

# APLICACIONES DE LA TEORÍA DE CONJUNTOS BORROSOS

Senén Barro, Alberto J. Bugarín, Paulo Félix, David E. Losada  
*Grupo de Sistemas Intelixentes*  
*Departamento de Electrónica e Computación*  
*Universidade de Santiago de Compostela*

## Resumen

En este trabajo evaluamos la trayectoria seguida por la Teoría de Conjuntos Borrosos desde su creación en los años sesenta. Para ello, analizamos algunos desarrollos en tres ámbitos de aplicación diferenciados: el control borroso de sistemas, la clasificación borrosa y el campo de recuperación de información. Tanto los resultados pasados como las expectativas futuras auguran un papel importante de la Teoría de Conjuntos Borrosos en el contexto de la Inteligencia Artificial.

*Palabras clave:* Teoría de Conjuntos Borrosos, Control borroso, Clasificación borrosa, Recuperación de Información

## Abstract

The seminal paper defining Fuzzy Set Theory was published by Zadeh in 1965. Since then, this theory has become the core of a very active research area in the field of Artificial Intelligence. To exemplify the advances in this area, we analyze some successful developments of Fuzzy Set Theory in three different application fields: fuzzy control systems, fuzzy classification and information retrieval. The results obtained in the past and the future expectations suggest that Fuzzy Set Theory will keep playing an important role in Artificial Intelligence in the next decades.

*Keywords:* Fuzzy Set Theory, Fuzzy Control, Fuzzy Classification, Information Retrieval

## 1. Introducción

La celebración de una efemérides suele proporcionar habitualmente un estado de opinión apropiado para la reflexión sobre la trayectoria seguida,

---

*Recibido: 06/09/06. Aceptado: 26/10/06.*

los logros alcanzados y también los objetivos pendientes. En el caso que nos ocupa tienen lugar de forma muy cercana en el tiempo dos eventos de extraordinaria relevancia para el mundo de la inteligencia artificial (IA): el 50° aniversario de la reunión en el Dartmouth Collage (verano de 1956) que dio lugar a la propia IA y el 40° aniversario de la publicación (junio de 1965) del trabajo fundacional de la teoría de conjuntos borrosos [40].

Resulta paradójico (aunque se trata de una situación vivida en numerosas ocasiones en el mundo de la ciencia) que a pesar de esta proximidad temporal de ambas efemérides y a que la teoría de conjuntos borrosos (TCB) es un ámbito de estudio y trabajo que se encuadra claramente en la IA, ambos mundos no hayan ido de la mano todo lo que debieran a lo largo de todos estos años, llegándose incluso en alguna ocasión a plantear una viva polémica al respecto [11, 10].

No es este el momento ni el lugar adecuado para describir con detalle las indudables aportaciones que la TCB ha realizado al mundo de la IA. Baste recordar, sin entrar en más consideraciones, su relevante papel como puente entre los sistemas basados en conocimiento y el manejo de la vaguedad o imprecisión inherentes al lenguaje y razonamiento humanos, su encaje cada vez más extendido con técnicas de aprendizaje automático y su aportación al mundo de las aplicaciones, en ámbitos muy diversos, alguno de ellos de gran repercusión social.

En este último ámbito es donde centraremos el enfoque de este trabajo, describiendo algunas de las aportaciones pasadas y actuales de la TCB al mundo de lo aplicado, y permitiéndonos realizar también una pequeña excursión hacia lo futurible, para comentar algunas de las aplicaciones que a día de hoy pertenecen al mundo de la investigación y que pueden ser realidades en un plazo más o menos breve el día de mañana. No haremos en cualquier caso un discurso exhaustivo, puesto que lo extenso y variado de las aplicaciones reales de la TCB es un campo demasiado amplio para tratar en este foro, sino que tomaremos tres de estos ámbitos de aplicación como paradigmas de algunas de las aportaciones que ha realizado, realiza, y (posiblemente) realizará la TCB al mundo de las aplicaciones.

Como aplicación representativa del “ayer” tomaremos el ámbito del control borroso de procesos, no porque no haya todavía de aportar nuevos resultados en el futuro (como se está demostrando con la navegación automática en robots o vehículos inteligentes), sino como principal ejemplo de una inesperada aplicación planteada desde los primeros años [25, 13],

y que sin duda ha generado el mayor conocimiento y repercusión de la TCB a nivel social (aspecto que, es justo reconocer, no han logrado otros ámbitos de estudio de la IA).

Como aplicación representativa del “hoy” tomaremos el ámbito de la clasificación borrosa, en el que de los modelos iniciales basados únicamente en la TCB se ha ido derivando, sin duda con gran acierto, a la descripción de modelos híbridos en los que la TCB se combina con otras técnicas, tanto procedentes de otros paradigmas de la computación flexible (*soft computing*), como las redes neuronales artificiales o los algoritmos genéticos, como de ámbitos más clásicos (clasificadores bayesianos).

Por último, como aplicación representativa del mañana utilizaremos el ámbito de la recuperación de información, de creciente importancia en espacios de búsqueda poco organizados y con un volumen de datos ingente (como es el caso del Web) pero también en ámbitos más reducidos, vista la creciente cantidad de datos (y de formatos: texto plano, documentos en diferentes formatos, imágenes, sonido, vídeo, ...) que cualquier usuario puede almacenar y puede necesitar tener a su disposición de forma más o menos inmediata. Pese a que las aportaciones procedentes del ámbito de la TCB en este campo son por ahora de escasa relevancia, muchos indicios apuntan a que será uno de los dominios de desarrollo con un futuro mas prometedor.

Mediante este enfoque en tres ámbitos de aplicación concretos pretendemos realizar un repaso que resulte indicativo del interés que tienen las aplicaciones, sin por un lado realizar una revisión exhaustiva (de las cuales hay excelentes ejemplos en [8, 9]) y sin tampoco realizar una predicción de futuro como las que en tantas ocasiones se han demostrado posteriormente erradas. Baste en este sentido recordar las palabras del propio L.A. Zadeh [39], donde señalaba como ámbitos mas productivos para la TCB “las ciencias económicas, gestión, inteligencia artificial, psicología, lingüística, recuperación de información, medicina, biología, .. y otros sistemas en los que las componentes que jueguen un rol predominante sean las que exhiben comportamiento animado más que las inanimadas”. Señalando en primer lugar la muestra de excepcional clarividencia que supuso mencionar “recuperación de información” entre ámbitos muchísimo más asentados en la época, es justo reconocer que la previsión fue mayoritariamente poco acertada. Por un lado, salvo en ámbitos como la IA, la medicina y, en menor medida, las ciencias económicas, el resto de ámbitos no ofrece a día de hoy una presencia de logros relevantes de la TCB. Por otro lado, la no mención a aplicaciones en el ámbito de la ingeniería (control de procesos, monitorización de sistemas, ...) que

verían la luz tan solo dos años después de esta afirmación, nos aconseja que la cautela presida cualquier vaticinio sobre las futuras aplicaciones exitosas de la TCB.

## 2. Monitorización y Control borrosos

Un ejemplo clásico dentro de la ingeniería de control lo constituye el control de un péndulo invertido en una dimensión, en el que una barra sólida o péndulo pivota sobre un móvil con un único grado de libertad, tal y como se muestra en la Figura 1. Mediante la acción de una fuerza sobre este móvil se intenta mantener en equilibrio el péndulo. Una modelización física de este problema (realizando algunas simplificaciones) conduce a un par de ecuaciones diferenciales donde intervienen la masa, longitud y momento de inercia del péndulo, el ángulo que forma con la vertical, su aceleración angular, la aceleración del móvil, la fuerza que actúa sobre él y su masa y, finalmente, la constante de gravedad. Aunque la solución a este problema no es excesivamente compleja, sí es cierto que ofrece una gran dependencia con las características físicas del sistema (masa del móvil, masa y longitud del péndulo, directamente y a través de su momento de inercia) y puede resultar de difícil comprensión para quien no sea conocedor de la dinámica de sólidos.

Frente a este modelo físico del problema, la experiencia nos dice que cualquier persona con un mínimo de práctica, y sin ser consciente de las ecuaciones que gobiernan la dinámica del proceso, podría controlar dicho sistema intuitivamente sin dificultad. Así, una caída hacia la izquierda del péndulo intentará compensarse con una fuerza hacia la izquierda, tanto mayor cuanto mas lejos esté el péndulo del equilibrio. Igualmente, si la caída es hacia la derecha, la fuerza reequilibrante tendrá el mismo sentido. Si se le pregunta por una formalización de la acción de control, probablemente, entre otras, nos proporcionaría algunas reglas como las siguientes:

- R1: SI EL ÁNGULO ES PEQUEÑO POSITIVO Y LA VELOCIDAD DE CAÍDA ES BAJA POSITIVA, ENTONCES LA FUERZA A APLICAR DEBE SER PEQUEÑA POSITIVA.
- R2: SI EL ÁNGULO ES GRANDE NEGATIVO Y LA VELOCIDAD DE CAÍDA ES BAJA NEGATIVA, ENTONCES LA FUERZA A APLICAR DEBE SER ALTA NEGATIVA.

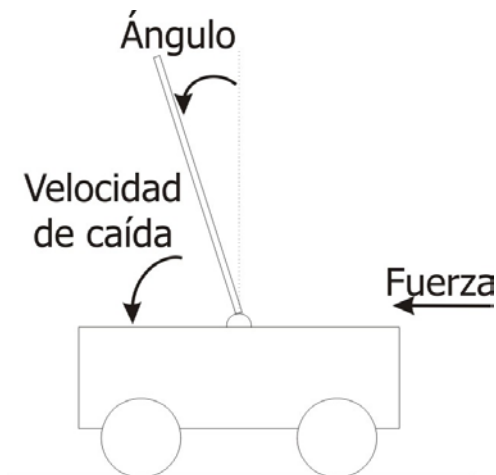


Figura 1: Esquema del péndulo invertido. Las flechas indican el sentido positivo para las variables que se indican.

La regla R1 se aplicaría para situaciones próximas al equilibrio, donde el péndulo inicia su caída hacia la izquierda, aplicando una fuerza pequeña también hacia la izquierda para reequilibrarlo. La regla R2 describe la acción de control a realizar cuando el péndulo ya ha caído bastante hacia la derecha y sigue cayendo en ese sentido, situación en la que la fuerza a aplicar deberá ser mayor y también hacia la derecha para tender a reequilibrarlo.

A diferencia de un sistema de control clásico, que pretende modelar el proceso en sí, esta descripción en forma de reglas de control borrosas plasma, de una forma directa, la experiencia de un experto humano sobre el proceso, y lo hace a través de un conjunto de proposiciones próximas a la forma imprecisa con la que dicho experto humano se expresa. Evidentemente, si deseamos que la función de control sea realizada por un sistema artificial tomando como partida una base de reglas borrosas como la expresada anteriormente, será necesario entender de alguna forma qué se pretende comunicar cuando se utilizan expresiones como PEQUEÑO POSITIVO o BAJA POSITIVA.

La TCB proporciona los elementos para realizar operaciones como la conjunción de las proposiciones descritas en la Parte Antecedente de las reglas (conectivo “Y” de conjunción) y llevar a cabo el proceso de inferencia (implicación “SI ENTONCES”). En general persigue a través de estos elementos, que, a partir de los valores observados para unas variables (en el ejemplo, las variables **ÁNGULO** y **VELOCIDAD DE**

CAÍDA) obtener los valores de control correspondientes para otras variables (FUERZA), mediante un procedimiento de razonamiento que se ha denominado aproximado que se conoce como control borroso. En este contexto, pues, la lógica borrosa proporciona las técnicas, modelos y procedimientos para capturar el conocimiento impreciso de los expertos humanos y construir reglas como las anteriormente mencionadas, con el objeto de razonar sobre ellas y obtener conclusiones válidas que, por tanto, resuelvan con éxito la aplicación.

Evidentemente, el ejemplo de la Figura 1 no deja de ser un pequeño caso ilustrativo del mecanismo de funcionamiento del control borroso, y dista mucho de la complejidad de las grandes aplicaciones en entornos industriales, donde los mecanismos de representación del conocimiento y razonamiento deben ser necesariamente más complejos, puesto que así lo es el conocimiento de los expertos sobre el proceso y sus mecanismos de control. Sin embargo, encierra una lección interesante, en la medida que ejemplifica como mediante un conocimiento intuitivo (o en algunos casos, experto) es posible desarrollar una tarea de cierta entidad. Gran parte del éxito de la lógica borrosa en este ámbito radica precisamente en sus posibilidades para modelar el conocimiento que el experto humano posee para llevar a cabo este tipo de tareas, y que con frecuencia presenta vaguedad o incertidumbre. En aquellos casos en los que los procesos estén definidos mediante conceptos imprecisos, cuando no exista modelo del sistema o éste sea muy complejo, cuando exista incertidumbre en los valores medidos para las variables del sistema y, en general, cuando resulte más fácil modelar el conocimiento y/o el comportamiento del experto humano que el propio proceso, el control borroso se muestra como una potente herramienta. Ello se ha demostrado desde las aplicaciones pioneras [25, 13] hasta los más recientes dispositivos comerciales domésticos (autoenfoco en cámaras fotográficas, estabilizador de imagen en cámaras de vídeo, control de la carga y duración de lavado en lavadoras automáticas, control de aire acondicionado, ...) pasando por otras aplicaciones en muy diversas facetas de la ingeniería industrial (además del control de procesos, lógica de negocio, sistemas de producción, ...[16]).

Uno de los aspectos más criticados de los sistemas de control borroso, como es la imposibilidad de ser analizados desde el punto de vista y con las herramientas propias de la teoría clásica del control, está siendo afrontado desde ya hace tiempo y existen resultados altamente prometedores [26]. Queda, sin embargo, como tema abierto para el futuro la indudable necesidad de ampliar los modelos de controlador, pues en múltiples ocasiones determinadas condiciones dependen de la verificación de situaciones de

cierta complejidad: patrones que varían con el tiempo, relaciones complejas entre valores de variables, tendencias de los mismos, y la utilización de operadores de diversos tipos que modelen con mayor riqueza lingüística el vocabulario de los expertos, ... Estas situaciones no pueden ser contempladas en la estructura habitual de las reglas [33], por lo que parece obligado el salto hacia nuevos paradigmas ([5, 28]), imprescindibles para la utilización de control borroso en aplicaciones de mayor entidad, tanto en el ámbito industrial (allí donde existan implicaciones de seguridad, en grandes plantas de producción, o en tareas complejas de control como la robótica o la navegación inteligente en entornos reales, por ejemplo) pero también en el dominio médico (monitorización de pacientes).

### 3. Clasificación borrosa

Una aplicación natural de la TCB se encuentra en la resolución de problemas de clasificación, donde un objeto determinado  $x$ , descrito mediante un vector de propiedades  $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathfrak{R}^n$ , ha de ser asignado a una de las clases del conjunto  $C = \{c_1, \dots, c_m\}$ . Un clasificador  $k$  se define así como una aplicación:

$$k: \mathfrak{R}^n \rightarrow C$$

El clasificador obtiene los valores de un conjunto de funciones discriminantes  $\mu_{c_1}(x), \dots, \mu_{c_m}(x)$ , representadas mediante funciones de pertenencia, y asigna  $x$  a aquella clase cuya función discriminante devuelve un valor mayor.

Una realización natural de este clasificador utiliza conjuntos de reglas condicionales SI-ENTONCES similares a las expresadas en el apartado anterior, que se utilizan en este caso para modelar las fronteras entre las distintas clases, a partir de conjuntos borrosos asociados a etiquetas lingüísticas (alto, normal, etc). Algunos resultados bien conocidos [19] demuestran que sistemas clasificadores basados en reglas condicionales borrosas pueden aproximar con una precisión arbitraria cualquier función continua  $f: \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}$  en un compacto  $U \subset \mathfrak{R}^n$ . Tenemos pues, que tal clasificador borroso se comporta como un aproximador universal.

Esta garantía traslada el problema al diseño del conjunto de reglas condicionales más adecuadas. Inicialmente, y al igual que sucedió en el ámbito del control borroso, la teoría de los conjuntos borrosos asumía que la especificación de dichas reglas provendría del conocimiento adquirido por un experto humano. Sin embargo, no siempre es sencillo para dicho experto el proporcionar un conocimiento en términos de una relación

exhaustiva entre entradas y salidas. Surgen así soluciones basadas en la incorporación de algoritmos de aprendizaje inductivo, como el de retro-propagación, que dan lugar a las llamadas redes neuroborrosas [20, 36], en las que las distintas capas de neuronas realizan cada una de las etapas del procesamiento de las reglas borrosas: Así, las neuronas de la primera capa proporcionan a la salida el valor de pertenencia del vector de entrada a un determinado conjunto borroso. Neuronas de capas subsiguiente realizan una agregación mediante máximo o mínimo que permite construir la estructura de reglas. En este tipo de redes, el aprendizaje tiene como objetivo la determinación de los distintos parámetros que determinan las funciones de pertenencia y las reglas del sistema.

Otro formalismo que permite la construcción automática de sistemas de reglas borrosas para problemas de clasificación es el de algoritmos evolutivos [38]. Constituyen algoritmos de búsqueda global de soluciones mediante una población de individuos. La búsqueda se identifica con la evolución de la población, evolución que tiene lugar mediante procesos de mutación y cruce. En el caso particular de la clasificación, un individuo puede ser un conjunto de reglas condicionales borrosas que opera como clasificador, y la evolución de la población se interpreta como un proceso de optimización en el que se pretende obtener un clasificador con una alta capacidad predictiva, una fácil comprensibilidad y un alto interés [6]. Una de las ventajas que ofrecen los algoritmos evolutivos es su capacidad para incorporar en el proceso de optimización parámetros relativos al número y forma de cada uno de los conjuntos borrosos para cada una de las propiedades, o el número de reglas del clasificador [14].

La principal cuestión que se plantea en el diseño de sistemas clasificadores basados en conjuntos de reglas condicionales es el necesario compromiso entre la interpretabilidad y la precisión del clasificador [19]. La principal ventaja que tradicionalmente se ha reconocido en los sistemas borrosos es su capacidad para proporcionar resultados en los que el propio mecanismo de obtención resulta comprensible para el ser humano. Las reglas condicionales borrosas resultan el mejor ejemplo de esto. Sin embargo, si la precisión en la clasificación es la principal preocupación, será necesario un alto número de reglas, o conjuntos borrosos de formas extravagantes, lo que dificulta la interpretabilidad del clasificador, al punto de que es difícil encontrar alguna ventaja respecto a otro tipo de clasificadores, como podrían ser los estadísticos. Como hemos dicho, la cuestión se plantea en torno a un compromiso que el ingeniero ha de resolver con su cliente.

Pero la teoría de conjuntos borrosos no sólo participa en la resolución de problemas de clasificación como soporte de la lógica de clasificación. Cada vez más, se incorporan etapas de representación mediante conjuntos borrosos en algoritmos de clasificación basados en árboles de decisión [15], redes neuronales [29], máquinas de vectores de soporte [21], algoritmos genéticos [7], y a menudo, en soluciones híbridas que integran a más de una de estas técnicas [22, 31]. Fundamentalmente, el uso de conjuntos borrosos permite definir regiones más flexibles, proporcionando cierto solapamiento entre las distintas clases.

Por otra parte, la teoría de los conjuntos borrosos ha sido utilizada de un modo intensivo en problemas denominados de agrupamiento, en los que disponemos de un conjunto de objetos que debemos organizar en grupos, pero para los que no disponemos *a priori* de un conjunto  $C$  de clases, sino un criterio de similitud. Un concepto fundamental en el estudio del agrupamiento es el de partición borrosa [32]. A éste le ha seguido el diseño de un conjunto de algoritmos de entre los que destacamos *c*-medias, ISODATA, o DYNOC [2], todos ellos en su variante borrosa.

#### 4. Recuperación de Información

La tecnología de Recuperación de Información (RI) forma hoy en día parte del entorno, tanto personal como profesional, de muchas personas y organizaciones. No es difícil encontrar sistemas de RI ampliamente utilizados, como los motores de búsqueda para recuperar información del web. Toda esta tecnología ha evolucionado desde las investigaciones pioneras en RI y campos relacionados. Las técnicas de RI dan hoy soporte a los estudiantes para completar sus deberes, a los usuarios de las aplicaciones de comercio electrónico para encontrar los productos que satisfagan sus necesidades, a los investigadores para localizar artículos relevantes en su ámbito de trabajo, a los políticos para estar al tanto de las últimas noticias y un largo etcétera. Los métodos y técnicas de RI están actualmente accesibles desde el típico ordenador de sobremesa hasta gran variedad de dispositivos móviles como PDAs, teléfonos, etc. Por otro lado, el desmesurado crecimiento de Internet ha producido un acicate para la investigación en RI, que afrontó un nuevo escenario global, de alto interés estratégico, donde las técnicas y modelos que se habían estudiado desde décadas atrás encontraron un nuevo horizonte.

En este contexto actual, es interesante analizar los distintos modelos y técnicas paradigmáticas y, especialmente, el papel que ha jugado la TCB en esta evolución. Desafortunadamente no podemos afirmar que los modelos borrosos sean componentes estándar de los sistemas que hoy en día con-

figuran el estado del arte en este área de la computación. Esta situación no es exclusiva a las aproximaciones borrosas sino que la comparten otras aproximaciones formales como las basadas en lógica clásica (bien sea de primer orden u otras lógicas menos expresivas), los métodos de procesamiento de lenguaje natural avanzados y, en general, otras aproximaciones teóricas que, por un motivo u otro, no han alcanzado el difícil reto de formar parte significativa de los sistemas de recuperación actuales. En general, las aplicaciones paradigmáticas utilizan aproximaciones estadísticas y/o probabilísticas, en algunos casos dotadas de algún componente de aprendizaje. Aunque las razones del limitado impacto de los modelos enumerados anteriormente han de ser analizadas caso por caso, podemos identificar algunos rasgos comunes que explican la situación actual. Por un lado, la complejidad computacional es un factor importante que en muchos casos ha impedido la aplicación práctica de algunos modelos formales. Por otro lado, la imposibilidad de obtener, de modo automático, representaciones expresivas de los elementos a manejar (textos, páginas web, etc.) es otro factor clave. Existen, por ejemplo, numerosas propuestas de procesamiento de lenguaje natural basadas en análisis sintáctico de los textos que no son suficientemente generalizables y automatizables, de modo que, en la práctica, aproximaciones simplistas basadas en estadísticas de co-ocurrencia de términos producen mejores resultados de rendimiento. Esta visión general tampoco pretende ser catastrofista respecto al futuro. Creemos sin duda que las futuras aplicaciones de RI pueden incorporar lógica, procesamiento de lenguaje natural avanzado, etc. Sin embargo, los desarrollos que se efectúen han de ser muy cautos, asegurando implementaciones eficientes (y escalables, teniendo en cuenta, por ejemplo, el tamaño del web actual y su crecimiento exponencial) que puedan ser comparadas mediante experimentación a gran escala utilizando los bancos de prueba estándar en el campo.

Pese a este contexto favorable, y a que la producción científica de modelos borrosos para RI ha sido prolífica, tanto en cantidad de aproximaciones como en variedad de tareas de RI abordadas, el impacto real de la TCB en el ámbito de la RI ha sido reducido. De hecho, uno sólo tiene que consultar el texto introductorio a RI escrito por Baeza Yates y Ribeiro Neto [1] donde, en referencia a los modelos borrosos, se expresa con una claridad poco frecuente lo limitado de su popularidad y la carencia de experimentación a gran escala. Esta situación es resultado, en nuestra opinión, de la juventud de las aproximaciones borrosas en el campo que, sin embargo, han planteado ya resultados que, en cuanto a rendimiento en la recuperación de documentos relevantes, ponen a ciertas

aproximaciones borrosas al nivel de sistemas que son hoy en día estado del arte [24].

#### 4.1. Modelos borrosos de Recuperación de Información

Los modelos clásicos de RI están principalmente guiados por la eficiencia, dejando a un lado la expresividad. Esto da lugar a sistemas que recuperan muy eficientemente documentos pero, por contra, gestionan representaciones internas de documentos y consultas muy pobres. Esto es especialmente reseñable para los motores de búsqueda en el web, que manejan ingentes cantidades de datos y el tiempo de respuesta a las consultas es crítico.

Sin embargo, es bien conocida la dificultad de los usuarios para expresar adecuadamente sus necesidades de información. Un usuario medio tiene típicamente una vaga idea de lo que está buscando y, por tanto, los lenguajes de consulta deberían proporcionar medios adecuados para dar soporte a este proceso de búsqueda, de modo que se puedan articular consultas más precisas.

Los lenguajes de consulta booleanos fueron tradicionalmente usados en la mayoría de los sistemas comerciales y bibliográficos iniciales, donde las representaciones de los documentos procedían típicamente de indexadores humanos que expresaban el conjunto de palabras clave relevantes a cada texto a indexar. Un sistema booleano recupera el conjunto de documentos que cumplen las especificaciones de una expresión booleana y no puede establecer ningún tipo de orden entre los mismos. Otros esquemas como los modelos vectoriales permiten establecer, mediante pesos no binarios, estimaciones de la importancia de los términos (p.e. *tf idf*) que finalmente producen un *ranking* de documentos. Los beneficios de ambas aproximaciones fueron combinados en los denominados modelos booleanos extendidos, que mantienen una expresividad booleana para las consultas pero que a la vez permiten fijar pesos para medir la importancia de los términos en los documentos y consultas. Los modelos borrosos podemos clasificarlos dentro de esta tendencia, como se explica en los siguientes párrafos.

Las aproximaciones borrosas seminales en RI [30, 17, 18, 27] modelan el proceso de recuperación en términos de conjuntos borrosos. El modelo booleano clásico es extendido de forma natural mediante la implementación de las conectivas booleanas a través de operaciones entre conjuntos borrosos. Dada una expresión booleana, cada término individual puede interpretarse como un conjunto borroso en el que cada documento tiene un grado de pertenencia. Cuanto mayor es este grado de pertenencia,

mayor es la importancia (estimada) del término para caracterizar los contenidos del documento. Estos grados de pertenencia pueden ser definidos, por ejemplo, a través de heurísticas populares en RI como los esquemas *tf/idf* [35]. Por tanto, una consulta del tipo  $t1$  AND  $t2$  OR NOT  $t3$  puede ser resuelta mediante la aplicación de las operaciones de conjunción, disyunción y negación borrosas, produciendo un conjunto borroso de documentos que representa la cercanía de cada texto al tópico expresado en la consulta.

Estas aproximaciones seminales están en la base de muchos otros trabajos que de un modo u otro usaron la teoría de conjuntos borrosos en RI. En este sentido, es especialmente destacable el trabajo en cuantificación borrosa.

A lo largo del tiempo fue evidente que los usuarios encuentran gran dificultad para construir expresiones booleanas de búsqueda que sean efectivas [34]. Esto dio lugar a una serie de trabajos que incorporaron elementos del lenguaje natural en el lenguaje de consulta. En esta línea, la teoría de conjuntos borrosos y, especialmente, los cuantificadores borrosos fueron propuestos como un mecanismo natural para abordar este problema [3, 4]. Los cuantificadores borrosos permiten implementar una gran diversidad de formas de combinar los términos de la consulta que va mucho más allá de las rígidas posibilidades de los sistemas booleanos extendidos [3]. En búsqueda en el web, por ejemplo, los usuarios son muy reacios a proporcionar muchos términos de búsqueda, por lo que se hace especialmente importante disponer de distintas posibilidades para combinarlos. De hecho, el modelado de consultas mediante cuantificadores lingüísticos ha sido identificado como un tópico de investigación prometedor para mejorar la calidad de los lenguajes de consulta de los motores de búsqueda web [12].

En [3] se propuso un lenguaje de consultas extendido donde las conectivas booleanas AND y OR son reemplazadas por operadores flexibles que agregan criterios de selección. Los operadores de agregación eran implementados mediante operadores OWA [37] y, de este modo, los requerimientos de una necesidad de información son formulados más fácil e intuitivamente utilizando expresiones lingüísticas del tipo *todos*, *al menos k*, *alrededor de k*, etc. Adicionalmente, el operador *y posiblemente* se definió para permitir agregación jerárquica de criterios de selección.

Esta propuesta teórica no fue evaluada empíricamente pero, en el contexto de una investigación más reciente [23], un modelo basado en cuantificadores semi-borrosos, capaz de manejar los operadores OWA

como casos particulares, fue evaluado exitosamente, produciendo un rendimiento similar al de los sistemas vectoriales actuales.

En resumen, estamos actualmente en un escenario en el que existen prometedoras aproximaciones borrosas, algunas de las cuales han sido ya experimentadas total o parcialmente. Sin embargo, para conseguir el reto de formar parte importante en los motores y sistemas de búsqueda actuales, es necesario profundizar en la evaluación de las aproximaciones borrosas, tanto para evaluar *off line* las prestaciones de los mecanismos borrosos como para conducir estudios de usuario que estudien distintos interfaces de usuario basados en cuantificadores lingüísticos.

## 5. Conclusiones

En este trabajo se han esbozado tres de los ámbitos de aplicación de la teoría de conjuntos borrosos (TCB) que, en opinión de los autores, han tenido una mayor trascendencia, la tienen en la actualidad o la tendrán previsiblemente en el futuro: monitorización y control, clasificación de patrones y recuperación de información. El vaticinio de Zadeh [39] en cuanto a que aquellos ámbitos de aplicación donde la componente humana sea importante constituirán los dominios más productivos para la TCB no fue acertado en cuanto a la concreción en disciplinas determinadas, pero sí mantiene totalmente su vigencia, en la medida en que dicha afirmación recoge la especial adecuación de la TCB para la representación de lo impreciso, característica inherente a los procesos donde intervienen humanos. Este vaticinio debe ser, sin embargo, tomado como estímulo para promover el desarrollo de la TCB en aquellas líneas que propongan un verdadero avance en la representación del conocimiento impreciso (presente en toda actividad humana) y en el razonamiento sobre dicho conocimiento, en un sentido lo más amplio posible: técnicas híbridas, mecanismos de representación del conocimiento complejos, formalismos de razonamiento elaborados, técnicas de aprendizaje automático o extracción de conocimiento, sin olvidar la imprescindible eficiencia computacional que permitirá su aplicación exitosa en problemas de entidad (aplicaciones complejas en ingeniería, ciencias sociales y biológicas, ...). Ámbitos de aplicación técnicos como RI en la Web, búsqueda en bases de datos de gran tamaño (bioinformática) o extracción de conocimiento en repositorios de información (minería de datos y de relaciones entre variables) son también dominios que por su tamaño, complejidad o necesaria intervención humana también pueden resultar productivos en un futuro para la TCB. En la medida en que, además, todas estas aplicaciones se contrasten en los foros y ámbitos propios de los dominios correspondientes, y utili-

zando las herramientas y metodologías específicos de dichos ámbitos (el caso del control borroso o la recuperación de información han sido y son paradigmáticos en este sentido), la TCB será capaz de obtener unos resultados relevantes que le otorguen el crédito que merece en cada uno de dichos ámbitos en particular y en el de la IA en general.

### Agradecimientos

Los autores agradecen la ayuda prestada por los/as restantes componentes del Grupo de Sistemas Inteligentes de la Universidad de Santiago de Compostela. Dicha ayuda ha sido imprescindible para la realización de este trabajo.

### Referencias

- [1] R. Baeza-Yates and B. Ribeiro-Neto. *Modern Information Retrieval*. Addison Wesley, ACM press, 1999.
- [2] J.C. Bezdek and S.K. Pal. *Fuzzy models for pattern recognition: methods that search for structures in data*. IEEE Press, 1992.
- [3] G. Bordogna and G. Pasi. Linguistic aggregation operators of selection criteria in fuzzy information retrieval. *International Journal of Intelligent Systems*, 10(2):233–248, 1995.
- [4] G. Bordogna and G. Pasi. Modeling vagueness in information retrieval. In F. Crestani M. Agosti and G. Pasi, editors, *Lectures on Information Retrieval (LNCS 1980)*. Springer Verlag, 2000.
- [5] P. Cariñena. *Un modelo de reglas temporales borrosas para razonamiento sobre sistemas dinámicos*. PhD thesis, Universidade de Santiago de Compostela, 2003.
- [6] O. Cordón, F. Herrera, F. Hoffmann, and L. Magdalena. *Genetic fuzzy systems. Evolutionary tuning and learning of fuzzy knowledge bases*. World Scientific, 2001.
- [7] O. Cordón, F. Herrera, and M. Lozano. *Genetic Algorithms and Fuzzy Logic Systems. A Soft Computing Perspective.*, chapter A classified review on the combination fuzzy logic-genetic algorithms bibliography: 1989-1995. Physica Verlag, 1992.
- [8] D. Didier and H. Prade (Series Ed.). *The handbooks of fuzzy sets*. Springer-Verlag, 2000.
- [9] D. Dubois (Ed.). Forty years of fuzzy sets. *Fuzzy Sets and Systems*, 156:331–444, 2005.
- [10] Lokendra Shastri (Guest Editor). Fuzzy logic symposium. *IEEE Expert*, 9(4):2–49, 1994.

- [11] Charles Elkan. The paradoxical success of fuzzy logic. In Richard Fikes and Wendy Lehnert, editors, *Proceedings of the Eleventh National Conference on Artificial Intelligence*, pages 698–703, Menlo Park, California, 1993. AAAI Press.
- [12] E. Herrera-Viedma and G. Pasi. Fuzzy approaches to access information on the web: recent developments and research trends. In *Proc. International Conference on Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT 2003)*, pages 25–31, Zittau (Germany), 2003.
- [13] L.P. Holmblad and J.J. Ostergaard. *Approximate Reasoning in Decision Analysis*, chapter Control of Cement Kiln by Fuzzy Logic. Norht-Holland, 1983.
- [14] H. Ishibuchi, K. Nozaki, N. Yamamoto, and H. Tanaka. Selecting fuzzy if-then rules for classification problems using genetic algorithms. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 3(3):260–270, 1995.
- [15] C.Z. Janikow. Fuzzy decision trees: issues and methods. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 28(1):1–14, 1998.
- [16] Cengiz (Ed.) Kahraman. *Fuzzy Applications in Industrial Engineering*. Springer-Verlag, 2006.
- [17] D.H. Kraft and D.A. Buell. A model for a weighted retrieval system. *Journal of the american society for information science*, 32(3):211–216, 1981.
- [18] D.H. Kraft and D.A. Buell. Fuzzy sets and generalized boolean retrieval systems. *International journal of man-machine studies*, 19:45–56, 1983.
- [19] L.I. Kuncheva. How good are fuzzy if-then classifiers? *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 30:501–509, 2000.
- [20] H.K. Kwan and Y. Cai. A fuzzy neural network and its application to pattern recognition. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2(3):185–193, 1994.
- [21] C. Lin and S. Wang. Fuzzy support vector machines. *IEEE Transactions on neural networks*, 13(2):464–471, 2002.
- [22] C. Lin, C. Yeh, S. Liang, J. Chung, and N. Kumar. Support-vector-based fuzzy network for pattern classification. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 14(1):31–41, 2006.
- [23] D. E. Losada, F. Díaz-Hermida, A. Bugarín, and S. Barro. Experiments on using fuzzy quantified sentences in adhoc retrieval. In *Proc. SAC-04, the 19th ACM Symposium on Applied Computing - Special Track on Information Access and Retrieval*, Nicosia, Cyprus, March 2004.

- [24] D.E. Losada, F. Diaz-Hermida, and A. Bugarín. *Semi-fuzzy Quantifiers for Information Retrieval*, volume 197 of *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, pages 195–220. Springer Verlag, 2006.
- [25] E.H. Mamdani and S. Assilian. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-machine Studies*, 7:1–13, 1975.
- [26] Klawonn F. Kruse R. Nürnberger A. Michels, K. *Fundamentals, Stability and Design of Fuzzy Controllers*. Springer-Verlag, 2006.
- [27] Y. Ogawa, T. Morita, and K. Kobayashi. A fuzzy document retrieval system using the keyword connection matrix and a learning method. *Fuzzy sets and systems*, 39:163–179, 1991.
- [28] A. Otero. *Un modelo de redes de restricciones borrosas para a abstracción e o recoñecemento sobre sinais*. PhD thesis, Universidade de Santiago de Compostela, 2006.
- [29] S.K. Pal and A. Skowron. *Rough-Fuzzy Hybridization: a new trend in decision making*. Springer-Verlag, 1999.
- [30] T. Radecki. Outline of a fuzzy logic approach to information retrieval. *International Journal of Man-Machine studies*, 14:169–178, 1981.
- [31] K.S. Ray and J. Ghoshal. Neuro-genetic approach to multidimensional fuzzy reasoning for pattern classification. *Fuzzy Sets and Systems*, 112:449–483, 2000.
- [32] E.H. Ruspini. A new approach to classification. *Information and control*, 15:22–32, 1969.
- [33] A. Sala, T.M. Guerra, and R. Babuska. Perspectives of fuzzy systems and control. *Fuzzy Sets and Systems*, 156:432–444, 2005.
- [34] G. Salton, E. A. Fox, and H. Wu. Extended boolean information retrieval. *Communications of the ACM*, 26(12):1022–1036, 1983.
- [35] G. Salton and M.J. McGill. *Introduction to modern information retrieval*. McGraw-Hill, New York, 1983.
- [36] K. Tanaka, M. Sano, and H. Watanabe. Modeling and control of carbon monoxide concentration using a neuro-fuzzy technique. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 3(4):271–279, 1995.
- [37] R.R. Yager. Connectives and quantifiers in fuzzy sets. *Fuzzy Sets and Systems*, 40:39–75, 1991.
- [38] Y. Yuan and H. Zhuang. A genetic algorithm for generating fuzzy classification rules. *Fuzzy Sets and Systems*, 84:1–19, 1996.
- [39] L. A. Zadeh. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision-making approach. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 3(1):28–45, 1973.
- [40] L.A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3):338–353, 1965.