, B. y E. Shortliffe (1984). "Rule-base Expert System, The MYCIN experiments of the Stanford Heuristic Programming project."

Bueno, J. e. a. (1997). "Water Contamination." Contamination and Environmental Engineering **3**.

Burillo, P., N. Frago y R. Fuentes (2000). "Inclusion grade and fuzzy implication operators." Fuzzy Sets and Systems **114**(3): 417-429.

Burkhard, H. D. y M. M. Richter (2001a). On the notion of similarity in case based reasoning and fuzzy theory. Soft Computing in Case Based Reasoning. S. K. Pal, T. S. Dillon y D. S. Yeung. London, Springer**:** 28-45.

Burkhard, H. D. y M. M. Richter (2001b). On the notion of similarity in case based reasoning and fuzzy theory. Soft Computing in Case Based Reasoning. S. K. Pal, T. S. Dillon y D. S. Yeung. London, Springer Verlag.

Calvo, T., G. Mayor y R. Mesiar, Eds. (2002). Agragation Operators: New Trends and Applications. Studies in Fuzzines and Soft Computing, Physica-Verlag.

Calvo, T. y R. Mesiar (2003). "Aggregation operators: ordering and bounds." Fuzzy Sets and Systems **139**(3): 685-697.

Casillas, J. C., O.; Herrera, F.; Magdalena, L. (2003). Interpretability Issues in Fuzzy Modeling, Springer.

Castellano, G. F., A. (2000). "Fuzzy inference and rule extraction using a neural network." Neural Network World Journal **3**: 361-371.

Castillo, E., J. M. Gutiérrez y A. S. Hadi (1997). Expert Systems and Probabilistic Network Models. New York, Springer Verlag.

Chaudhuri, B. B. y A. Bhattacharya (2001). "On correlation between two fuzzy sets." Fuzzy Sets and Systems **118**(3): 447-456.

Chen, S., M. Yeh y P. Hsiao (1995). "A comparison of similarity measures of fuzzy values." Fuzzy Sets and Systems **72** 79-89.

Chiang, D.-A. y N. P. Lin (1999). "Correlation of fuzzy sets." Fuzzy Sets and Systems **102**(2): 221-226.

Chin-Teng, L. y C. S. G. Lee (1996). Neural fuzzy systems: a neuro-fuzzy synergism to intelligent systems, Prentice-Hall, Inc.

Cost, S. y S. Salzberg (1993). " A Weighted Nearest Neighbor Algorithm for Learning with Symbolic Features." Machine Learning **10**: 57-78.

Cover, T. M. y P. E. Hart (1967). "Nearest Neighbor Pattern Classification." IEEE Transactions on Information Theory **13**(1): 21-27.

Croos, V. y T. Sudkamp (2002). Similarity and Compatibility in Fuzzy Set Theory: Assessment and Applications., Physica-Verlag.

Daalen, V. C. (1992). Evaluating Medical Knowledge Based Systems. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.

Dasarathy, B. V. (1991). Nearest Neighbor (NN) Norms: NN Pattern Classification Techniques. Los Alamitos, CA, IEEE Computer Society Press.

De Baets, B., H. De Meyer y H. Naessens (2001). "A class of rational cardinality-based similarity measures " Computacional and Applied Mathematics **132**: 51-69.

De Baets, B. y J. Fodor (1999a). "Van Melle's combining function in MYCIN is a representable uninorm: An alternative proof." Fuzzy Sets and Systems **104**(1): 133-136.

De Baets, B. y J. C. Fodor (1999b). "Residual operators of uninorms." Soft Computing **3**(2): 89-100.

De Mantaras, R. L., D. McSherry, D. Bridge, D. Leake, B. Smyth, S. Craw, B. Faltings, M. Lou Maher, M. T. Cox, K. Forbus, A. M. Keane, A. Aamodt y I. Watson (2005). "Retrieval, reuse, revision and retention in case-based reasoning

" J Knowledge Engenering Review **20**(3): 215-240.

Demsar, J. (2006). "Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets." Journal of Machine Learning Research **7**: 1-30.

Donald, M., D. Spiegelhalter, C. Taylor y J. Campbell, Eds. (1994). Machine learning, neural and statistical classification, Ellis Horwood.

Dubois, D., F. Esteva, P. Garcia, L. Godo, R. Lopez de Mantaras y H. Prade (1997). "Fuzzy modelling of case-based reasoning and decision. ." Second International Conference on Case-Based Reasoning. Lecture Notes in Artificial Intelligence **1266**: 599-610.

Dubois, D., E. Hullermeier y H. Prade (2002). "Fuzzy set-based methods in instance-based reasoning." IEEE Transactions on Fuzzy Systems **10**(3): 322-332.

Dubois, D., H. T. Nguyen y H. Prade (2000). Possibility theory, probability and fuzzy sets: misunderstandings, bridges and gaps. Fundamentals of Fuzzy Sets. H. P. D. Dubois. Boston, Kluwer Academic Publishers. **1:** 343-438.

Dubois, D. y H. Prade (1980). Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications. New York, Academic Press.

Dubois, D. y H. Prade (1988). Possibility Theory. New York, Plenum Press.

Duch, W. (2000). "Similarity-based methods: a general framework for classification." Control and Cybernetics **29**(4): 937-968.

Falcón, R., A. Labrador, M. A. Navarro, Y. Rodriguez y M. M. García (2006). Módulo de Experimentación Combinatoria para la Evaluación de Modelos Neuro-Borrosos Asociativos. VII Conferencia Científica Internacional UNICA. III Computer Science Workshop CSW'06., Ciego de Avila, Cuba.

Falcón, R., Y. Rodríguez, M. M. García, R. Bello, A. J. Varela y Y. Couce (2005). Plataforma Evaluadora de Modelos Asociativos Neuroborrosos. Memorias Simposium Ingeniería Eléctrica SIE'05.

Fayyad, U. y K. Irani (1992). "On the Handling of Continuous-Valued Attributes in Decision Tree Generation." Machine Learning **8**: 87-102.

Fdez-Riverola, F. y J. M. Corchado (2000). "Sistemas híbridos Neuro-Simbólicos: Una revisión." Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial **I**(11): 12-26.

Fdez-Riverola, F., F. D az y J. M. Corchado (2004). Applying Rough Sets Reduction Techniques to the Construction of a Fuzzy Rule Base for Case Based Reasoning, Springer**:** 83-92.

Fodor, J. (2003). On rational uninorms. Proc. 1st Slovakian - Hungarian Joint Symposium on Applied Machine Intelligence, Herlany, Slovakia.

Fong, A. C. M. y S. C. Hui (2001). "An intelligent online machine fault diagnosis system." Computing & Control Engineering Journal **12**(5): 217-223.

Gamal, A. (2004). "Application of artificial neural networks in wastewater treatment." Journal of Environmental Engineering and Science, supplement S1.

Ganascia, J. G. (1995). Explanation and Justification in Expert System. Computers and AI. **4:** 3-13.

García, M. M. y R. Bello (1996). "A model and its different applications to case-based reasoning." Knowledge-based Systems **9**(7): 465-473.

García, M. M., Y. Rodríguez y R. Bello (2000). Usando conjuntos borrosos para implementar un modelo para sistemas basados en casos interpretativos. International Joint Conference, 7th Ibero-American Conference, 15th Brazilian Symposium on AI, IBERAMIA-SBIA 2000, Open Discussion Track Proceedings on AI, ICMC/USP.

Ghosh, S. y A. Ghosh (2002). A GA-FUZZY Approach to Evolve Hopfield Type Optimum Networks for Object Extraction, Springer**:** 444-449.

Goldberg, D. E. (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Boston, MA, USA, Addison-Wesley Longman Publishing Co.

Grzegorz, G. y A. Wojna (2002). RIONA: A Classifier Combining Rule Induction and k-NN Method with Automated Selection of Optimal Neighbourhood. ECML.

Gutiérrez, I. y R. Bello (2003). "Making decision in case-based systems using probabilities and rough sets." Knowledge-based Systems **16**(4): 205-213.

Hall, M. A. y L. A. Smith (1998). Practical feature subset selection for machine learning. . 21st ACSC, Springer.

Hatzilygeroudis, I. (2000). Neurules: Improving the performance of symbolic rules. International Journal on Artificial Intelligence Tools (IJAIT). **9**.

Hatzilygeroudis, I. y J. Prentzas (2004). "Integrating (rules, neural networks) and cases for knowledge representation and reasoning in expert systems." Expert Systems with Applications **27**(1): 63-75.

Hayes-Roth, F. (1985). Building Expert Systems, Addison-Wesley Pub.

Hilera, J. y V. Martinez (1995). Redes Neuronales Artficiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones, Addison-Wesley.

Hong, T.-P. y C.-Y. Lee (1996). "Induction of fuzzy rules and membership functions from training examples." Fuzzy Sets and Systems **84**(1): 33-47.

Hüllermeier, E. (2007). Case-Based Approximate Reasoning, Springer.

Hüllermeier, E., D. Dubois y H. Prade (2001). Instance-based prediction in the framework of possibility theory. Workshop on Soft Computing in Case-Based Reasoning, International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR'01), Naval Research Laboratory, Navy Center for Applied Research in Artificial Intelligence.

Jang, J.-S. R., C.-T. Sun y E. Mizutani (1997). Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence, Prentice-Hall, Inc.

Kass, A. M. (1988). Case-based reasoning applied to constructing explanations. Proceeding of workshop on case-based reasoning Florida.

Klawonn, F. (1999). The role of Similarity in Fuzzy Reasoning. Fuzzy Sets, Logics and Reasoning about Knowledge. D. Dubois, H. Prade y E. P. Klement. Dordrecht, the Netherlands, Kluwer Academic Publishers**:** 243-253.

Klement, E. P., R. Mesiar y E. Pap (2000). Triangular Norms, Springer.

Kolodner, J. (1992). "An introduction to case-based reasoning. ." Artificial Intelligence Review **6**: 3-34.

Kolodner, J. (1993). Case-based Reasoning, Morgan Kaufmann.

Kosko, B. (1986). "Fuzzy entropy and conditioning." Information Sciences **40**(2): 165-174.

Kosko, B. (1992). Fuzzy Associative Memories. Neural Networks and Fuzzy Systems. Englewood Cliffs, NJ, Addison Wesley.

Kuncheva, L. y F. Steimann (1999). "Fuzzy diagnosis." Artificial Intelligence in Medicine **16**(2): 121-128.

Kurgan, L. A. y K. J. Cios (2004). "CAIM Discretization Algorithm." IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering **16**(2).

Lacrolx, J. y J. Cotting (2005). "Severity of illness and organ dysfunction scoring in children." Pediatr Crit Care Med **6**(3).

Levenshtein, V. I. (1966). "Binary codes capable of correcting deletins, insertions and reversals." Cybernetics andControl Theory **10**(8): 707-710.

Liao, T. W. y Z. Zhang (1998). "Similarity measures for retrieval in case-based reasoning systems." Applied Artificial Intelligence **12**: 267–288.

Lin, D. (1998). An information-theoretic definition of similarity. Proc. 15th International Conf. on Machine Learning.

Lindstone, H. A. y M. Turoff (1975). The Delphi method: techniques and applications. MA, Addison-Wesley.

Liu, H. y R. Setiono (1995). Chi2: Feature Selection and Discretization of Numeric Attributes. Proceedings of the Seventh International Conference on Tools with Artificial Intelligence, IEEE Computer Society.

Liu, S.-T. y C. Kao (2002). "Fuzzy measures for correlation coefficient of fuzzy numbers." Fuzzy Sets and Systems **128**(2): 267-275.

Lopes, A. A. y J. Alipio (2000). "Integrating Rules and Cases in Learning via Case Explanation and Paradigm Shift."

Lu, S., Z. Wang y J. Shen (2003). "Neuro-fuzzy synergism to the intelligent system for edge detection and enhancement." Pattern Recognition **36**(10): 2395-2409.

Malek, M. y R. Kanawati (2001). A Cooperating Hybrid Neural-CBR Classifiers for Building On-line Communities. Workshop on Soft Computing in Case-Based Reasoning, International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR'01), Naval Research Laboratory, Navy Center for Applied Research in Artificial Intelligence.

McQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability.

Michie, D., D. J. Spiegelhalter y C. C. Taylor (1994). Machine Learning, Neural and Statistical Classification, Ellis Horwood.

Miller, G. (1956). "The magical number seven, plus or minus two: some limits on our capacity for processing information." Psychol. Rev. **63**: 81-97.

Mitchell, T. (1980). The Need for Biases in Learning Generalizations. Readings in Machine Learning.

Mitchell, T. (1997). Machine Learning, McGraw-Hill Science/Engineering/Math.

Montani, S., P. Magni, A. V. Roudsari, Carson y R. Bellazzi (2001). Integrating Different Methodologies for Insulin Therapy Support in Type 1 Diabetic Patients. Lecture Notes in Computer Science. **2101:** 2101.

Moore, A. W., J. G. Schneider y K. Deng (1997). Efficient Locally Weighted Polynomial Regression Predictions. 14th International Conference on Machine Learning, Morgan Kaufmann**:** 236-244.

Morell, C., R. Bello y R. Grau (2004). Improving k-NN by Using Fuzzy Similarity Functions. Advances in Artificial Intelligence – IBERAMIA 2004, Puebla, Mexico., Springer.

Morell, C., R. Bello, R. Grau y Y. Rodríguez (2006). Learning Similarity Metrics from Case Solution Similarity. Advances in Artificial Intelligence - IBERAMIA-SBIA 2006, Riverao Preto, Brasil.

Morell, C., Y. Rodriguez, H. Matías y L. I. Araujo (2006). Una metodología para extender el ambiente de aprendizaje automatizado WEKA. Samuel Feijó. Santa Clara, UCLV.

Naessens, B., B. De Baets y H. De Meyer (2002). "On rational cardinality-based inclusion measures." Fuzzy Sets and Systems **128**(2): 169-183.

Nauck, D., F. Klawonn y R. Kruse (1997). Foundations of Neuro-Fuzzy Systems, John Wiley \& Sons, Inc.

Novick, L. (1988). "Analogical Transfer, Problem Similarity, and Expertise." Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory and Cognition **14**: 510-520.

Núñez, H., M. Sánchez-Marré, U. Cortés, J. Comas, M. Martínez, I. Rodríguez-Roda y M. Poch (2004). "A comparative study on the use of similarity measures in case-based reasoning to improve the classification of environmental system situations." Environmental Modelling and Software **19**(9): 809-819.

Ohnishi, H., H. Suzuki y K. Shigemasu (1994). "Similarity by Feature Creation: Reexamination of the Asymmetry of Similarity." 16th Annual Conference of Cognitive Science Society.

Pal, S. K. (2001). Soft Computing in Case Based Reasoning. London, Springer-Verlag

Pal, S. K. y S. C. K. Shiu (2004). Foundations of soft case-based reasoning. Hoboken, New Jersey., John Wiley & Sons Inc.

Pappis, C. P. y N. I. Karacapilidis (1993). "A comparative assessment of measures of similarity of fuzzy values " Fuzzy Sets and Systems **56**: 171-174.

Payne, T. R. y P. Edwards (1998). Implicit Feature Selection with the Value Difference Metric. European Conference on Artificial Intelligence, Brighton, UK.

Petri, K., L. Jussi, M. Petri, ki y T. Henry (2000). An Unsupervised Bayesian Distance Measure. Proceedings of the 5th European Workshop on Advances in Case-Based Reasoning, Springer-Verlag.

Petridis, A. V. y A. V. G. Kaburlasos (2003). "T Finknn: a fuzzy interval number k-nearest neighbor classifier for prediction of sugar production from populations of samples

" Machine Learning Research **4**: 17-37

Piñero, P., L. Arco y M. M. García (2003). "Algoritmos genéticos en la construcción de funciones de pertenencia." Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial **(AEPIA) No. 18, Vol. 2**: 488-497.

Pressman, R. (1994). Ingeniería de software. Un enfoque práctico. , Edit. McGraw-Hill.

Provost, F. y T. Fawcett (1997). Analysis and visualization of classifier performance: Comparison under imprecise class and cost distributions. http://citeseer.ist.psu.edu/article/provost97analysis.html_In Proc. Third Intl. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining.

Quinlan, J. R. (1993). C4.5: Programs for Machine Learning. . San Mateo, CA, Morgan Kaufman.

Riesbeck, C. K. y C. K. Schank (1989). Inside Case-based Reasoning. New York.

Rodriguez, Y. (2002). Evaluación de Sistemas Basados en el Conocimiento. Aplicaciones de la Inteligencia Artificial.

Rodríguez, Y. y e. al. (2005). Sistema Experto Híbrido para el Pronóstico del nivel de gravedad del paciente pediátrico grave Paciente pediátrico grave. COMPUMAT.

Rodríguez, Y., B. D. Baets, M. M. Garcia, R. Grau, R. Bello y C. Morell (2007). Improving a Fuzzy ANN Model using Correlation Coefficients. IFSA'07, Cancun, Mexico.

Rodríguez, Y., X. Cabrera, R. Falcon, Z. Herrera y A. M. Contreras (2005). CBR-ANN hybrid model to optimize the sequence of wastewater treatments. ITEE 2005, Second International ICSC Symposium on Information Technologies in Environmental Engineering, Otto-von-Guericke-Universitat Magdeburg, Germany, Shaker Verlag.

Rodríguez, Y., M. M. García, J. Arencibia, H. Gonzalez y L. Torres (2003). Sistema computacional para la determinación de propiedades anticancerígenos en el diseño de un fármaco. . Convención Informática, La Habana, Cuba.

Rodriguez, Y., M. M. Garcia, B. D. Baets, C. Morell y R. Bello (2006a). "A Connectionist Fuzzy Case-Based Reasoning Model. ." Lecture Notes on Artificial Intelligence **4293**: 176–185.

Rodríguez, Y., M. M. García, R. Bello y R. Falcón (2005). Extending CBR-ANN Hybrid Models Using Fuzzy Sets. International Conference on Neural Networks and Brain, 2005. ICNN&B '05. , China, IEEE Catalog Number: 05EX1177

Rodriguez, Y., M. M. Garcia, B. De Baets, R. Bello y C. Morell (2006b). Extending a Hybrid CBR-ANN Model by Modeling Predictive Attributes using Fuzzy Sets. Lecture Notes on Artificial Intelligence 4140**:** 238-248.

Rodríguez, Y., C. Morell, H. Matías y L. I. Araujo (2006). Validación de nuevos algoritmos de la Inteligencia Artificial que utilizan conjuntos borrosos utilizando la herramienta para el aprendizaje automatizado WEKA. VII Conferencia Científica Internacional UNICA. III Computer Science Workshop CSW'06., Ciego de Avila, Cuba.

Rodríguez, Y., F. Rafael, A. J. Varela y M. Garcia (2006). Learning Membership Functions for an Associative Fuzzy Neural Network. International Symposium On Fuzzy and Rough Sets (ISFUROS'06). Santa Clara.

Rohwer, R. y M. Morciniec (1996). "A Theoretical and Experimental Account of n-tuple Classifier Performance." Neural Computation **8**: 657-670.

Roni Khardon y G. Wachman (2007). "Noise Tolerant Variants of the Perceptron Algorithm." Journal of Machine Learning Research **8**: 227-248.

Rudas, I. J. y J. Fodor (2006). "Information Aggregation in Intelligent Systems Using Generalized Operators." International Journal of Computers, Communications & Control **I**(1): 47-57.

Ruiz-Shulcloper, J. (2000). "Logical Combinatorial Pattern Recognition."

Ruiz-Shulcloper, J., E. Alba Cabrera y M. Lazo Cortés (1995). Introducción al Reconocimiento de Patrones (Enfoque Lógico-Combinatorio). México, CINVESTAV-IPN.

Ruiz-Shulcloper, J., A. Guzman-Arenas y J. F. Martínez-Trinidad (1999). "Logical Combinatorial Approach to Pattern Recognition: I. Feature selection and supervised classification. ." Editorial Politécnica: 148.

Rumelhart, D. E., A. G. E. Hinton y A. R. J. Williams (1986). Learning internal representations by error propagation MIT Press. **Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition, vol. 1: foundations** 318-362.

Rumelhart, D. E. y J. L. McClelland (1988). Explorations in Parallel Distributed Processing., MIT Press.

Russell, S. y P. Norvig (2002). Artificial Intelligence: A Modern Approach, Prentice Hall.

Setiono, R. (2000). "Generating concise and accurate classification rules for breast cancer diagnosis." Artificial Intelligence in Medicine **18**(3): 205-219.

Short, R. y K. Fukunaga (1981). " The optimal distance measure for nearest neighbor classification." IEEE Transactions on Information Theory **27**(5): 622- 627.

Siegel, S. y N. J. Castellan (1988). Nonparametric Statistics for the Behavioral Sciences. New York., McGraw-Hill.

Simon, H. (1999). Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall.

Sovat, R. B. y A. C. P. L. F. d. Carvalho (2001). Retrieval and Adaptation of Cases Using an Artificial Neural Network. Workshop on Soft Computing in Case-Based Reasoning, International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR'01).

Stanfill, C. y D. Waltz (1986). Toward memory-based reasoning. . **29:** 1213-1228.

Suaste-Rivas, I., O. F. Reyes-Galviz, A. Diaz-Mendez y C. A. Reyes-Garcia (2004). "Implementation of a Linguistic Fuzzy Relational Neural Network for Detecting Pathologies by Infant Cry Recognition." Lecture Notes in Computer Science **3315**: 953-962.

Takagi, T. y M. Sugeno (1983). Derivation of fuzzy control rules from human operator's control actions. IFAC Symposium on Fuzzy Information, Knowledge Representation and Decision Analysis.

Thiele, H. (1997). "A characterization of arbitrary Ruspini partitions by fuzzy similarity relations." Fuzzy Systems, Proceedings of the Sixth IEEE International Conference

1: 131-134.

Towell, G. G. y J. W. Shavlik (1994). "Knowledge-Based Artificial Neural Networks." Artificial Intelligence **70**(1-2): 119-165.

Tsadiras, A. K. y K. G. Margaritis (1998). "The MYCIN certainty factor handling function as uninorm operator and its use as a threshold function in artificial neurons." Fuzzy Sets and Systems **93**(3): 263-274.

Tversky, A. (1977). Features of Similarity. Psychological Review.

Vachtsevanos, G. J., S. Kim y J. R. Echauz (1998). "Neuro-fuzzy approaches to decision making: A comparative study with an application to check authorization." Journal of Intelligent and Fuzzy Systems **6**(2): 259-278.

Valverde, L. (1995). "On the structure of F-indistinguishability operators " Fuzzy Sets and Systems **17**: 313-328.

Van Rijsbergen, C. J. (1979). Information Retrieval. London, Butterworths.

Wang, H. y W. Dubitzky (2005). A flexible and robust similarity measure based on contextual probability. IJCAI-05, Proceedings of the Nineteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence. . Edinburgh, Scotland, UK, Professional Book Center 27-34.

Wang, W. (1997). "New similarity measures on fuzzy sets and on elements." Fuzzy Sets and Systems **85** 305-309.

Wang, X., B. D. Baets y E. Kerre (1995). "A comparative study of similarity measures

" Fuzzy Sets and Systems **73**: 259-268.

Watson, I. (1997). I. Watson, Applying Case-based Reasoning: Techniques for Enterprise Systems. . USA Morgan Kaufmann.

Weber, R. O. (2006). " Fuzzy Set Theory and Uncertainty in Case-Based Reasoning." Engineering Intelligent Systems **To appear.**

Wen-June, W. (1997). "New similarity measures on fuzzy sets and on elements." Fuzzy Sets and Systems **85**(3): 305-309.

Wettschereck, D., D. W. Aha y T. Mohri (1997). "A Review and Empirical Evaluation of Feature Weighting Methods for a Class of Lazy Learning Algorithms." Artif. Intell. Rev. **11**(1-5): 273-314.

Wilson, D., R. Randall y T. Martínez (2000). Computacional Intelligence **16**(1): 1-28.

Wilson, R. y T. R. Martinez (1997). "Improved Heterogeneous Distance Functions." Journal of Artificial Intelligence Research **6**: 1-34.

Wojna, A. (2003). "Center-Based Indexing in Vector and Metric Spaces." Fundamenta Informaticae XX **1**: 1-25.

Xuecheng, L. (1992). "Entropy, distance measure and similarity measure of fuzzy sets and their relations." Fuzzy Sets and Systems **52**(3): 305-318.

Yager, R. R. y V. Kreinovich (2003). "On the relation between two approaches to combining evidence: Ordered Abelian Groups and uninorms " Journal of Intelligent and Fuzzy Systems **14**(1): 7-12.

Yager, R. R. y A. Rybalov (1996). "Uninorm aggregation operators." Fuzzy Sets and Systems **80**(1): 111-120.

Zadeh, L. A. (1965). "Fuzzy Sets." Information and Control **8**: 338–353.

Zadeh, L. A. (1971). "Similarity relations and fuzzy orderings." Information Sciences **3**: 177-200.

Zadeh, L. A. (1975). The concept of a linguistic variable and Its Application to Approximate Reasoning. Information Sciences. **8:** 199-249.

Zadeh, L. A. (1983). A Computational Approach to Fuzzy Quantifiers in Natural Language. Computing and Mathematics with Applications. **9:** 149–184.

Zadeh, L. A. (1994). "Soft Computing and Fuzzy Logic." IEEE Software **11**(6): 48-56.

Zadeh, L. A. (1999). "Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility." Fuzzy Sets and Systems **100**(Supplement 1): 9-34.

Zadeh, L. A. (2000). From Computing with Numbers to Computing with Words -From Manipulation of Measurements to Manipulation of Perceptions. Intelligent Systems and Soft Computing.**:** 3-40.

Zadeh, L. A. (2001). "Applied Soft Computing." ASOC **1**: 1-2.

Zhou, S.-M. y J. Q. Gan (2006). "Constructing accurate and parsimonious fuzzy models with distinguishable fuzzy sets based on an entropy measure." Fuzzy Sets and Systems **157**(8): 1057-1074.

Zurada, J. (1992). Introduction to artificial neural systems. St. Paul, MN, USA, West Publishing Co.

Zwick, R., E. Carlstein y D. V. Budescu (1987). "Measures of similarity among fuzzy concepts: A comparative analysis." International Journal of Approximate Reasoning **1**(2): 221-242.

Anexos

Anexo 1. Notación y abreviaturas utilizadas

Notación -Matemática básica

$\Re$ conjunto de los números Reales

$\forall$, $\exists$ cuantificador universal y existencial

$\wedge$, $\vee$ conjunción lógica, disyunción lógica

$\Rightarrow$, $\Leftrightarrow$ implicación lógica, doble implicación

$\equiv$ equivalencia lógica

r coeficiente de correlación (estadística)

P_r probabilidad condicional (estadística)

card(X) cardinalidad del conjunto X

arg max argumento de máxima pertenecia $y \in \arg\max_{x \in X} f(x) \Leftrightarrow f(y) = \max_{x \in X} f(x)$

Notación - Conjuntos borrosos y medidas de similitud

$A_j \in F(X)$, es el j-ésimo conjunto borroso definido sobre X con j=1..N, al cual se le hace corresponder una función de pertenencia $A_j: X \rightarrow [0,1]$ que denotaremos de igual manera.

$F(X)$ familia de los conjuntos borrosos definidos sobre X

$P(X)$ es una partición[31] borrosa sobre X; $P(X) \in F(X)$ y $\forall x \in X$, $\Sigma A_j(x)=1$ y $A_j \neq \varnothing$, $\forall j$=1..N

A, B, C.. conjuntos borrosos[32] (o funciones de pertenencia)

σ, d medida de similitud, de distancia

---

[31] Según definición de Ruspini en 1969 (Thiele 1997)

[32] Como caso particular un conjunto ordinario (duro) A se representa por su función característica. Es decir, $x \in A \Leftrightarrow A(x)=1$; $x \notin A \Leftrightarrow A(x)=0$.

I medida de la influencia entre elementos

S medida de inclusión borrosa entre conjuntos

T operador t-norma

U operador uninorma

Comentario: No se hacen distinciones para denotar un conjunto borroso y su función de pertenencia. Es decir, se utilizará $A(x)$, en lugar de $\mu_A(x)$, para denotar el grado de pertenencia de un elemento x en el conjunto borroso A.

Notación - Inferencia basada en casos

$\boldsymbol{X} \in \Re^m, \boldsymbol{X} = X_1 \square X_2 \square, \ldots, \square X_m$; donde $X_j, j = 1,\ldots,m,$ es el dominio del atributo j-ésimo

$Y \subseteq \Re, Y = \{y_1, y_2, .., y_c\}$; donde y_l , $l = 1..c$ es un valor posible para la clase

$d = (d_1, d_2,..,d_n)$ datos sobre las entradas, $d_i \in \boldsymbol{X}, i = 1,\ldots,n;$

$z = (z_1, z_2,..,z_n)$ datos sobre la salida, $z_i \in Y, i = 1,\ldots,n$

$\boldsymbol{M} \subseteq \boldsymbol{X} \square Y$**;** $\boldsymbol{M} = \{(\boldsymbol{d}_1, z_1), (\boldsymbol{d}_2, z_2),.., (\boldsymbol{d}_n, z_n)\}$ memoria de instancias[33] (aprendizaje supervisado)

Comentario: Si el índice de la instancia y/o atributo de entrada o salida no se especifica, significa que es inmaterial.

X es el dominio de un atributo predictor "arbitrario"

$x, y \in X$ valores arbitrarios para un atributo de entrada

z valor en las instancias para el atributo clase

Abreviaturas (tomadas de la literatura)

IA, Inteligencia Artificial

SBC, Sistema basado en el conocimiento

[33] Indistintamente se utilizan los términos instancia o ejemplo

RNA, Redes Neuronales Artificiales

RBC, Razonamiento basado en casos

IBL, Instance-Based Learning

NN, Nearest Neighbors

RL, Regresión Logística

MLP, Multi-layer Perceptron

VDM, Value Difference Metric

HEOM, Heterogeneus Euclidean-Overlap Metric

DVDM, Discretized VDM

HVDM, Heterogeneous VDM

IVDM, Interpolated VDM

WVDM, Windowed VDM

MRM, Minimum risk metric

NCM, Neigborhood Counting Metric

WEKA, Waikato Environment for Knowledge Analysis

UCIMLR, UCI Repository of Machine-Learning Databases

LOOCE, leave-one-out classification error

VPP, Valor Predictivo Positivo

VPN, Valor Predictivo Negativo

ROC, Receiver operating characteristic

UCI, Unidad de cuidados intensivos

Abreviaturas (Introducidas por el autor)

FP, Función de pertenencia

FADM, Fuzzy Association Difference Metric

FVDM, Fuzzy Value Difference Metric

FCDM, Fuzzy Correlation Difference Metric

CDM, Correlation Difference Metric

IAC, Interacción Interactiva y competencia

SIAC, Simple IAC

FSIAC, Fuzzy SIAC (extensión de SIAC utilizando conjuntos borrosos)

FSIACcc, Fuzzy SIAC (extensión de SIAC utilizando conjuntos borrosos y coeficiente de correlación)

ConFuCiuS, Connectionist Fuzzy Case-based System

ConFuCiuScc, variante de ConFuCiuS basada en coeficiente de correlación

Anexo 2. Ejemplos de t-normas (*T*) y t-cononormas (*C*)

$T_M(x,y) = min(x,y)$ Mínimo

$T_P(x,y) = xy$ Producto

$T_L(x,y) = max(x+y-1,0)$ Suma probabilítica o Lukasievich

$$T_D(x,y) = \begin{cases} 0 & si \quad (x,y) \in [0,1[^2 \\ min(x,y) & e.o.c. \end{cases}$$ Producto drástico

$C_M(x,y) = max(x,y)$ Máximo

$C_P(x,y) = x + y - xy$ Suma probalística

$C_L(x,y) = min(x+y,1)$ Suma limitada

$$C_D(x,y) = \begin{cases} 1 & si \quad (x,y) \in]0,1]^2 \\ max(x,y) & e.o.c. \end{cases}$$ Suma drástica

Anexo 3. Funciones de distancia y de disimilaridad entre vectores[34]

Minkowsky:

$$D(x,y)=\left(\sum_{i=1}^{m}|x_i-y_i|^r\right)^{1/r}$$

Euclidean:

$$D(x,y)=\sqrt{\sum_{i=1}^{m}(x_i-y_i)^2}$$

Manhattan / city-block:

$$D(x,y)=\sum_{i=1}^{m}|x_i-y_i|$$

Camberra:

$$D(x,y)=\sum_{i=1}^{m}\frac{|x_i-y_i|}{|x_i+y_i|}$$

Chebychev:

$$D(x,y)=\max_{i=1}^{m}|x_i-y_i|$$

Quadratic:

$$D(x,y)=(x-y)^T Q(x-y)=\sum_{j=1}^{m}\left(\sum_{i=1}^{m}(x_i-y_i)q_{ji}\right)(x_j-y_j)$$

Q is a problem-specific positive definite $m \times m$ weight matrix

Mahalanobis:

$$D(x,y)=[\det V]^{1/m}(x-y)^{\mathrm{T}}V^{-1}(x-y)$$

V is the covariance matrix of $A_1..A_m$, and A_j is the vector of values for attribute j occuring in the training set instances $1..n$.

Correlation:

$$D(x,y)=\frac{\sum_{i=1}^{m}(x_i-\overline{x_i})(y_i-\overline{y_i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{m}(x_i-\overline{x_i})^2\sum_{i=1}^{m}(y_i-\overline{y_i})^2}}$$

$\overline{x_i}=\overline{y_i}$ and is the average value for attribute i occuring in the training set.

Chi-square:

$$D(x,y)=\sum_{i=1}^{m}\frac{1}{sum_i}\left(\frac{x_i}{size_x}-\frac{y_i}{size_y}\right)^2$$

sum_i is the sum of all values for attribute i occuring in the training set, and $size_x$ is the sum of all values in the vector x.

Kendall's Rank Correlation:

$$D(x,y)=1-\frac{2}{n(n-1)}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{i-1}\mathrm{sign}(x_i-x_j)\mathrm{sign}(y_i-y_j)$$

sign(x)=-1, 0 or 1 if $x<0$, $x=0$, or $x>0$, respectively.

[34] Wilson, R. and T.R. Martinez, *Improved Heterogeneous Distance Functions.* Journal of Artificial Intelligence Research, 1997. 6: p. 1-34.

Anexo 4. Medidas de similitud borrosas

$$\sigma(A,B) = \max_{x \in X} \min(A(x), B(x))$$

$$\sigma(A,B) = \begin{cases} 1 & A = B = \phi \\ \dfrac{1}{|X|} \sum_{x} \dfrac{\min(A(x_i), B(x_i))}{\max(A(x_i), B(x_i))} & e.o.c. \end{cases}$$

Anexo 5. Cálculo de la medida de inclusión borrosa con otras t-normas

$$S^M(A,C) = \frac{\sum_{i=1}^{n} \min(A(x_i), C(z_i))}{\sum_{i=1}^{n} A(x_i)}$$

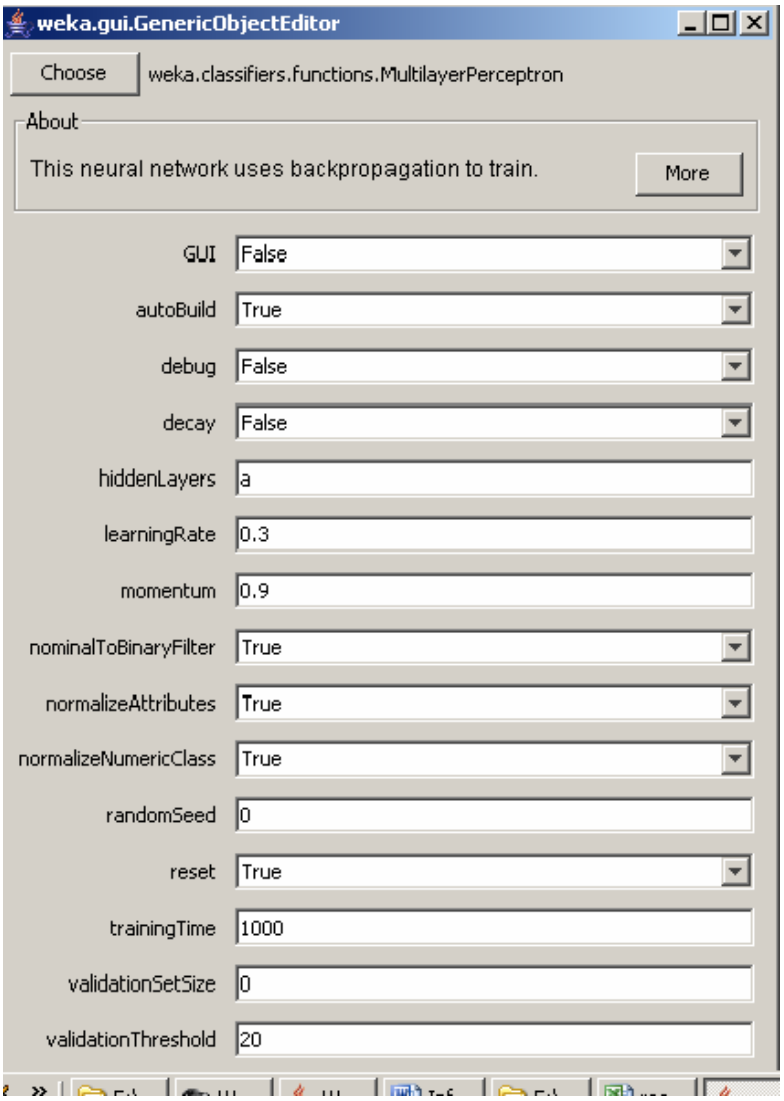
$$S^L(A,C) = \frac{\sum_{i=1}^{n} \max(2A(x_i) + C(z_i) - 2, 0)}{\sum_{i=1}^{n} A(x_i)}$$

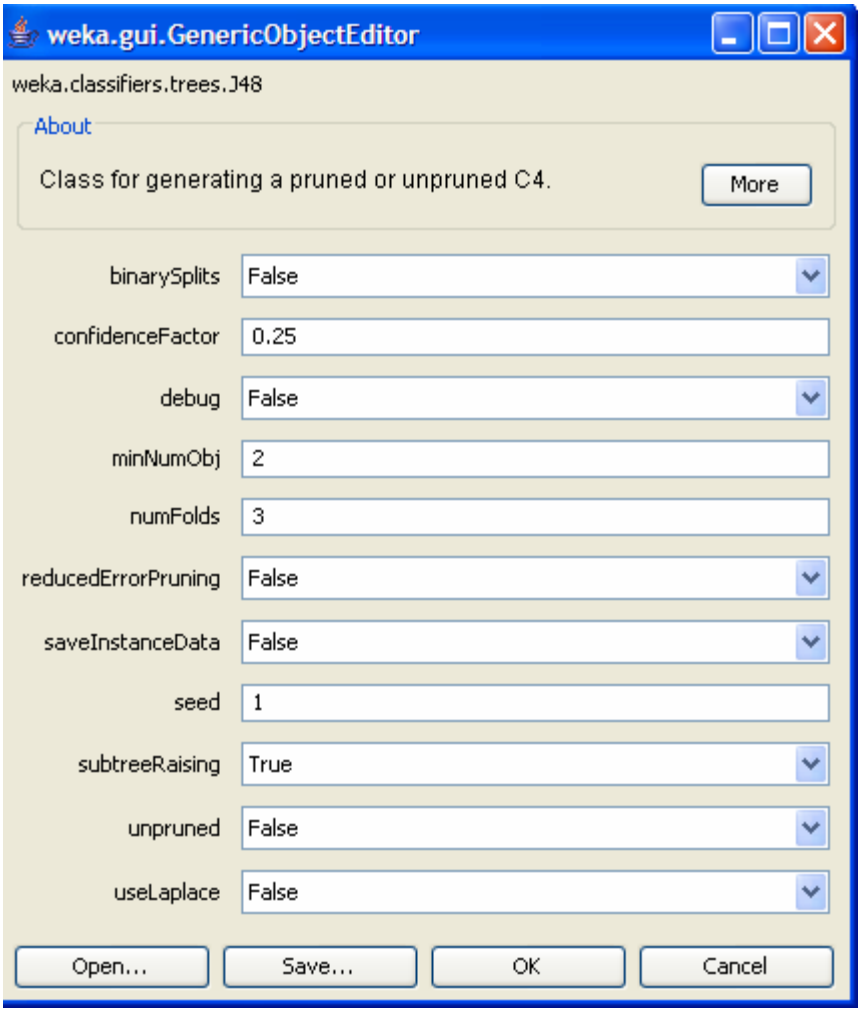
Anexo 6. Información general sobre los experimentos

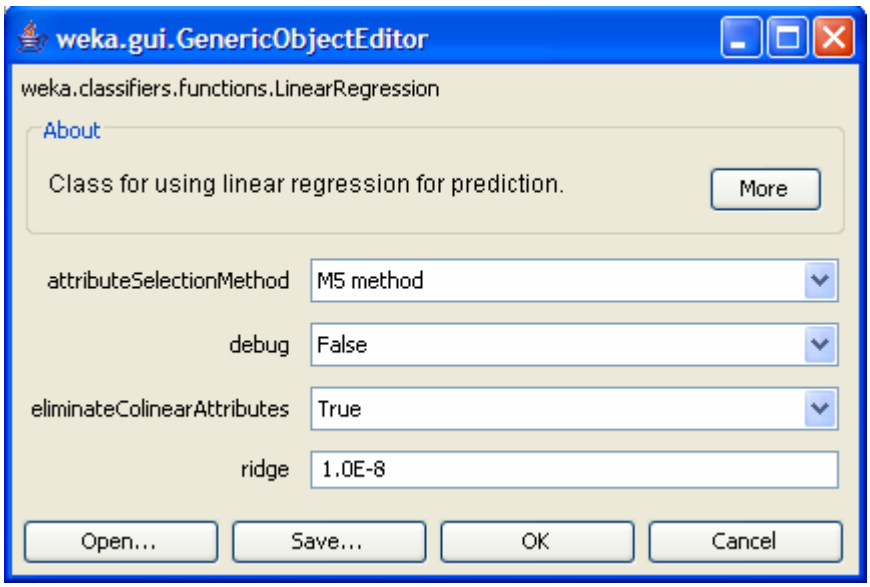
a) Descripción de los archivos de datos utilizados

No	Nombres de los conjuntos de datos	cantidad de instancias	cantidad de rasgos			Valores ausentes
			numericos	simbolicos	# de clases	
1	Iris	150	4	0	3	no
2	pima-diabetes	768	8	0	2	no
3	glass	214	9	0	7	no
4	liver-disorders	345	6	0	2	no
5	vehicle	846	18	0	4	no
6	wine	178	13	0	2	no
7	ionosphere	351	34	0	2	no
8	sonar	208	60	0	2	no
9	vowel	178	10	0	11	no
10	segmentation	2310	19	0	7	no
11	Wbc	150	9	0	2	si
12	kr-vs-kp	3196	0	36	2	no
13	hayes-roth	132	0	4	3	no
14	lenses	24	0	4	3	no
15	monks-1	124	0	6	2	no
16	monks-2	169	0	6	2	no
17	monks-3	122	0	6	2	no
18	monks-1 test	124	0	6	2	no
19	monks-2 test	169	0	6	2	no
20	monks-3 test	122	0	6	2	no
21	tic-tac-toe	958	0	9	2	no
22	audiology-stan	226	0	69	24	si
23	soybean	683	0	35	19	si
24	lung-cancer	32	0	56	3	si
25	Mushroom	8124	0	22	2	si
26	Zoo	101	1	15	7	no
27	credit-app	690	6	9	2	si
28	hepatitis	155	6	13	2	si
29	anneal	798	6	32	6	si
30	labor	57	8	8	2	si
31	sick	2800	7	22	2	si
32	Sick-euthyroid	3163	7	18	2	si
33	allbp	2800	7	22	3	si
34	allhyper	2800	7	22	5	si
35	allhypo	2800	7	22	5	si
36	allrep	2800	7	22	4	si
37	Diss	3772	7	22	2	si
38	echocardiogram	132	8	3	2	si
39	Hypothyroid-m	3163	7	18	2	si

b) Vistas de Weka para utilizar los clasificadores C4.5, MLP y RL




weka.gui.GenericObjectEditor
weka.classifiers.trees.J48
About
Class for generating a pruned or unpruned C4.
More
binarySplits
False
confidenceFactor
0.25
debug
False
minNumObj
2
numFolds
3
reducedErrorPruning
False
saveInstanceData
False
seed
1
subtreeRaising
True
unpruned
False
useLaplace
False
Open...
Save...
OK
Cancel


weka.gui.GenericObjectEditor
weka.classifiers.functions.LinearRegression
About
Class for using linear regression for prediction.
More
attributeSelectionMethod
M5 method
debug
False
eliminateColinearAttributes
True
ridge
1.0E-8
Open...
Save...
OK
Cancel

Anexo 7. Resultados de la evaluación empírica de las distancias propuestas

a) Resultados del 1-NN con varias distancias

Nombre de los archivos de datos	FVDM	FCDM	HEOM[35]	HVDM[1]	IVDM[1]	WVDM[1]	DVDM
1. Diabetes	71.09	69.05	70.31	71.09	69.28	70.32	**71.89**
2. Glass	**70.58**	70.53	70.52	72.36	70.54	71.49	56.06
3. Ionosphere	**91.48**	90.43	86.33	86.32	91.17	91.44	92.6
4. Iris	95.00	94.87	**95.33**	94.67	94.67	96	92
5. Liver Disorders	58.80	58.84	**63.47**	62.92	58.23	57.09	55.04
6. Sonar	80.85	81.44	86.6	**87.02**	84.17	84.19	78.45
7. Vehicle	**72.03**	71.18	70.22	70.93	69.27	65.37	63.72
8. Wine	**98.09**	97.17	95.46	95.46	97.38	97.22	94.38
9. Wbc	65.52	**95.62**	95.28	94.99	95.57	95.57	95.57
10. Monks-1 test	80.27	**81.97**	69.43	68.09	68.09	68.09	68.09
11. Monks-2 test	91.69	94.41	54.65	**97.5**	**97.5**	**97.5**	**97.5**
12. Monks-3 test	**100.00**	**100.00**	78.49	**100**	**100**	**100**	**100**
13. Thyroid (allbp)	93.67	**95.98**	94.89	95	95.32	95.29	94.86
14. Thyroid (allhyper)	96.07	97.34	97	96.86	**97.86**	97.5	96.93
15. Thyroid (allhypo)	89.54	**98.26**	90.39	90.29	96.07	90.18	89.36
16. Thyroid (allrep)	95.56	96.86	96.14	96.11	**98.43**	97.07	96.86
17. Credit-app	**84.49**	80.12	81.01	80.87	80.14	81.45	80.14
18. Anneal	59.17	**99.42**	94.61	94.61	96.11	95.87	94.99
19. Hepatitis	75.02	80.50	77.5	76.67	**82.58**	79.88	80.58
Precision	82.57	**87.05**	82.51	85.88	86.44	85.87	84.16
Precision (filas 1-8)	79.74	79.19	79.78	80.10	79.34	79.14	75.52
Precision (filas 9-19)	84.64	**92.77**	84.49	90.09	91.61	90.76	90.44

[35] Wilson, R. and T.R. Martinez, *Improved Heterogeneous Distance Functions.* Journal of Artificial Intelligence Research, 1997. 6: p. 1-34.

b) 7b: Resultados de la comparación de FVDM y FCDM con otras distancias (solo atributos numéricos sin ausencia de información)

Ranks

	Mean Rank
FVDM	5.19
FCDM	3.63
HEOM	4.06
HVDM	4.56
IVDM	3.56
DVDM	2.50
WVDM	4.50

Test Statistics[a]

N			8
Chi-Square			7.874
df			6
Asymp. Sig.			.247
Monte Carlo Sig.	Sig.		.243
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.232
		Upper Bound	.254

a. Friedman Test

c) Resultados de la comparación de FCDM con las demás distancias con archivos de datos con ausencia de información.

Ranks

	Mean Rank
FVDM	2.50
FCDM	5.27
HEOM	3.23
HVDM	3.18
IVDM	5.36
DVDM	3.68
WVDM	4.77

Test Statistics[a]

N			11
Chi-Square			20.166
df			6
Asymp. Sig.			.003
Monte Carlo Sig.	Sig.		.001
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.000
		Upper Bound	.002

a. Friedman Test

Test Statistics[a,b]

			FVDM - FCDM	HEOM - FCDM	HVDM - FCDM	IVDM - FCDM	WVDM - FCDM	DVDM - FCDM
Asymp. Sig. (2-tailed)			.028	.010	.066	.646	.333	-1.481 .139
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.028	.008	.072	.695	.376	.169
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.022	.005	.062	.671	.355	.155
		Upper Bound	.034	.011	.081	.720	.396	.183 .084 .077 .091

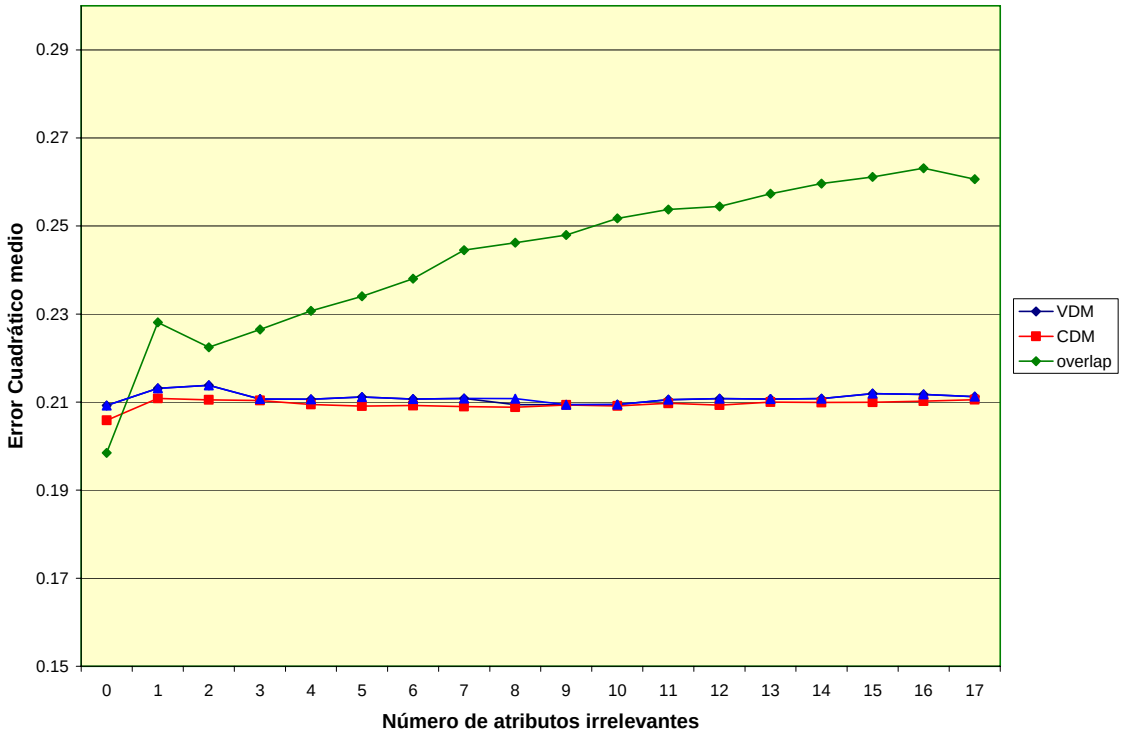
a. Wilcoxon Signed Ranks Test

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 1493672099.

d) Resultados del desempeño con el archivo Led incrementando la cantidad de rasgos irrelevantes

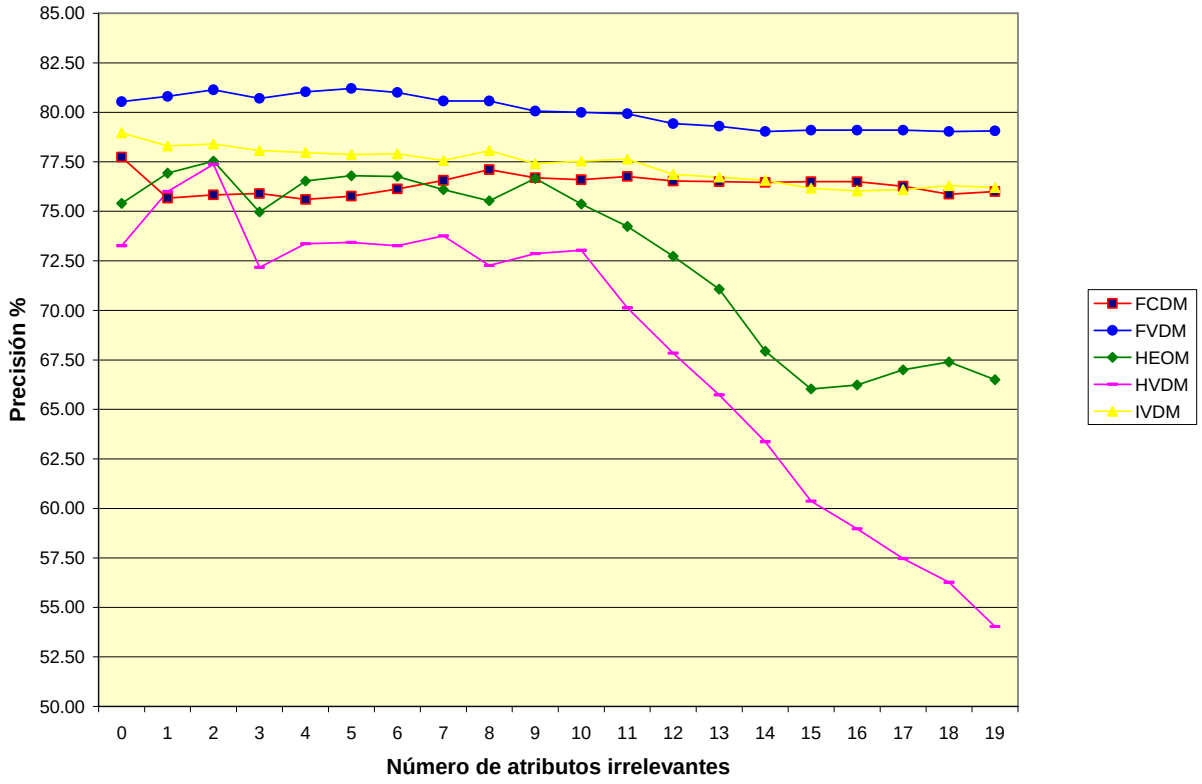
Archivo\ Precisión	VDM	CDM	Overlap	IVDM
Led7	71.75	74.25	71.75	71.75
Led8	71.50	72.45	68.65	71.50
Led9	70.85	72.05	70.30	70.85
Led10	70.90	71.50	68.15	70.90
Led11	70.75	71.85	67.55	70.75
Led12	70.65	71.50	65.35	70.65
Led13	70.95	71.70	65.60	70.95
Led14	70.40	71.90	62.20	70.40
Led15	70.85	72.30	62.90	70.80
Led16	70.85	71.60	60.55	70.85
Led17	71.30	71.65	57.40	71.30
Led18	71.15	71.60	58.10	71.15
Led19	70.65	71.45	58.90	70.65
Led20	71.00	71.45	53.40	71.00
Led21	71.00	71.55	54.55	71.00
Led22	70.30	71.20	50.55	70.30
Led23	70.15	71.30	48.00	70.15
Led24	71.00	71.30	51.40	71.00

Archivo\Error	VDM	CDM	Overlap	IVDM
Led7	0.21	0.21	0.20	0.21
Led8	0.21	0.21	0.23	0.21
Led9	0.21	0.21	0.22	0.21
Led10	0.21	0.21	0.23	0.21
Led11	0.21	0.21	0.23	0.21
Led12	0.21	0.21	0.23	0.21
Led13	0.21	0.21	0.24	0.21
Led14	0.21	0.21	0.24	0.21
Led15	0.21	0.21	0.25	0.21
Led16	0.21	0.21	0.25	0.21
Led17	0.21	0.21	0.25	0.21
Led18	0.21	0.21	0.25	0.21
Led19	0.21	0.21	0.25	0.21
Led20	0.21	0.21	0.26	0.21
Led21	0.21	0.21	0.26	0.21
Led22	0.21	0.21	0.26	0.21
Led23	0.21	0.21	0.26	0.21
Led24	0.21	0.21	0.26	0.21

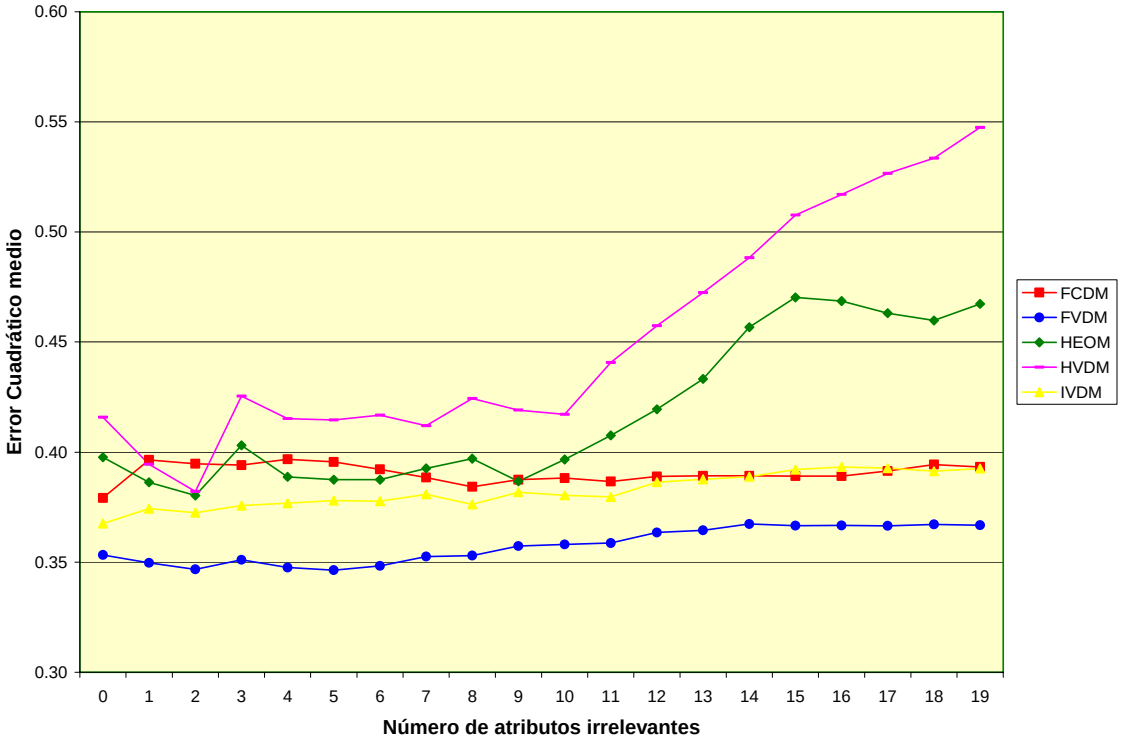


e) Resultados con el archivo waveform incrementando la cantidad de rasgos irrelevantes

Archivo\Precisión	FCDM	FVDM	HEOM	HVDM	IVDM
Waveform21	77.73	80.53	75.40	73.27	78.97
Waveform22	75.67	80.80	76.93	76.00	78.30
Waveform23	75.83	81.13	77.53	77.37	78.40
Waveform24	75.90	80.70	74.97	72.17	78.07
Waveform25	75.60	81.03	76.53	73.37	77.97
Waveform26	75.77	81.20	76.80	73.43	77.87
Waveform27	76.13	81.00	76.77	73.27	77.90
Waveform28	76.57	80.57	76.10	73.77	77.57
Waveform29	77.10	80.57	75.53	72.27	78.07
Waveform30	76.70	80.07	76.67	72.87	77.40
Waveform31	76.60	80.00	75.37	73.03	77.53
Waveform32	76.77	79.93	74.23	70.13	77.63
Waveform33	76.53	79.43	72.73	67.83	76.87
Waveform34	76.50	79.30	71.07	65.73	76.73
Waveform35	76.47	79.03	67.93	63.37	76.57
Waveform36	76.50	79.10	66.03	60.37	76.17
Waveform37	76.50	79.10	66.23	58.97	76.03
Waveform38	76.27	79.10	67.00	57.47	76.10
Waveform39	75.87	79.03	67.40	56.27	76.30
Waveform40	76.00	79.07	66.50	54.03	76.20



Archivo\Error	FCDM	FVDM	HEOM	HVDM	IVDM
Waveform21	0.38	0.35	0.40	0.42	0.37
Waveform22	0.40	0.35	0.39	0.39	0.37
Waveform23	0.39	0.35	0.38	0.38	0.37
Waveform24	0.39	0.35	0.40	0.43	0.38
Waveform25	0.40	0.35	0.39	0.42	0.38
Waveform26	0.40	0.35	0.39	0.41	0.38
Waveform27	0.39	0.35	0.39	0.42	0.38
Waveform28	0.39	0.35	0.39	0.41	0.38
Waveform29	0.38	0.35	0.40	0.42	0.38
Waveform30	0.39	0.36	0.39	0.42	0.38
Waveform31	0.39	0.36	0.40	0.42	0.38
Waveform32	0.39	0.36	0.41	0.44	0.38
Waveform33	0.39	0.36	0.42	0.46	0.39
Waveform34	0.39	0.36	0.43	0.47	0.39
Waveform35	0.39	0.37	0.46	0.49	0.39
Waveform36	0.39	0.37	0.47	0.51	0.39
Waveform37	0.39	0.37	0.47	0.52	0.39
Waveform38	0.39	0.37	0.46	0.53	0.39
Waveform39	0.39	0.37	0.46	0.53	0.39
Waveform40	0.39	0.37	0.47	0.55	0.39


0.60
0.55
0.50
0.45
0.40
0.35
0.30
Error Cuadrático medio
0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19
Número de atributos irrelevantes
FCDM
FVDM
HEOM
HVDM
IVDM

Anexo 8. Resultados de la evaluación empírica del modelo neuro-borroso

a) Desempeño de las dos variantes del modelo neuro-borroso y el C4.5

Nombre del archivo de datos	*FSIAC*[36]		*FSIACcc*		*C4.5*
	precisión (%)	*error*	*precision (%)*	*error*	*Error*
Iris	**94.87**	0.24	93.13	**0.05**	0.04
Diabetes	65.11	0.44	**74.52**	**0.25**	0.31
Glass	53.53	0.23	**63.67**	**0.12**	0.12
LiverDBupa	**57.98**	0.49	44.63	0.55	0.38
Vehicle	60.53	0.35	**61.04**	**0.19**	0.14
Wine	**97.08**	0.35	91.17	**0.06**	0.05
Ionosphere	81.36	0.37	**88.06**	**0.12**	0.11
Sonar	53.38	0.49	**60.9**	**0.39**	0.27
Vowel	**57.74**	0.16	50.27	**0.09**	0.04
Segment	**80.75**	0.19	77.78	**0.06**	0.01
Kr-vs-kp	61.25	0.49	**75**	**0.25**	0.01
Hayes-roth	77.29	0.38	**80.15**	**0.13**	0.19
Contac-lenses	64.33	0.33	**86.83**	**0.09**	0.14
Monks-1	**75**	0.47	**75**	**0.25**	0.23
Monks-2	**67.14**	**0.44**	51.85	0.48	0.46
Monks-3	**98.89**	0.44	97.22	**0.03**	0.12
Zoo	61.23	0.18	**94.84**	**0.01**	0.02
Average	71.03	0.35	**74.47**	**0.18**	0.16

b) Resultados de la prueba de Wilcoxon para la comparación con el modelo FSIACcc

Test Statistics[a]

			error_fsiaccc - error_fsiacfr	error_C4.5 - error_fsiaccc
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.000	.225
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.000	.209
		Upper Bound	.000	.241

a. Based on 10000 sampled tables with starting seed 334431365.

[36] En la tabla del SPSS se corresponde con fsiacfr

c) Desempeño del modelo neuro-borroso en sus dos variantes después de hacer la selección de rasgos

Nombre del archivo de datos	*Error absuluto después de la selección de rasgos*			*Cantidad de rasgos*	
	C4.5	*FSIAC*	*FSIACcc*	*Original*	*Relevantes*
Iris	0.04	0.13	0.04	4	2
Diabetes	0.32	0.42	0.23	8	4
Glass	0.12	0.23	0.12	9	8
LiverDBupa	0.46	0.48	0.55	6	1
Vehicle	0.17	0	0.21	18	11
Wine	0.05	0.34	0.04	13	11
Ionosphere	0.11	0.35	0.14	34	14
Sonar	0.21	0.48	0.41	60	19
Vowel	0.04	0.16	0.08	13	7
Segment	0.01	0.17	0.06	19	7
Kr-vs-kp	0.11	0.46	0.11	36	7
Hayes-roth	0.22	0.36	0.12	4	3
Contac-lenses	0.23	0.23	0.24	4	1
Monks-1	0.36	0.45	0.28	6	4
Monks-2	0.47	0.47	0.49	6	3
Monks-3	0.12	0.39	0.07	6	3
Zoo	0.02	0.17	0.02	16	10
Average	0.18	0.31	0.18		

d) Resultados de la prueba de Wilcoxon para la comparación del error (antes y después de la selección de rasgos)

Test Statistics[a,b]

			error_fsiacfr after - error_fsiacfr	error_fsiaccc after - error_fsiaccc	error_c45 after - error_C4.5
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.002	.491	.045
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.001	.469	.038
		Upper Bound	.004	.514	.053

a. Wilcoxon Signed Ranks Test

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 1556559737.

Anexo 9. Resultados de la evaluación empírica de ConFuCiuS respecto al *k*-NN

a) Desempeño de ConFuCiuS en sus dos variantes y el k-NN

No	Nombre de los archivos de datos	ConFuCiuS[37]			ConFuCiuScc			k-NN		
		Precision	*error*	*k optimo*	Precision	error	*k optimo*	Precision	error	*k optimo*
1	Iris	95	0.14	1	94.87	0.14	1	96.73	0.12	6
2	pima-diabetes	71.09	0.54	1	69.05	0.55	1	74.45	0.42	7
3	Glass	70.58	0.3	1	70.53	0.31	1	69.95	0.31	1
4	liver-disorders	61.51	0.5	7	61.07	0.5	7	64.59	0.47	15
5	Vehicle	72.03	0.37	1	71.18	0.38	1	70.6	0.31	6
6	Wine	98.09	0.07	1	97.17	0.09	1	-1	-1	13
7	Ionosphere	91.48	0.28	1	90.43	0.3	1	89.77	0.33	2
8	Sonar	80.85	0.42	1	81.44	0.42	1	86.17	0.35	1
9	Vowel	94.39	0.1	1	96.76	0.07	1	98.84	0.04	1
10	Segmentation	96.81	0.09	1	96.68	0.1	1	97.15	0.09	1
12	kr-vs-kp	96.71	0.15	5	96.58	0.16	5	96.56	0.2	3
13	hayes-roth	82	0.26	1	78.53	0.31	11	64.54	0.41	8
14	Lenses	76.67	0.29	1	78.83	0.27	1	80.5	0.29	1
15	monks-1	84.69	0.34	1	83.88	0.36	1	78.08	0.39	2
16	monks-2	63.96	0.54	2	65.66	0.53	2	60.81	0.47	8
17	monks-3	93.45	0.23	9	93.45	0.23	7	89.85	0.38	14
18	monks-1 test	80.27	0.36	1	81.97	0.34	1	99.72	0.29	1
19	monks-2 test	91.69	0.17	1	94.41	0.11	1	67	0.45	12
20	monks-3 test	100	0	1	100	0	1	99.1	0.22	1
21	tic-tac-toe	90.79	0.3	1	91.88	0.28	1	98.73	0.23	1

[37] En la tabla del SPSS se corresponde con CONFUCFR

No	Nombre de los archivos de datos	ConFuCiuS[38]			ConFuCiuScc			k-NN		
		Precision	*error*	*k optimo*	Precision	error	*k optimo*	Precision	error	*k optimo*
11	**Wbc**	96.07	0.19	1	95.62	0.2	1	96.93	0.15	5
22	**audiology-stan**	79.72	0.12	1	80.74	0.12	1	78.43	0.12	1
23	**Soybean**	94.12	0.08	1	92.93	0.07	3	91.71	0.08	2
24	**lung-cancer**	52.25	0.44	5	55.75	0.43	11	51.58	0.45	4
25	**Mushroom**	100	0	1	100	0	1	100	0	1
26	**Zoo**	93.2	0.09	1	95.35	0.08	1	96.05	0.06	1
27	**credit-app**	85.86	0.34	6	86.09	0.32	6	86.45	0.33	7
28	**Hepatitis**	82.16	0.35	7	81.45	0.22	7	84.93	0.35	5
29	**Anneal**	99.29	0.04	1	99.42	0	1	95.49	0.13	1
30	**Labor**	90.73	0.29	7	89.6	0.14	7	92.83	0.22	3
31	**sick (revisar)**	95.5	0.19	5	96.19	0.05	5	96.01	0.18	3
32	**sick-euthyroid**	92.22	0.24	5	93.31	0.1	5	92.9	0.23	9
33	**Allbp**	96.59	0.13	7	96.55	0.03	7	96.31	0.14	3
34	**Allhyper**	97.84	0.08	5	97.95	0.01	5	97.95	0.09	4
35	**Allhypo**	98.3	0.08	3	98.65	0.01	3	92.88	0.16	9
36	**Allrep**	97.39	0.09	8	97.26	0.02	8	97.3	0.1	10
37	**Diss**	98.59	0.1	5	98.94	0.02	5	98.58	0.11	5
38	**Echocardiogram**	89.39	0.29	1	97.12	0.04	1	93.46	0.21	5
39	**Hypothyroid-m**	98.96	0.1	4	98.81	0.02	4	97.27	0.15	3
Promedio todos		87.95	0.22		**88.36**	**0.19**		87.37	0.24	
Cantidad de mejores		20	22		**23**	**26**				
Promedio filas 11,22-39		91.48	0.17		**92.20**	**0.10**		91.42	0.17	
Cantidad de mejores filas 11,22-39		10	12		**13**	**17**				

[38] En la tabla del SPSS se corresponde con CONFUCFR

b) Resultado de la prueba de Kendall para la comparación entre ConFuCiuS en sus dos variantes y el k-NN considerando todas las medidas y los archivos de datos sin ausencia de información.

Ranks

	Mean Rank
CONFUCFR	1.94
CONFUCC	1.61
KNN	2.44

Test Statistics

N			9
Kendall's W[a]			.204
Chi-Square			3.677
df			2
Asymp. Sig.			.159
Monte Carlo Sig.	Sig.		.184[b]
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.174
		Upper Bound	.193

a. Kendall's Coefficient of Concordance

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 677935123.

c) Resultado de la prueba de Kendall para la comparación entre ConFuCiuS en sus dos variantes y el k-NN considerando todas las medidas y los archivos de datos con ausencia de información

Ranks

	Mean Rank
CONFUCFR	1.39
CONFUCC	2.67
KNN	1.94

Test Statistics

N			9
Kendall's W[a]			.422
Chi-Square			7.600
df			2
Asymp. Sig.			.022
Monte Carlo Sig.	Sig.		.017[b]
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.014
		Upper Bound	.020

a. Kendall's Coefficient of Concordance

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 957002199.

d) Resultado de la prueba de Kendall para la comparación entre las dos variantes de ConFuCiuS considerando todas las medidas y los archivos de datos con ausencia de información

Ranks

	Mean Rank
CONFUCC	1.89
CONFUCFR	1.11

Test Statistics

N			9
Kendall's W[a]			.605
Chi-Square			5.444
df			1
Asymp. Sig.			.020
Monte Carlo Sig.	Sig.		.042[b]
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.037
		Upper Bound	.047

a. Kendall's Coefficient of Concordance

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 1090229469.

e) Resultado de la prueba de Friedman para la comparación entre ConFuCiuS y k-NN utilizando los archivos de datos con ausencia de información y las medidas que los diferencian significativamente.

Ranks

	Mean Rank
Root_mean_squared _error ConFuCiuS Pr	2.37
Root_mean_squared _error ConFuCiuS cc	1.26
Root_mean_squared _error k-NN	2.37

Test Statistics[a]

N			19
Chi-Square			17.818
df			2
Asymp. Sig.			.000
Monte Carlo Sig.	Sig.		.000
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.000
		Upper Bound	.000

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
F-Measure ConFuCiuS Pr	1.71
F-Measure ConFuCiuS cc	2.42
F-Measure k-NN	1.87

Test Statistics[a]

N			19
Chi-Square			6.700
df			2
Asymp. Sig.			.035
Monte Carlo Sig.	Sig.		.034
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.029
		Upper Bound	.038

a. Friedman Test

f) Resultados de la prueba de Wilcoxon para las comparaciones significativas con ConFuCiuScc y archivos con ausencia de información

Test Statistics[b,c]

			Root_mean_squared_error k-NN - Root_mean_squared_error ConFuCiuS Pr	Root_mean_squared_error k-NN - Root_mean_squared_error ConFuCiuS cc	Root_mean_squared_error ConFuCiuS Pr - Root_mean_squared_error ConFuCiuS cc
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.791	.001	.000
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.766	.000	.000
		Upper Bound	.816	.002	.001

b. Wilcoxon Signed Ranks Test

c. Based on 10000 sampled tables with starting seed 1241531719.

Test Statistics[a,b]

			F-Measure k-NN - F-Measure ConFuCiuS Pr	F-Measure k-NN - F-Measure ConFuCiuS cc	F-Measure ConFuCiuS Pr - F-Measure ConFuCiuS cc
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.889	.034	.004
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.863	.027	.001
		Upper Bound	.914	.041	.006

a. Wilcoxon Signed Ranks Test

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 215962969.

Anexo 10. Resultados de la evaluación empírica de ConFuCiuS con FVDM respecto a otros clasificadores

a) Resultados de la prueba de concordancia de Kendall con todas las medidas y todos los archivos de datos.

Ranks

	Mean Rank
CONFUCFR	2.83
RL	1.89
C45	3.17
MLP	2.11

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	.218
Chi-Square	5.899
df	3
Asymp. Sig.	.117

a. Kendall's Coefficient of Concordance

b) Resultados de la prueba de Friedman de muestras apareadas para cada una de las medidas consideradas

Ranks

	Mean Rank
Percent_correct ConFuCiuS Pr	2.78
Percent_correct Logistic Regression	2.22
Percent_correct C4.5	2.54
Percent_correct MLP	2.46

Test Statistics[a]

N			38
Chi-Square			3.649
df			3
Asymp. Sig.			.302
Monte Carlo Sig.	Sig.		.300
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.288
		Upper Bound	.312

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
Kappa_statistic ConFuCiuS Pr	2.71
Kappa_statistic Logistic Regression	2.38
Kappa_statistic C4.5	2.55
Kappa_statistic MLP	2.36

Test Statistics[a]

N			38
Chi-Square			1.964
df			3
Asymp. Sig.			.580
Monte Carlo Sig.	Sig.		.585
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.573
		Upper Bound	.598

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
Root_mean_squared _error ConFuCiuS Pr	2.39
Root_mean_squared _error rl	2.58
Root_mean_squared _error C4.5	2.39
Root_mean_squared _error MLP	2.63

Test Statistics[a]

N			38
Chi-Square			1.151
df			3
Asymp. Sig.			.765
Monte Carlo Sig.	Sig.		.770
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.759
		Upper Bound	.780

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
Especificity ConFuCiuS Pr	2.57
Especificity Logistic Regression	2.22
Especificity C4.5	2.50
Especificity MLP	2.71

Test Statistics[a]

N			38
Chi-Square			3.953
df			3
Asymp. Sig.			.267
Monte Carlo Sig.	Sig.		.273
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.261
		Upper Bound	.284

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
VPP ConFuCiuS Pr	2.50
VPP Logistic Regression	2.43
VPP C4.5	2.59
VPP MLP	2.47

Test Statistics[a]

N			38
Chi-Square			.374
df			3
Asymp. Sig.			.946
Monte Carlo Sig.	Sig.		.945
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.939
		Upper Bound	.951

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
F-Measure ConFuCiuS Pr	2.50
F-Measure Logistic Regression	2.46
F-Measure C4.5	2.57
F-Measure MLP	2.47

Test Statistics[a]

N			38
Chi-Square			.170
df			3
Asymp. Sig.			.982
Monte Carlo Sig.	Sig.		.985
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.982
		Upper Bound	.988

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
ROC ConFuCiuS Pr	2.46
ROC Logistic Regression	2.75
ROC C4.5	2.16
ROC MLP	2.63

Test Statistics[a]

N			34
Chi-Square			4.601
df			3
Asymp. Sig.			.203
Monte Carlo Sig.	Sig.		.207
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.196
		Upper Bound	.217

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
VPN ConFuCiuS Pr	2.44
VPN Logistic Regression	2.49
VPN C4.5	2.65
VPN MLP	2.43

Test Statistics[a]

N			34
Chi-Square			.842
df			3
Asymp. Sig.			.839
Monte Carlo Sig.	Sig.		.841
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.832
		Upper Bound	.851

a. Friedman Test

c) Resultados de la prueba de concordancia de Kendall con todas las medidas y todos los archivos de datos con valores ausentes o datos mezclados

Ranks

	Mean Rank
CONFUCFR	2.67
RL	2.78
C45	3.56
MLP	1.00

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	.694
Chi-Square	18.733
df	3
Asymp. Sig.	.000

a. Kendall's Coefficient of Concordance

d) Resultados de la prueba de concordancia de Kendall con todas las medidas y todos los archivos de datos con valores ausentes o datos mezclados (dos a dos)

Ranks

	Mean Rank
CONFUCFR	1.44
RL	1.56

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	.012
Chi-Square	.111
df	1
Asymp. Sig.	.739

a. Kendall's Coefficient of Concordance

Ranks

	Mean Rank
CONFUCFR	1.22
C45	1.78

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	.309
Chi-Square	2.778
df	1
Asymp. Sig.	.096

a. Kendall's Coefficient of Concordance

Ranks

	Mean Rank
CONFUCFR	2.00
MLP	1.00

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	1.000
Chi-Square	9.000
df	1
Asymp. Sig.	.003

a. Kendall's Coefficient of Concordance

e) Resultados de la prueba de Friedman y los clasificadores de mejores resultados (C4.5 y RL) para archivos de datos con valores ausentes o mezclados

Ranks

	Mean Rank
Percent_correct ConFuCiuS Pr	2.13
Percent_correct Logistic Regression	1.74
Percent_correct C4.5	2.13

Test Statistics[a]

N			19
Chi-Square			2.000
df			2
Asymp. Sig.			.368
Monte Carlo Sig.	Sig.		.372
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.360
		Upper Bound	.385

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
Kappa_statistic ConFuCiuS Pr	1.95
Kappa_statistic Logistic Regression	1.92
Kappa_statistic C4.5	2.13

Test Statistics[a]

N			19
Chi-Square			.543
df			2
Asymp. Sig.			.762
Monte Carlo Sig.	Sig.		.784
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.774
		Upper Bound	.795

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
Root_mean_squared _error ConFuCiuS Pr	2.08
Root_mean_squared _error rl	2.21
Root_mean_squared _error C4.5	1.71

Test Statistics[a]

N			19
Chi-Square			2.985
df			2
Asymp. Sig.			.225
Monte Carlo Sig.	Sig.		.238
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.227
		Upper Bound	.249

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
Especificity ConFuCiuS Pr	2.08
Especificity Logistic Regression	1.76
Especificity C4.5	2.16

Test Statistics[a]

N			19
Chi-Square			2.864
df			2
Asymp. Sig.			.239
Monte Carlo Sig.	Sig.		.256
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.245
		Upper Bound	.268

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
VPP ConFuCiuS Pr	1.87
VPP Logistic Regression	1.92
VPP C4.5	2.21

Test Statistics[a]

N			19
Chi-Square			1.719
df			2
Asymp. Sig.			.423
Monte Carlo Sig.	Sig.		.440
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.427
		Upper Bound	.453

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
Sensitivity ConFuCiuS Pr	1.82
Sensitivity Logistic Regression	1.97
Sensitivity C4.5	2.21

Test Statistics[a]

N			19
Chi-Square			1.869
df			2
Asymp. Sig.			.393
Monte Carlo Sig.	Sig.		.415
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.402
		Upper Bound	.427

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
F-Measure ConFuCiuS Pr	1.87
F-Measure Logistic Regression	1.95
F-Measure C4.5	2.18

Test Statistics[a]

N			19
Chi-Square			1.300
df			2
Asymp. Sig.			.522
Monte Carlo Sig.	Sig.		.539
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.526
		Upper Bound	.552

a. Friedman Test

Ranks

	Mean Rank
ROC ConFuCiuS Pr	2.09
ROC Logistic Regression	2.22
ROC C4.5	1.69

Test Statistics[a]

N			16
Chi-Square			2.981
df			2
Asymp. Sig.			.225
Monte Carlo Sig.	Sig.		.244
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.233
		Upper Bound	.255

a. Friedman Test

f) Desempeño de ConFuCiuS respecto al C4.5

No	Nombre de los archivos de datos	ConFuCiuS			C4.5		
		Precision	error	Kappa	Precision	error	Kappa
1	Iris	95	0.14	0.93	94.73	0.14	0.92
2	pima-diabetes	71.09	0.54	0.37	74.49	0.44	0.43
3	Glass	70.58	0.3	0.6	67.63	0.31	0.56
4	liver-disorders	61.51	0.5	0.2	65.84	0.52	0.28
5	Vehicle	72.03	0.37	0.63	72.28	0.34	0.63
6	Wine	98.09	0.07	0.97	93.2	0.18	0.9
7	Ionosphere	91.48	0.28	0.81	89.74	0.3	0.77
8	Sonar	80.85	0.42	0.61	73.61	0.49	0.47
9	Vowel	94.39	0.1	0.94	80.2	0.18	0.78
10	Segmentation	96.81	0.09	0.96	96.79	0.09	0.96
12	kr-vs-kp	96.71	0.15	0.93	99.44	0.07	0.99
13	hayes-roth	82	0.26	0.72	70	0.36	0.53
14	Lenses	76.67	0.29	0.54	83.5	0.23	0.71
15	monks-1	84.69	0.34	0.69	80.61	0.36	0.61
16	monks-2	63.96	0.54	0.15	57.75	0.53	0.02
17	monks-3	93.45	0.23	0.87	92.95	0.23	0.86
18	monks-1 test	80.27	0.36	0.61	96.6	0.1	0.93
19	monks-2 test	91.69	0.17	0.81	67.14	0.47	0
20	monks-3 test	100	0	1	100	0	1
21	tic-tac-toe	90.79	0.3	0.79	85.57	0.34	0.67

No	Nombre de los archivos de datos	ConFuCiuS			C4.5		
		Precision	error	Kappa	Precision	error	Kappa
11	**Wbc**	96.07	0.19	0.91	95.01	0.21	0.89
22	**audiology-stan**	79.72	0.12	0.76	79.43	0.1	0.75
23	**Soybean**	94.12	0.08	0.94	91.78	0.08	0.91
24	**lung-cancer**	52.25	0.44	0.27	40.83	0.54	0.1
25	**Mushroom**	100	0	1	100	0	1
26	**Zoo**	93.2	0.09	0.91	92.61	0.1	0.9
27	**credit-app**	85.86	0.34	0.72	85.57	0.34	0.71
28	**Hepatitis**	82.16	0.35	0.3	79.22	0.4	0.3
29	**Anneal**	99.29	0.04	0.98	92.35	0.15	0.8
30	**Labor**	90.73	0.29	0.77	78.6	0.4	0.51
31	**sick (revisar)**	95.5	0.19	0.49	98.8	0.1	0.89
32	**sick-euthyroid**	92.22	0.24	0.44	97.94	0.14	0.88
33	**Allbp**	96.59	0.13	0.56	97.25	0.12	0.68
34	**Allhyper**	97.84	0.08	0.47	98.62	0.07	0.74
35	**Allhypo**	98.3	0.08	0.89	99.37	0.04	0.96
36	**Allrep**	97.39	0.09	0.48	99.29	0.05	0.88
37	**Diss**	98.59	0.1	0.5	99.04	0.09	0.64
38	**Echocardiogram**	89.39	0.29	0.77	96.41	0.11	0.91
39	**Hypothyroid-m**	98.96	0.1	0.89	99.27	0.08	0.92
Promedio todos		**87.95**	0.22	0.70	86.24	0.23	0.70
Cantidad de mejores		**24**	23		17	23	
Promedio filas 11,22-39		**91.48**	0.17	0.69	90.60	0.16	0.76
Cantidad de mejores filas 11,22-39		10	9		10	13	

g) Desempeño de ConFuCiuS respecto a la RL

No	Nombre de los archivos de datos	ConFuCiuS			RL		
		Precision	error	Kappa	Precision	error	Kappa
1	Iris	95	0.14	0.93	97.07	0.1	0.96
2	pima-diabetes	71.09	0.54	0.37	77.47	0.4	0.48
3	Glass	70.58	0.3	0.6	63.12	0.3	0.49
4	liver-disorders	61.51	0.5	0.2	68.72	0.46	0.34
5	Vehicle	72.03	0.37	0.63	79.8	0.26	0.73
6	Wine	98.09	0.07	0.97	97.23	0.08	0.96
7	Ionosphere	91.48	0.28	0.81	87.72	0.31	0.72
8	Sonar	80.85	0.42	0.61	72.47	0.52	0.44
9	Vowel	94.39	0.1	0.94	67.27	0.2	0.64
10	Segmentation	96.81	0.09	0.96	95.6	0.1	0.95
12	kr-vs-kp	96.71	0.15	0.93	97.56	0.15	0.95
13	hayes-roth	82	0.26	0.72	79.7	0.23	0.69
14	Lenses	76.67	0.29	0.54	67.33	0.35	0.41
15	monks-1	84.69	0.34	0.69	72.09	0.42	0.44
16	monks-2	63.96	0.54	0.15	55.71	0.51	-0.03
17	monks-3	93.45	0.23	0.87	92.08	0.25	0.84
18	monks-1 test	80.27	0.36	0.61	75	0.42	0.5
19	monks-2 test	91.69	0.17	0.81	65.23	0.48	-0.04
20	monks-3 test	100	0	1	100	0	1
21	tic-tac-toe	90.79	0.3	0.79	98.28	0.12	0.96

No	Nombre de los archivos de datos	ConFuCiuS			RL		
		Precision	error	Kappa	Precision	error	Kappa
11	**Wbc**	96.07	0.19	0.91	96.5	0.16	0.92
22	**audiology-stan**	79.72	0.12	0.76	79.71	0.12	0.76
23	**Soybean**	94.12	0.08	0.94	92.99	0.08	0.92
24	**lung-cancer**	52.25	0.44	0.27	42.08	0.58	0.13
25	**Mushroom**	100	0	1	99.98	0	1
26	**Zoo**	93.2	0.09	0.91	94.85	0.08	0.93
27	**credit-app**	85.86	0.34	0.72	85.33	0.33	0.7
28	**Hepatitis**	82.16	0.35	0.3	83.89	0.35	0.47
29	**Anneal**	99.29	0.04	0.98	87.54	0.19	0.68
30	**Labor**	90.73	0.29	0.77	94.07	0.14	0.87
31	**sick (revisar)**	95.5	0.19	0.49	96.62	0.17	0.67
32	**sick-euthyroid**	92.22	0.24	0.44	95.69	0.18	0.72
33	**Allbp**	96.59	0.13	0.56	96.44	0.14	0.53
34	**Allhyper**	97.84	0.08	0.47	97.79	0.09	0.58
35	**Allhypo**	98.3	0.08	0.89	96.35	0.1	0.72
36	**Allrep**	97.39	0.09	0.48	97.26	0.11	0.51
37	**Diss**	98.59	0.1	0.5	98.1	0.13	0.22
38	**Echocardiogram**	89.39	0.29	0.77	92.39	0.19	0.82
39	**Hypothyroid-m**	98.96	0.1	0.89	98.25	0.12	0.79
Promedio todos		**87.95**	0.22	0.70	85.52	0.23	0.65
Mejores todos		**26**	**14**		25	21	
Promedio filas 11,22-39		**91.48**	**0.17**	0.69	90.83	**0.17**	0.68
Mejores filas 11,22-39		**12**	**7**		**12**	11	

Anexo 11. Resultados de la evaluación empírica de ConFuCiuS con FCDM respecto a otros clasificadores

a) Resultados de la prueba de concordancia de Kendall con todas las medidas y todos los archivos de datos.

Ranks

	Mean Rank
CONFUCCC	3.00
RL	1.94
C45	3.06
MLP	2.00

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	.229
Chi-Square	6.170
df	3
Asymp. Sig.	.104

a. Kendall's Coefficient of Concordance

b) Resultados de la prueba de Wilcoxon de muestras apareadas para las medidas que distinguen los clasificadores con todos los archivos de datos.

Test Statistics[a,b]

			Percent_correct C4.5 - Percent_correct ConFuCiuS cc	Percent_correct MLP - Percent_correct ConFuCiuS cc	Percent_correct Logistic Regression - Percent_correct ConFuCiuS cc
Asymp. Sig. (2-tailed)			.093	.700	.079
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.095	.716	.079
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.084	.692	.069
		Upper Bound	.105	.741	.089

a. Wilcoxon Signed Ranks Test

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 403768731.

Test Statistics[a,b]

			Root_mean_squared_error C4.5 - Root_mean_squared_error ConFuCiuS cc	Root_mean_squared_error MLP - Root_mean_squared_error ConFuCiuS cc	Root_mean_squared_error rl - Root_mean_squared_error ConFuCiuS cc
Asymp. Sig. (2-tailed)			.005	.182	.017
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.006	.208	.013
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.003	.192	.013
		Upper Bound	.009	.224	.022

a. Wilcoxon Signed Ranks Test

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 1487459085.

Test Statistics[a,b]

			Kappa_statistic C4.5 - Kappa_statistic ConFuCiuS cc	Kappa_statistic MLP - Kappa_statistic ConFuCiuS cc	Kappa_statistic Logistic Regression - Kappa_statistic ConFuCiuS cc
Asymp. Sig. (2-tailed)			.635	.164	.077
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.626	.165	.078
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.602	.151	.068
		Upper Bound	.649	.180	.088

a. Wilcoxon Signed Ranks Test

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 92208573.

c) Resultados de la prueba de concordancia de Kendall con todas las medidas y todos los archivos de datos con valores ausentes o datos mezclados

Ranks

	Mean Rank
CONFUCCC	3.39
RL	2.33
C45	3.28
MLP	1.00

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	.743
Chi-Square	20.056
df	3
Asymp. Sig.	.000

a. Kendall's Coefficient of Concordance

d) Resultados de la prueba de concordancia de Kendall con todas las medidas y todos los archivos de datos con valores ausentes o datos mezclados (dos a dos).

Ranks

	Mean Rank
CONFUCCC	1.61
C45	1.39

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	.056
Chi-Square	.500
df	1
Asymp. Sig.	.480

a. Kendall's Coefficient of Concordance

Ranks

	Mean Rank
CONFUCCC	1.78
RL	1.22

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	.309
Chi-Square	2.778
df	1
Asymp. Sig.	.096

a. Kendall's Coefficient of Concordance

Ranks

	Mean Rank
RL	1.11
C45	1.89

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	.605
Chi-Square	5.444
df	1
Asymp. Sig.	.020

a. Kendall's Coefficient of Concordance

Ranks

	Mean Rank
RL	2.00
MLP	1.00

Test Statistics

N	9
Kendall's W[a]	1.000
Chi-Square	9.000
df	1
Asymp. Sig.	.003

a. Kendall's Coefficient of Concordance

e) Resultados de la prueba de Wilcoxon para las comparaciones significativas con ConFuCiuScc y los archivos con valores ausentes o datos mezclados

Test Statistics[a,b]

			Percent_correct C4.5 - Percent_correct ConFuCiuS cc	Kappa_statistic C4.5 - Kappa_statistic ConFuCiuS cc	Root_mean_squared_error C4.5 - Root_mean_squared_error ConFuCiuS cc	Especificity C4.5 - Especificity ConFuCiuS cc	VPP C4.5 - VPP ConFuCiuS cc	Sensitivity C4.5 - Sensitivity ConFuCiuS cc	ROC C4.5 - ROC ConFuCiuS cc
Asymp. Sig. (2-tailed)			.286	.616	.000	.858	.780	.733	.167
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.304	.635	.000	.886	.806	.751	.178
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.286	.611	.000	.860	.780	.726	.163
		Upper Bound	.322	.659	.000	.912			

a. Wilcoxon Signed Ranks Test

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 2000000.

f) Desempeño de ConFuCiuScc respecto al C4.5

No	Nombre de los archivos de datos	ConFuCiuScc			C4.5		
		Precision	error	Kappa	Precision	error	Kappa
1	Iris	94.87	0.14	0.92	94.73	0.14	0.92
2	pima-diabetes	69.05	0.55	0.31	74.49	0.44	0.43
3	Glass	70.53	0.31	0.6	67.63	0.31	0.56
4	liver-disorders	61.07	0.5	0.19	65.84	0.52	0.28
5	Vehicle	71.18	0.38	0.62	72.28	0.34	0.63
6	Wine	97.17	0.09	0.96	93.2	0.18	0.9
7	Ionosphere	90.43	0.3	0.78	89.74	0.3	0.77
8	Sonar	81.44	0.42	0.63	73.61	0.49	0.47
9	Vowel	96.76	0.07	0.96	80.2	0.18	0.78
10	Segmentation	96.68	0.1	0.96	96.79	0.09	0.96
12	kr-vs-kp	96.58	0.16	0.93	99.44	0.07	0.99
13	hayes-roth	78.53	0.31	0.67	70	0.36	0.53
14	Lenses	78.83	0.27	0.57	83.5	0.23	0.71
15	monks-1	83.88	0.36	0.68	80.61	0.36	0.61
16	monks-2	65.66	0.53	0.18	57.75	0.53	0.02
17	monks-3	93.45	0.23	0.87	92.95	0.23	0.86
18	monks-1 test	81.97	0.34	0.64	96.6	0.1	0.93
19	monks-2 test	94.41	0.11	0.87	67.14	0.47	0
20	monks-3 test	100	0	1	100	0	1
21	tic-tac-toe	91.88	0.28	0.82	85.57	0.34	0.67

No	Nombre de los archivos de datos	ConFuCiuScc			C4.5		
		Precision	error	Kappa	Precision	error	Kappa
11	**Wbc**	95.62	0.2	0.9	95.01	0.21	0.89
22	**audiology-stan**	80.74	0.12	0.77	79.43	0.1	0.75
23	**Soybean**	92.93	0.07	0.92	91.78	0.08	0.91
24	**lung-cancer**	55.75	0.43	0.32	40.83	0.54	0.1
25	**Mushroom**	100	0	1	100	0	1
26	**Zoo**	95.35	0.08	0.94	92.61	0.1	0.9
27	**credit-app**	86.09	0.32	0.72	85.57	0.34	0.71
28	**Hepatitis**	81.45	0.22	0.41	79.22	0.4	0.3
29	**Anneal**	99.42	0	0.99	92.35	0.15	0.8
30	**Labor**	89.6	0.14	0.74	78.6	0.4	0.51
31	**sick (revisar)**	96.19	0.05	0.62	98.8	0.1	0.89
32	**sick-euthyroid**	93.31	0.1	0.56	97.94	0.14	0.88
33	**Allbp**	96.55	0.03	0.58	97.25	0.12	0.68
34	**Allhyper**	97.95	0.01	0.51	98.62	0.07	0.74
35	**Allhypo**	98.65	0.01	0.91	99.37	0.04	0.96
36	**Allrep**	97.26	0.02	0.47	99.29	0.05	0.88
37	**Diss**	98.94	0.02	0.62	99.04	0.09	0.64
38	**Echocardiogram**	97.12	0.04	0.94	96.41	0.11	0.91
39	**Hypothyroid-m**	98.81	0.02	0.87	99.27	0.08	0.92
Promedio todos		88.36	0.19	0.72	86.24	0.23	0.70
Cantidad de mejores		**24**	**32**		17	15	
Promedio filas 11,22-39		**92.20**	**0.10**	0.73	90.60	0.16	0.76
Cantidad de mejores filas 11,22-39		**11**	**18**		9	2	

Anexo 12. Resultados de la evaluación empírica de ConFuCiuS respecto a otros clasificadores en presencia de rasgos irrelevantes

a) Error cuadrático medio de diferentes clasificadores antes y después de hacer la selección de rasgos irrelevantes.

Nombre del archivo de datos	*ConFuCiuS*		*ConFuCiuScc*		*MLP*		*C4.5*		*k-NN*	
	antes	*después*	*antes*	*después*	*antes*	*después*	*antes*	*después*	*antes*	*después*
Iris	0.1	0.14	0.1	0.14	0.14	0.11	0.14	0.14	0.47	0.12
Diabetes	0.58	0.54	0.55	0.55	0.43	0.45	0.42	0.44	0.48	0.42
Glass	0.3	0.3	0.31	0.31	0.31	0.3	0.3	0.31	0.35	0.31
LiverDBupa	0.54	0.5	0.54	0.5	0.52	0.5	0.48	0.52	0.49	0.47
Vehicle	0.4	0.37	0.41	0.38	0.34	0.3	0.34	0.34	0.43	0.31
Wine	0.07	0.07	0.09	0.09	0.05	0.08	0.18	0.18	0.47	-1
Ionosphere	0.3	0.28	0.29	0.3	0.24	0.25	0.28	0.3	0.48	0.33
Sonar	0.44	0.42	0.41	0.42	0.42	0.37	0.43	0.49	0.5	0.35
Vowel	0.13	0.1	0.11	0.07	0.22	0.12	0.19	0.18	0.29	0.04
Segment	0.08	0.09	0.09	0.1	0.12	0.1	0.09	0.09	0.35	0.09
Kr-vs-kp	0.22	0.19	0.22	0.2	0.23	0.19	0.23	0.21	0.22	0.15
Hayes-roth	0.22	0.15	0.22	0.16	0.22	0.14	0.38	0.07	0.31	0.2
Contac-lenses	0.31	0.26	0.31	0.31	0.3	0.27	0.3	0.36	0.31	0.41
Monks-1	0.54	0.29	0.54	0.27	0.52	0.29	0.45	0.23	0.55	0.29
Monks-2	0.53	0.34	0.54	0.36	0.54	0.01	0.49	0.36	0.54	0.39
Monks-3	0.26	0.54	0.26	0.53	0.24	0.01	0.23	0.53	0.26	0.47
Average	0.31	0.29	0.31	0.29	0.30	0.22	0.31	0.30	0.41	0.21

b) Resultados de la prueba de Wilcoxon para la comparación del error (antes y después de la selección de rasgos)

Test Statistics[a,b]

			Root_mean_squared_error ConFuCiuS Pr - error after ConFuCiuS Pr	Root_mean_squared_error ConFuCiuS cc - error after ConFuCiuS cc	Root_mean_squared_error C4.5 - error after C4.5	Root_mean_squared_error MLP - error after MLP	Root_mean_squared_error k-NN - error after k-NN
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.068	.228	.872	.002	.010
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.058	.212	.846	.000	.006
		Upper Bound	.077	.245	.898	.003	.014

a. Wilcoxon Signed Ranks Test

b. Based on 10000 sampled tables with starting seed 2000000.

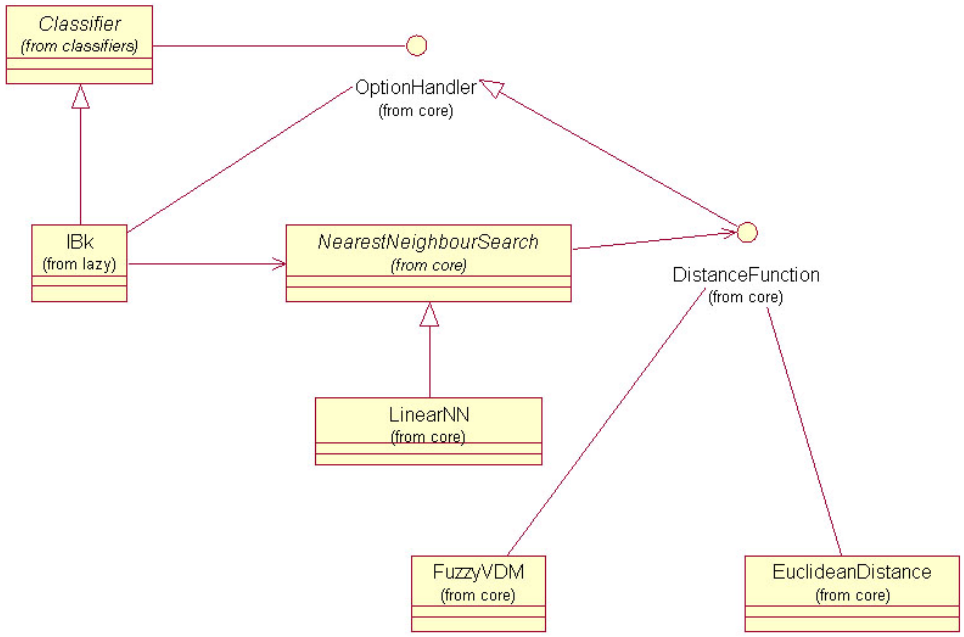
Anexo 13. Ventana principal del SISIFuzzy, versión 1.2 y algunos de sus elementos.

Anexo 14. Estructura de paquetes de Weka

- associations (contiene las clases que implementan los métodos para realizar asociaciones.)
  - tertius (contiene las clases para implementar el método tertius)
- attributeSelection
- classifiers (contiene la implementación de los clasificadores existentes en Weka)
  - bayes (clases para implementar clasificadores *bayes*)
    - net (clases en desarrollo para aplicar el clasificador bayes en búsquedas web)
  - evaluation (clases que evalúa los resultados de un clasificador)
  - functions (contiene métodos de clasificación basados en funciones)
    - neural (contiene clases útiles a los calsificadores basados en redes neuronales)
    - pace (métodos numéricos sobre datos -manipulación de matrices, funciones estadísticas-)
    - supportVector (métodos de clasificación basados en máquinas de vectores soporte)
  - lazy (clasificadores perezosos)
    - kstar (métodos necesarios para implementar *Kstar*)
  - meta (metaclasificadores)
  - misc (clasificadores que se encuentren identificados en otras categorías)
  - rules (contiene clases para implementar reglas de decisión)
    - part (clases para implementar reglas sobre estructuras parciales de árboles)
  - tree (contiene métodos para implementar árboles)
    - adtree
    - j48
    - lmt
    - m5
  - xml
- clusterers (Contiene las clases donde se implementa los algoritmos de agrupamiento)
  - forOPTICSAndDBScan
- core (paquete central)
  - converters (clases para convertir entre tipos de archivos y para cargar archivos de forma secuencial)
  - matriz
  - stemmers
  - xml
- datagenerators (clases abstractas para generadores de datos y clases para representar tests.
  - Classifiers
    - classification
    - regresión
  - clusterers
- estimators (estimadores de probabilidades condicionadas y de probabilidades simples de diferentes distribuciones (Poisson, Normal . . .))
- experiment (clases que implementan la entidad experimento. Así mismo también están

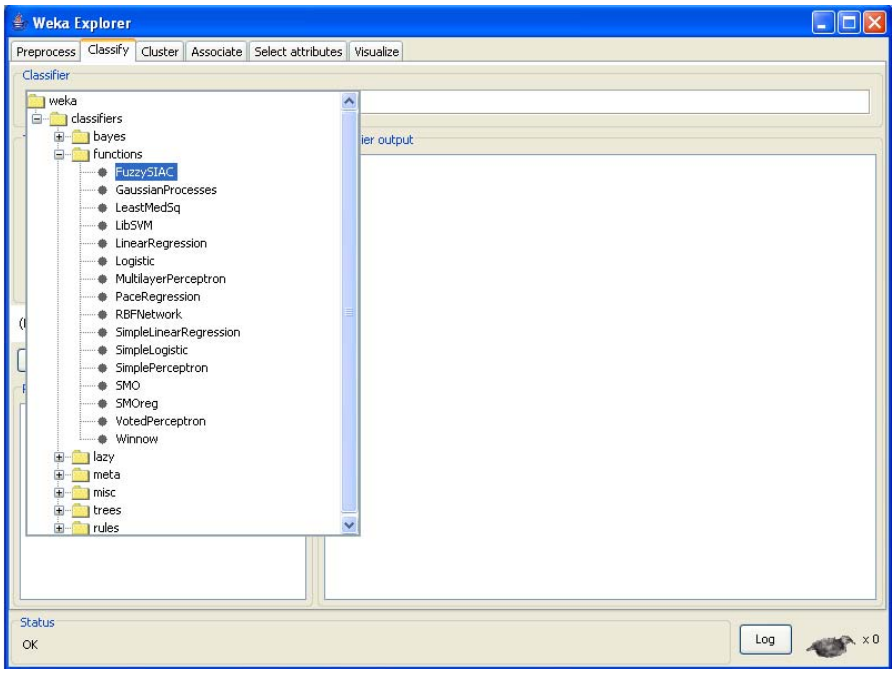
las que modelan los experimentos remotos)
xml
filtres (contiene filtros para preprocesar los datos)
supervised (filtros supervisados)
attribute
instante
unsupervised (filtros no supervisados)
attribute
instante
gui (contiene las clases que implementan las interfaces gráficas)
arffviewer
beans (clases básicas de Weka para el tratamiento de datos y creación de entidades principales del programa referentes a instancias (DataSource, TestsetListener, TetsetProducer, TrainingSet))
boundaryvisualizer (métodos para crear instancias a partir de otras)
experiment (interfaz del modo experimentador)
explorer (interfaz del modo explorador)
graphvisualizer (Clases para dibujar y mostrar gráficas)
images (imágenes utilizadas por la aplicacion)
sql ()
streams (clases para realizar operaciones sobre flujos de datos, que habitualmente será sobre un objeto de clase *Instance*)
treevisualizer (clases para elaborar árboles y mostrarlos de una forma gráfica)
visualize (contiene clases que implementan los métodos para poder seleccionar atributos en las gráficas y las clases principales para dibujar gráficas (Plot2d, VisualizePanel etc.))

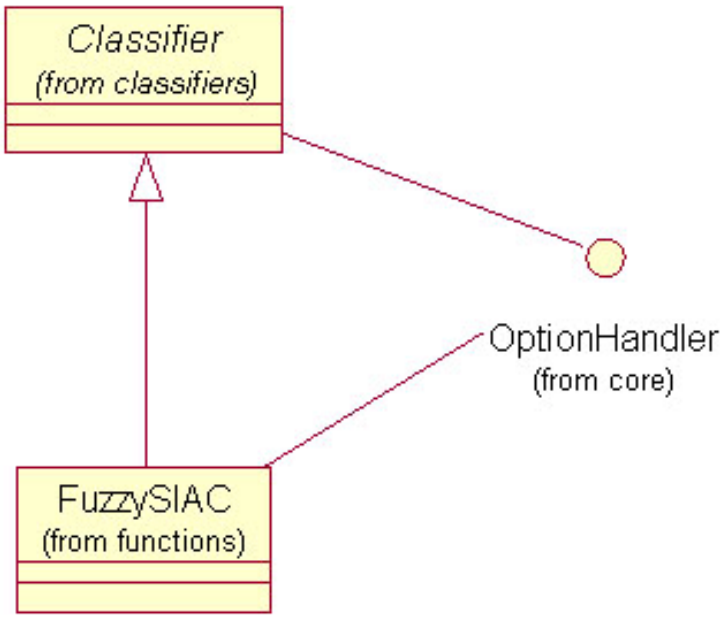
Anexo 15. Implementación de ConFuCiuS[39] En Weka



[39] La clase con nombre "FuzzyVDM" se refiere a la implementación de FVDM. De forma similar se añaden las demás distancias.

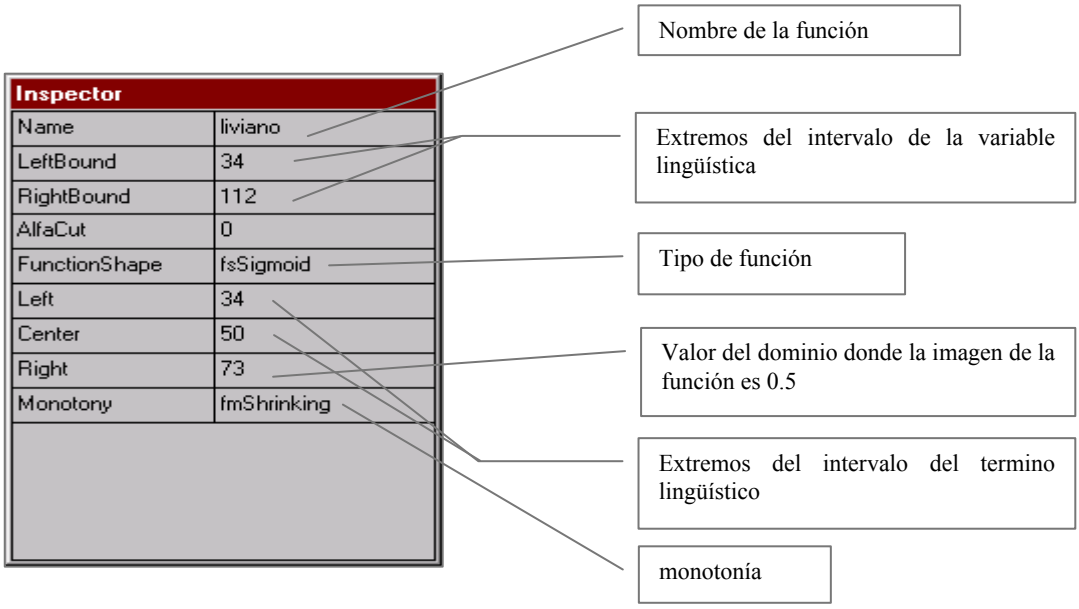
Anexo 16: Implementación de FSIAC[40] en Weka





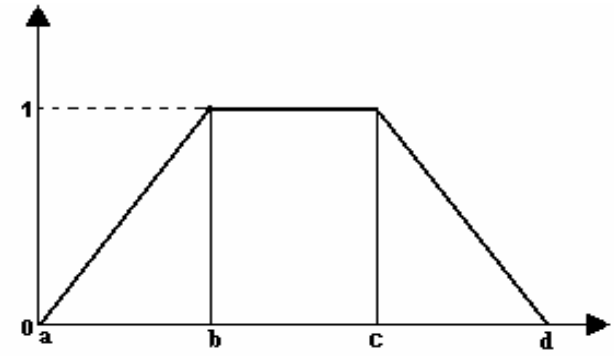
[40] La clase con nombre "FuzzySIAC" se refiere a la implementación de FSIAC. De forma similar se añade FSIACcc.

Anexo 17. Definición manual de las funciones de pertenencia



Anexo 18: Expresiones para calcular los parámetros de una FP de tipo Trapezoidal

$$\text{trapezoid}(x;a,b,c,d)=\begin{cases}0, & x\le a,\\ \dfrac{x-a}{b-a}, & a\le x\le b,\\ 1, & b\le x\le c\\ \dfrac{d-x}{d-c}, & c\le x\le d,\\ 0, & d\le x\end{cases}$$



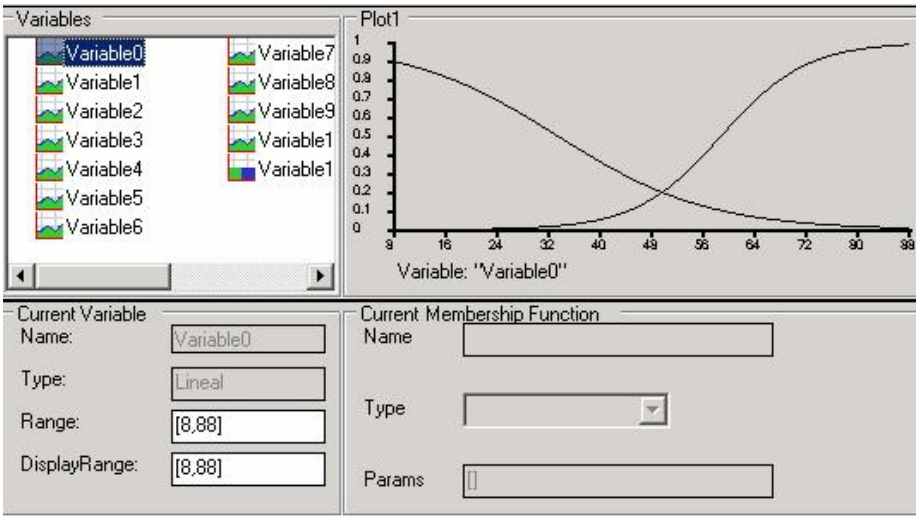
$$a_j = c_{j-1}$$

$$b_j = L_j + \frac{L_j + U_j}{4}$$

$$c_j = U_j - \frac{L_j + U_j}{4}$$

$$d_j = b_{j+1}$$

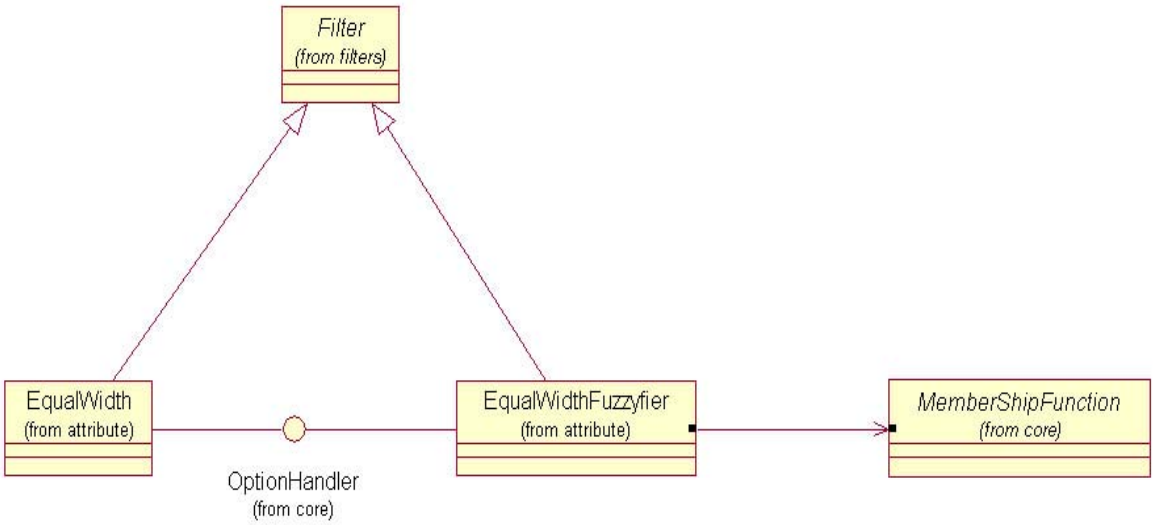
Anexo 19. Vista del módulo de pre-procesamiento de NeuroEvaluator que muestra las variables lingüísticas definidas



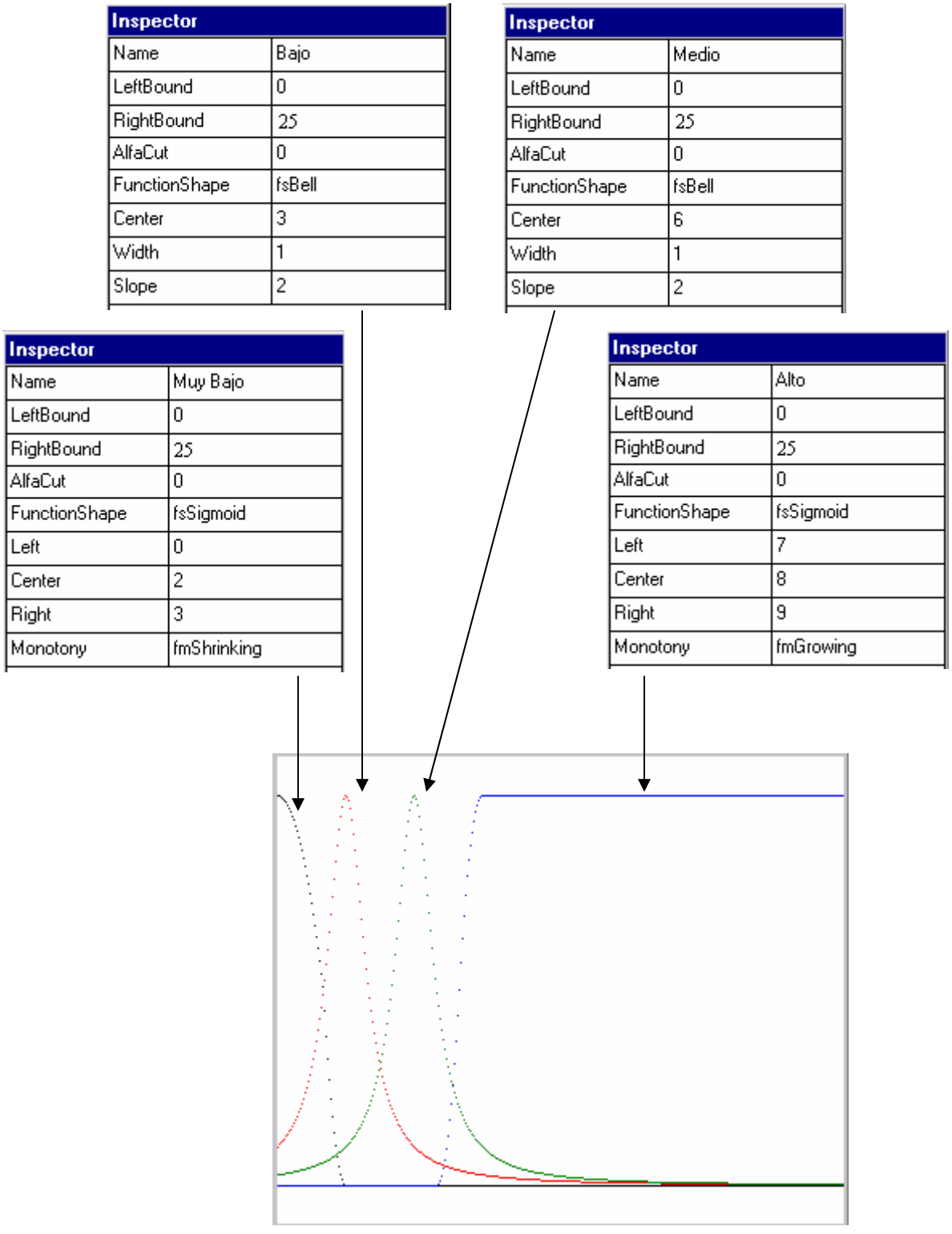
Anexo 20. Ejemplo de un fichero con extensión arff que declara atributos lingüísticos

```
@RELATION iris

@ATTRIBUTE sepallength  LINGUISTIC {Gaussian(5,1.6), Gaussian(6.6,1.6),
Gaussian(7.8,1) }
@ATTRIBUTE sepallength  LINGUISTIC {Gaussian(2.6,1.2), Gaussian(3.5,1) }
@ATTRIBUTE sepallength  LINGUISTIC {Gaussian(2,2), Gaussian(5,1.5),
Gaussian(6.3,1) }
@ATTRIBUTE sepallength  LINGUISTIC {Gaussian(0.7,0.6), Gaussian(1.8,0.5),
Gaussian(2,0.8) }
@ATTRIBUTE class  {Iris-setosa,Iris-versicolor,Iris-virginica}

@DATA
5.1,3.5,1.4,0.2,Iris-setosa
4.9,3.0,1.4,0.2,Iris-setosa
4.7,3.2,1.3,0.2,Iris-setosa
4.6,3.1,1.5,0.2,Iris-setosa
5.0,3.6,1.4,0.2,Iris-setosa
5.4,3.9,1.7,0.4,Iris-setosa
4.6,3.4,1.4,0.3,Iris-setosa
5.0,3.4,1.5,0.2,Iris-setosa
4.4,2.9,1.4,0.2,Iris-setosa
4.9,3.1,1.5,0.1,Iris-setosa
5.4,3.7,1.5,0.2,Iris-setosa
4.8,3.4,1.6,0.2,Iris-setosa
4.8,3.0,1.4,0.1,Iris-setosa
4.3,3.0,1.1,0.1,Iris-setosa
5.8,4.0,1.2,0.2,Iris-setosa
5.7,4.4,1.5,0.4,Iris-setosa
5.4,3.9,1.3,0.4,Iris-setosa
5.1,3.5,1.4,0.3,Iris-setosa
5.7,3.8,1.7,0.3,Iris-setosa
5.1,3.8,1.5,0.3,Iris-setosa
5.4,3.4,1.7,0.2,Iris-setosa
5.1,3.7,1.5,0.4,Iris-setosa
4.6,3.6,1.0,0.2,Iris-setosa
5.1,3.3,1.7,0.5,Iris-setosa
4.8,3.4,1.9,0.2,Iris-setosa
5.0,3.0,1.6,0.2,Iris-setosa
5.0,3.4,1.6,0.4,Iris-setosa
5.2,3.5,1.5,0.2,Iris-setosa
5.2,3.4,1.4,0.2,Iris-setosa
4.7,3.2,1.6,0.2,Iris-setosa
4.8,3.1,1.6,0.2,Iris-setosa
5.4,3.4,1.5,0.4,Iris-setosa
5.2,4.1,1.5,0.1,Iris-setosa
5.5,4.2,1.4,0.2,Iris-setosa
4.9,3.1,1.5,0.1,Iris-setosa
....
```

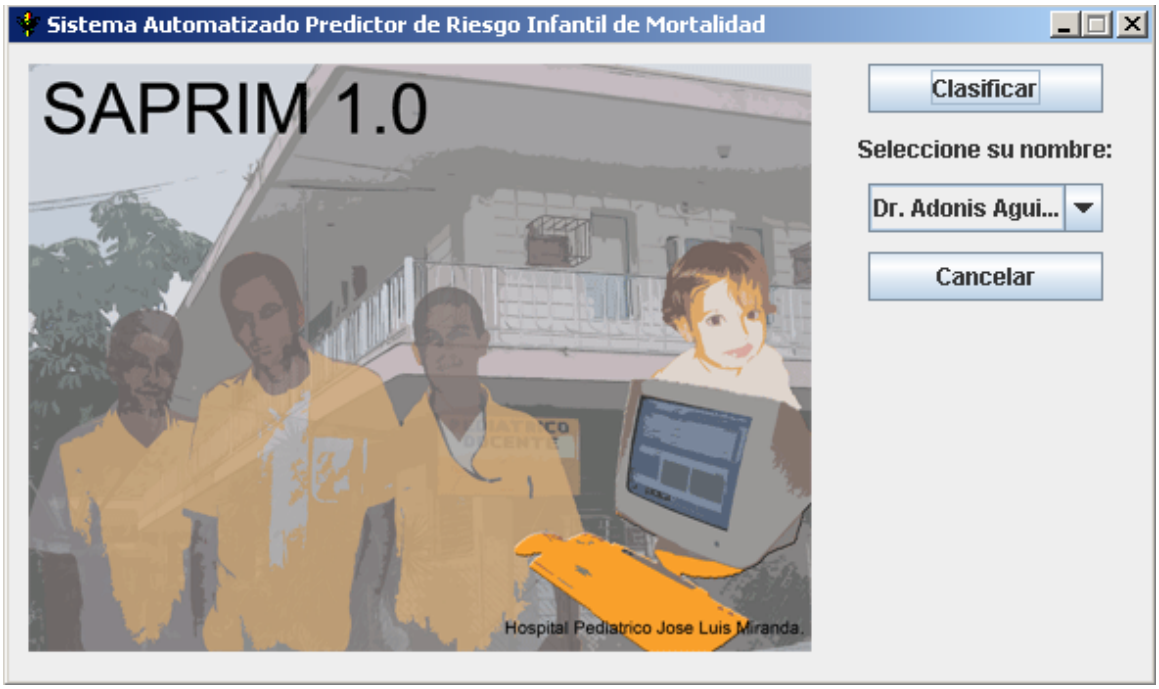
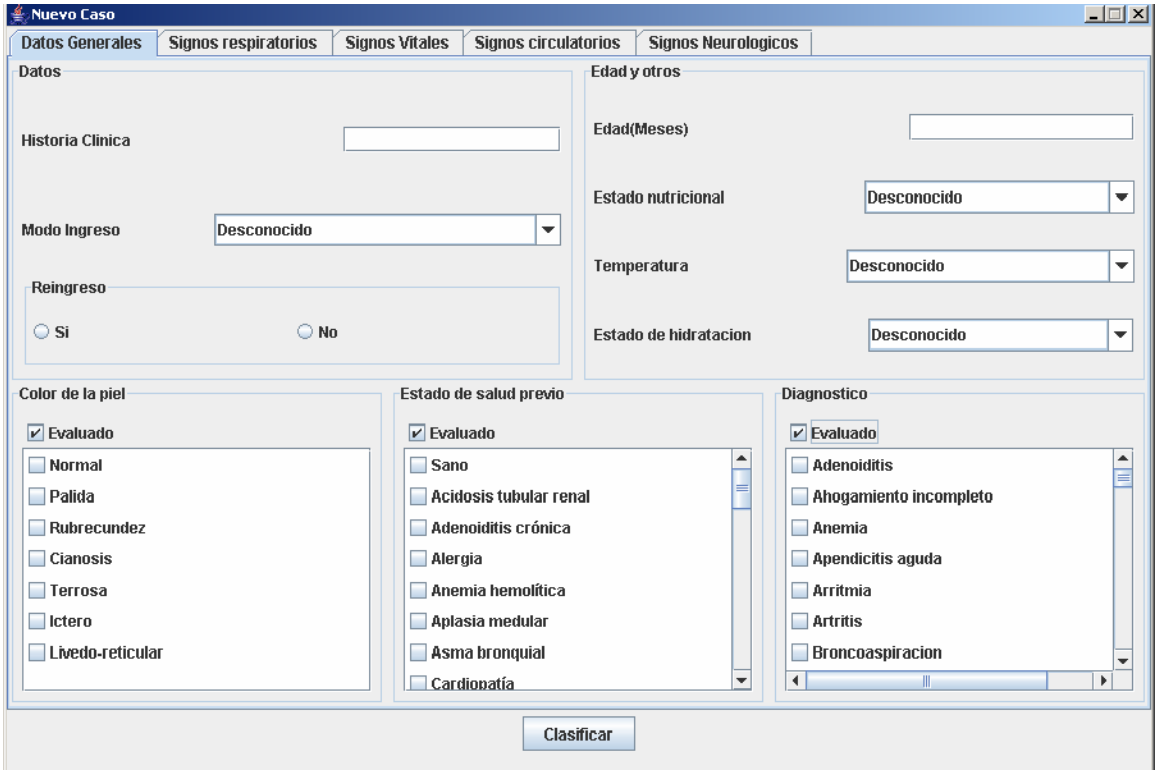
Anexo 21. Sobre la implementación de filtros en Weka



Anexo 22: Funciones de membresía de los términos lingüísticos definidos para el rasgo P5.



Anexo 23. Descripción de los rasgos a considerar en la aplicación de medio ambiente

Atributo	Interpretación	Valores
BOD_5	Demanda biológica de oxígeno	Baja, Ligeramente baja, Media, Alta
COD	Demanda química de oxígeno	Baja, Alta
BOD/COD	Razón BOD/COD	Baja, Media, Alta
ph	Acidez del agua al abandonar la planta	Ácida, Neutra, Base
N	Compuestos nitrogenados	Bajo, Alto
P	Compuestos fosfóricos	Bajo, Alto
ST	Los residuos luego de la evaporación	Bajo, Alto
STV	Sólidos totales volátiles	Bajo, Alto
SDT	Sólidos filtrables	Bajo, Alto
SDV	Sólidos volátiles disueltos	Bajo, Alto
SS	Sólidos suspendidos	Bajo, Alto
SSV	Sólidos asentados	Bajo, Alto
Tratamiento	Posibles etapas del tratamiento	Mezcla y neutralización Laguna anaeróbica Laguna facultativa Laguna aeróbica Irrigación fértil Coagulación y floculación Sedimentación Oxidación/reducción Lodo activado Cribado

Anexo 25. Vistas del sistema SAPRIM