

Ingeniería del conocimiento y conocimiento ordinario

LA INGENIERIA DEL CONOCIMIENTO

La *Ingeniería del Conocimiento* (nombre acuñado por Feigenbaum¹) comenzó a configurarse, hacia mediados de los años setenta, como el área central de investigación dentro de la *Inteligencia artificial* (I.A.), orientada hacia la tecnología básica para la construcción de *Sistemas Expertos*.

Desde que, en 1977, se presenta el famoso sistema experto MYCIN, han sido construidos otros muchos, con aplicación en múltiples áreas de conocimiento. En la actualidad existen miles de ellos y decenas de miles de proyectos en fase de desarrollo. Estos artefactos «inteligentes» funcionan bien en tareas específicas dentro de dominios claramente definidos, y sus juicios están empezando a rivalizar con los de los humanos en ciertas áreas de destreza, por lo que, en muy pocos años, los sistemas expertos estarán tan extendidos como lo están en la actualidad los sistemas y programas de base de datos.

Un sistema experto se basa para la toma de decisiones, no en *datos*, sino en *conocimiento* (experto). Su estructura fundamental consiste en la separación en dos partes o subsistemas: (a) El *conocimiento -base*, organizado y representado adecuadamente; contiene una base de datos, de hechos, sobre un dominio particular, y una base de conocimiento en forma de reglas codificadas para extraer inferencias de la base de datos. Y (b) la *mecánica inferencial*: contiene conocimiento sobre cómo usar el conocimiento -base para extraer nuevo conocimiento; es un mecanismo rápido que aplica sistemáticamente las reglas a los hechos para obtener soluciones, resolver problemas, etc. Ambos sistemas (conocimiento-base y mecánica inferencial), según el esquema conceptual propuesto por Feigenbaum y otros,

¹ E. Feigenbaum, «The art of artificial intelligence: themes and case studies of knowledge engineering», en *Proceedings of the Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. MIT Press, Cambridge, Mass., 1977, 1014-1029.

pueden configurarse por separado y utilizarse en la confección de otros sistemas expertos. Así, por ejemplo, Van Melle segregó² la mecánica inferencial del MYCIN, empaquetándola aparte, y diseñando el EMYCIN, utilizado también en el sistema PUFF. La mecánica inferencial, aunque diferenciable del conocimiento-base, está estrechamente vinculada con él; vinculación que varía en función del tipo de conocimiento y de la manera en que esté organizado en la base. Las técnicas que se han impuesto, por sus muchas ventajas, en la representación del conocimiento son las de tipo procedimental, según el cual se reduce el conocimiento-base a unos pocos elementos primitivos más unas reglas generatrices (o de producción) de la forma: «si A, entonces B», en donde las variables A y B pueden ser interpretadas de múltiples maneras: si son satisfechas ciertas condiciones, entonces se obtienen tales consecuencias; si es verdadero tal enunciado, entonces cabe inferir tal otro; si se da tal caso, entonces resulta apropiada tal acción, etc. El antecedente, A, puede ser complejo: una combinación de reglas, por ejemplo, que producen (generan) el mismo consecuente, B. Ejemplo de este tipo de representación del conocimiento del lenguaje es la propuesta por Chomsky para describir (representar) formalmente la estructura sintáctica del lenguaje mediante reglas generatrices (o de producción). Así: *Orac.* → *S* + *SV* constituye una auténtica regla de producción: el conocimiento de que una *oración* contiene un *sintagma nominal* y un *sintagma verbal* viene representado en el programa por las llamadas correspondientes a las rutinas encargadas de procesar los sintagmas nominales y los verbales, etc.

Estas técnicas tienen su origen en la idea germinal, inicialmente desarrollada independientemente por Post (años 20), Church y Turing (años 30), de reducir los sistemas (en este caso, de conocimiento) a unos pocos elementos primitivos, a partir de los cuales, mediante un conjunto (también restringido) de reglas, cabe obtener los demás elementos del sistema. Newell y Simon introdujeron este modelo como parte de su trabajo en el programa *General Problem Solver* (1963). La noción más rica en I. A. derivada de la idea germinal citada es la de *recursividad*, en virtud de la cual un pequeño conjunto de elementos (ideas, conceptos, definiciones, etc.) es suficiente para lograr ciertas formas de conocimiento o para alcanzar la solución de un problema, i. e., el enunciado de un problema puede ser usado como una parte, a veces la más importante, de la solución del problema. Como simple ejemplo considérese la definición recursiva de *factorial* de un número, expresando *n!* el factorial de *n*. Si definimos recursivamente:

$$1 \quad 1! = 1$$

$$2 \quad n! = n \times (n - 1)!,$$

² W. van Melle. *A Domain-Independent System that Aids in Constructing Knowledge-Based Consultation Programs*. Tesis de Doctorado. Universidad de Stanford, Dpto. de Ciencia de la Educación. 1980.

entonces, efectivamente, utilizamos el concepto de factorial en su propia definición: utilizamos *parte* del *definiendum* en el *definitum*. Y precisamente en esta autorreferencia consiste la recursividad. Más no por ello la definición, que en este caso es el factorial de 1. El aspecto positivo, en cambio, reside en que procedimientos o conceptos complejos pueden ser expresados de manera simple. De ahí la importancia que tuvo la incorporación de la arquitectura de computador tipo Von Neumann (con una única unidad central de procesamiento con acceso a sus programas desde la misma memoria que contiene los datos a manipular) en los famosos computadores EDSAC y BINAC.

Los sistemas expertos organizan y representan el conocimiento en la base haciendo estimación de los datos, estableciendo estructuras y reglas generatrices. Sobre esa base el sistema inferencial utiliza reglas lógicas (técnicas inferenciales) para obtener (o generar) otros conocimientos, decisiones, etc., quedando ambos sistemas vinculados en función del tipo de conocimiento tomado en consideración. Como ya se ha señalado, los primeros sistemas fueron diseñados para ser expertos en áreas de conocimiento especializado y bien estructurado: la Medicina (MYCIN), la Geología (PROSPECTOR), la Química (DENDRAL), las finanzas (Plan Power), etc. En estos y otros campos los expertos artificiales han competido con, y a veces superado a, los expertos humanos, convirtiéndose en superespecialistas en su materia.

Pero esta es la «primera generación» de sistemas expertos.

Sus éxitos dependían de sus bases de conocimiento. No es de extrañar, entonces, que el campo de la Medicina estuviese abonado para ello, ya que los conocimientos médicos están sumamente estructurados, y la conexión de síntomas y resultados de test con diagnósticos y toma de remedios viene descrita detalladamente en la bibliografía médica. Pero, ¿cómo organizar y representar el conocimiento «ordinario» o «del sentido común», y cómo programar las reglas de inferencia o de toma de decisiones en la mecánica inferencial? ¿Es siquiera posible, aunque actualmente no se haya logrado?

LINEAS DE INVESTIGACION

No vamos a reproducir aquí, ni siquiera simplificada, la amplia polémica sobre la I. A. «fuerte», i. e., sobre si la I. A. puede, o no, con el conocimiento ordinario. En vez de calificar lo que hacen los computadores y profetizar sobre lo que serán, o no, capaces de hacer, nos parece más provechoso recoger los resultados, tanto positivos como negativos, de las diversas tecnologías utilizadas en Ingeniería del Conocimiento, ya que el propio desarrollo tecnológico influye en las nociones teóricas en discusión como son: «conocer», «inteligencia», «lógica», «razonar», etc.

Los sistemas expertos de la «segunda generación» tratan de acabar con la rigidez en los conceptos, reglas, etc. propia de los de la «primera generación» y de alcanzar la «naturalidad» propia de los agentes humanos, de manera que la interacción entre la máquina y el usuario sea en lenguaje humano (natural). Los investigadores han emprendido la ardua tarea de desentrañar la composición y lógica del conocimiento ordinario (o «del sentido común») y lo están codificando. No se discute —se acepta— que una máquina puede exhibir inteligencia; se ensayan técnicas diversas con el propósito de domeñar el conocimiento ordinario. Tales técnicas responden, sin embargo, a presupuestos teóricos y filosóficos no siempre, o mejor: casi nunca, explícitos pero determinantes³. Y ahí reside la contraparte: si, como antes señalábamos, el desarrollo tecnológico y científico influye en las categorías y en las ideas, éstas (la filosofía) influyen, a su vez, en los programas de investigación tecnológica y en su orientación y desarrollo. En este sentido las ideas directrices que de hecho han trazado dos líneas de investigación diferentes en I.A. y ulteriormente en el diseño de tecnologías en los sistemas expertos son dos ideas acerca de qué se entiende por sujeto (agente) cognoscente (inteligente). Más en concreto, superando (en sentido positivo) la polémica sobre el funcionamiento inteligente de las máquinas, la cuestión ulterior es si cabe diseñar técnicas para el tratamiento, no ya de algunos dominios concretos y bien definidos de conocimiento, sino del conocimiento ordinario —su configuración, características y manipulación. Y, en caso afirmativo —en el que se sitúa la mayoría de los tecnólogos— qué técnicas resultan adecuadas. A este respecto cabe señalar dos tipos opuestos de respuestas, cuyos paladines serían John McCarthy y Marvin Minsky respectivamente, y que podríamos denominar *grosso modo* «logicismo» y «antilogicismo».

En los años cincuenta McCarthy inicia el programa «logicista», de acuerdo con el cual en el diseño de máquinas inteligentes juega un papel fundamental la formalización y la axiomatización del conocimiento (ordinario). Así en su *Programs with Common Sense* (1960) dice de su programa *Advice Taker*:

«Puede suponerse que el *advice taker* dispondrá de una clase bastante amplia de consecuencias lógicas inmediatas de cualquier cosa que se le diga y de su conocimiento previo. Se espera que esta propiedad tenga mucho en común con lo que nos hace describir a ciertos humanos

³ Nos adherimos en este sentido a las siguientes afirmaciones de McCarthy, a quien citamos como no sospechoso de «filósofo puro»: «La I.A. no puede evitar la filosofía. Si un programa de computadora se ha de comportar inteligentemente en el mundo real, se le debe proporcionar alguna clase de marco de referencia en el cual encajar los hechos particulares que se le dicen o que descubre. Esto involucra al menos un fragmento de alguna clase de filosofía, aunque sea ingenua. Aquí estoy de acuerdo con los filósofos que abogan por el estudio de la filosofía y alegan que alguien que intente ignorarla meramente se está condenando a una filosofía ingenua» (J. McCarthy, «Lógica matemática en inteligencia artificial», en S. R. Graubard (ed.), *El nuevo debate sobre la inteligencia artificial*. Trad. C. Reynoso. Gedisa, Barcelona, 1993, p. 344-345).

diciendo que tienen sentido común. Diremos en consecuencia que un programa tiene sentido común si deduce automáticamente por sí mismo una clase suficientemente amplia de consecuencias inmediatas de cualquier cosa que se le diga y que supiera de antes⁴.

McCarthy considera que las técnicas a aplicar en el diseño de programas inteligentes deben estar basadas en la lógica formal, de manera que el razonamiento discurra de acuerdo con lenguajes bien formalizados y precisos, y ello con independencia de que esa sea, o no, la manera en que actualmente piensa la gente.

Desde el lado opuesto arguye Minsky:

«Muchos de quienes trabajan en I. A. han seguido haciendo uso de la lógica para resolver problemas. Más ésta no ha respondido del todo bien, en mi opinión. El razonamiento lógico es más apropiado para exponer o confirmar los resultados del pensar que para el pensar en sí. Esto es, sospecho que usamos la lógica menos para solucionar problemas que para explicar las soluciones a los demás y —lo que es más importante— a nosotros mismos»⁵.

Minsky considera que la orientación exitosa en I. A. consiste en diseñar computadores que imiten la manera en que trabaja la mente humana y que, según él, no es de manera lógica. En realidad, sabemos aún muy poco de cómo funcionan nuestros cerebros —auténticas máquinas inteligentes. Pero la inteligencia humana, aunque muy compleja, no es infinitamente compleja, y puede ser entendida en términos de procesos más simples, según una compleja jerarquía: la *Sociedad de la Mente*.

«¿Cómo puede la inteligencia emerger de la no-inteligencia?... Uno puede construir una mente de muchas pequeñas partes, cada una de ellas sin mente. Llamo «Sociedad de la Mente» a este esquema en el que una mente es hecha de muchos procesos más pequeños. Llamaremos a éstos, agentes... Cada agente por sí mismo sólo puede hacer alguna cosa simple, que no necesita mente o pensamiento en absoluto. Más cuando juntamos esos agentes en sociedades —de determinadas maneras muy precisas—, entonces eso lleva a verdadera inteligencia»⁶.

La teoría de la inteligencia humana como una sociedad de inteligencias había sido ya propugnada anteriormente por Jerome Lettvin en el MIT⁷.

⁴ J. McCarthy, «Programs with Common Sense», en *Proceedings of the Teddington Conference on the Mechanization of Thought Processes*. Her Majesty's Stationery Office, Londres, 1960, pp. 77-84.

⁵ M. Minsky, «Why People think computers can't», en *AI Magazine*, 3 (4) (1982), pp. 3-15.

⁶ M. Minsky, *Society of Mind*. Simon & Schuster, Nueva York, 1985, p. 17.

⁷ Confert el famoso artículo primerizo de J. Lettvin, H. Maturana, W. McCulloch y W. Pitts, «What the frog's eye tells the frog's brain», en *Proceedings of the IRE*, 47, 1959.

Su modelo se basa en la consideración de las neuronas individuales como pequeñas «mentes» organizadas en una sociedad más compleja que cualquier sociedad humana. El modelo de la red neuronal para la inteligencia quedó ulteriormente especificado en el sistema llamado *Perceptron*, obra de un grupo de investigadores dirigidos por Frank Rosenblatt, y cuyas directrices consistían en automatizar los procedimientos mediante los cuales una red de neuronas aprende a discriminar muestras y a responder apropiadamente⁸. Pero esta línea de investigación quedó cortada tras el ataque⁹ de Minsky al *perceptron* (pese a que él seguía por entonces en la misma línea de investigación).

Las ideas de Rosenblatt han vuelto a cobrar fuerza y han tomado cuerpo en el llamado *conexionismo*, cuya idea central es que los procesos cognoscitivos son resultado de multitud de procesos microcognoscitivos que vienen dados en forma de complejas redes de unidades elementales que funcionan a la vez, en paralelo.

Pese a sus discrepancias, debidas más bien a la personalidad de Minsky, éste y el grupo P.D.P. (grupo de investigación que a mediados de los ochenta ha propuesto un nuevo «paradigma» en la llamada «Ciencia Cognitiva»: el *conexionismo* o *Procesamiento Distribuido en Paralelo*) comparten las dos ideas directrices siguientes:

(1) Que la inteligencia (el pensamiento) surge de formas más elementales (no inteligentes). Así Rumelhart, Hinton y McClelland, principales integrantes del grupo PDP, proponen, en primer lugar, sustituir la «metáfora del computador» como modelo de la mente por la «metáfora del cerebro». Y, en segundo lugar, como consecuencia de lo anterior, proclaman que

«todo conocimiento está en las conexiones... Está claro que son las conexiones —o quizás las reglas para formarlas mediante la experiencia— las que diferencian primordialmente un modelo de otro. Esta es una diferencia profunda..., porque significa que casi todo el conocimiento está más bien *implícito* en la estructura del dispositivo que desarrolla la tarea, que *explícito* en los estados de las unidades mismas»¹⁰.

La idea de que el pensamiento (la inteligencia, el conocimiento) está en la estructura es, por lo demás, muy antigua en la historia de la filosofía, bajo múltiples manifestaciones (el conocimiento, la filosofía, la verdad, etc., «está en el sistema»). Los datos, sensaciones, hechos, etc., de partida o pri-

⁸ F. Rosenblatt, *Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms*. Spartan Books, Washington, 1965.

⁹ M. Minsky y S. Papert, *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. MIT Press, Cambridge, Mass., 1969.

¹⁰ D. E. Rumelhart, G. E. Hinton y J. L. McClelland, «Un marco general para el procesamiento distribuido en paralelo», en D. E. Rumelhart, J. L. McClelland y el grupo PDP, *Introducción al Procesamiento Distribuido en Paralelo*. Trad. E. Moreno y otros. Alianza, Madrid, 1992, p. 108.

mitivos no es lo importante; lo que produce el salto cualitativo al plano superior (de inteligencia, de verdad, de conocimiento, etc.) es la incardinación de esos elementos primitivos en una estructura, sistema, marco, contexto, etc. Bajo esa perspectiva propuso Minsky hacia mediados de los ochenta su modelo de «marcos» o «armazones» (*frames*), según el cual el conocimiento es sumamente específico, y el marco sirve de almacén o esqueleto sobre el que construimos nuestras asociaciones. En la actualidad Minsky sigue con esa idea bajo la fórmula de la «sociedad de la mente» como paradigma de la inteligencia. La mente (la inteligencia, el conocimiento) es, según este esquema, una resultancia de la organización (compleja) de los elementos simples, por sí mismos desprovistos de inteligencia, pero que asociados en complejos procesos jerárquicos producen la inteligencia. Y, finalmente, Minsky concluye que la inteligencia humana, aunque muy compleja, no es infinitamente compleja: en los niveles inferiores de la estructura jerárquica los procesos son muy simples, y, aunque en la actualidad sepamos aún muy poco de la jerarquía en su totalidad, no hay razón para negar que podamos progresivamente ir conociendo más de ella.

(2) La segunda idea que Minsky comparte con el grupo PDP es que la tarea en I.A., y concretamente en el diseño de sistemas expertos, consiste en analizar y ofrecer modelos de *cómo* actúa el agente inteligente (cognoscente) humano: supuesto que el *conocimiento* (el pensamiento, la *inteligencia*, etc.) se dice ante todo y primeramente del sujeto (agente) humano como primer analogado (según el esquema de la analogía de atribución), se dirá, entonces, que los demás agentes son inteligentes o poseen conocimiento en tanto que ellos son una *muestra*, un *síntoma*, un *efecto*, etc. de la inteligencia humana. Así es como el conexionismo se inspira en la estructura del cerebro humano: el nuevo programa de investigación en I.A. consiste, según esto, en diseñar una nueva clase de modelos computacionales inspirados en la estructura del cerebro biológico. A diferencia del computador tradicional, de organización Von Neumann, que efectúa la computación paso a paso (en serie), los sistemas PDP poseen muchos elementos computacionales, que operan en paralelo e interactúan según reglas inspiradas en la neurobiología. La potencia de tales sistemas reside, no tanto en las unidades individuales (que son realmente procesadores muy simples), cuanto en las sutiles y complejas conexiones entre ellas. Se trata, según sus proponentes, de aprender las lecciones que nos enseña el cerebro humano, de manera que en la actualidad «nuestros modelos... son toscas aproximaciones a los detalles del procesamiento neurofisiológico..., el progreso científico estriba en realizar las aproximaciones correctas y las simplificaciones correctas»¹¹. Lo realmente importante en esta perspectiva es el *cómo*

¹¹ D. E. Rumelhart y J. L. McClelland, «Modelos PDP y cuestiones generales de la ciencia cognitiva», en D. E. Rumelhart, J. L. McClelland y el grupo PDP, *Introducción al procesamiento distribuido en paralelo*, edic. cit., p. 167.

—cómo logra conocer nuestro cerebro— y, apoyándose en las neurociencias, ofrecer nuevos modelos computacionales.

También Minsky está convencido de la gran importancia que en I.A. tiene la simulación cognoscitiva humana. Afirma que podremos construir máquinas inteligentes porque «nuestros cerebros son ellos mismos máquinas. Ciertamente todavía sabemos muy poco sobre cómo realmente trabajan los cerebros; más no hay razón para que los científicos se avergüencen de ello» (habida cuenta de la relativamente reciente historia de los estudios en este campo). Y, «aunque todavía no entendamos cómo efectúan los cerebros muchas de sus tareas mentales, podemos, no obstante, trabajar para fabricar máquinas que hacen las mismas o similares cosas»¹².

La otra gran línea de investigación en I.A. y en la Ingeniería del Conocimiento viene trazada por quienes, dejando de lado la imitación de los procesos cognoscitivos humanos, buscan el diseño de sistemas expertos. Y, en este sentido, los computadores pueden igualar o sobrepasar al sujeto (inteligente) humano en la obtención de resultados dependientes de procesos cognoscitivos. Así, por ejemplo, de la máquina ajedrecística *Pensamiento Profundo* dicen sus autores:

«Puede parecer extraño que nuestra máquina incorpore relativamente pocos conocimientos ajedrecísticos y sea empero capaz de vencer a excelentes jugadores humanos. Sin embargo, es preciso recordar que el ordenador no remeda al pensamiento humano, sino que alcanza el mismo fin por medios diferentes»¹³.

Lo realmente pertinente desde esta perspectiva es el *qué*, el resultado, no el *cómo*. Y la construcción de máquinas «inteligentes» que en su funcionamiento dentro de ciertos dominios —ajedrez, diagnóstico, toma de decisiones, procesos de control, etc.— superan a los expertos humanos es ya una realidad. Y a nivel general, si la característica de la inteligencia (o del conocimiento) es la *lógicidad*, la *creatividad*, la *sistematicidad*, etc., entonces la labor de los tecnólogos es diseñar máquinas que realmente funcionen lógicamente, creativamente, etc. en el mundo en el que van a operar. La construcción de agentes cognoscentes (inteligentes) viene determinada en función de la estructura del campo cognoscitivo al que se enfrenta, por lo que «la estructura motivacional humana parece tener muchos rasgos que puede que no se den en los marcianos y que nosotros no estaríamos inclinados a programar en las máquinas»¹⁴. Siguiendo estas ideas,

¹² M. Minsky, «Thoughts about Artificial Intelligence», en R. Kurzweil (ed.), *The Age of Intelligent Machines*. MIT Press, Cambridge, Mass., 1990, pp. 214 y 215.

¹³ F. Hsu, T. Anantharaman, M. Campbell y A. Nowatzyk, «Una máquina ajedrecística con nivel de gran maestro», en *Investigación y Ciencia*, Diciembre de 1990, p. 12.

¹⁴ J. McCarthy, «Ascribing mental qualities to machines», en M. Ringle (ed.), *Philosophical Perspectives in Artificial Intelligence*. Harvester Press, Brighton, 1979, p. 190. Y J. Mc-

Patrick Hayes inicia¹⁵ el llamado «programa logicista», destinado a diseñar modelos capaces de capturar el conocimiento del sentido común mediante su formalización lógica. Y tal formalización se efectúa en la lógica de predicados (o lógica de primer orden con identidad).

Según esta teoría «logicista», nuestro conocimiento ordinario básico puede, no sólo ser formalizado, sino también ser axiomatizado. Pero los primeros diseños según directrices logicistas (deductivistas) se han topado con el problema de la selección que señala Minsky (el *frame-problem*):

«Incluso si formulamos restricciones sobre la relevancia, los sistemas lógicos tienen un problema al usarlas. En un sistema lógico, todos los axiomas son necesariamente «permisivos» —todos ellos sirven para que se extraigan nuevas inferencias. Cada axioma añadido significa más teoremas; ninguna puede desaparecer. Sencillamente, no hay ningún modo directo de añadir a un tal sistema información acerca de los tipos de conclusiones que *no* deberían extraerse... Si intentamos cambiar esto, añadiendo axiomas sobre la relevancia, produciremos todavía todos los teoremas innecesarios más los engorrosos enunciados acerca de su irrelevancia»¹⁶.

El *frame-problem* resulta de una característica esencial de la lógica clásica: la *monotonidad*. Los sistemas de lógica clásica son monotónicos (unidireccionales en sentido creciente o decreciente), i. e., añadiendo más axiomas al sistema aumentamos el número de teoremas que pueden ser demostrados. Pero determinados e importantes razonamientos humanos de sentido común son no-monotónicos; se necesita, pues, un sistema que realmente «ignore» la mayor parte de lo que conoce y opere con una porción bien escogida de su conocimiento en un momento dado. Para alcanzar tales objetivos se han propuesto las lógicas *no-monotónicas*, bajo diversas modalidades: la lógica *no-monotónica* de Drew McDermott y John Dyle¹⁷; la lógica del *razonamiento por defecto* de Ray Reiter¹⁸; el sistema de

Carthy, «Lógica matemática en inteligencia artificial», edic. cit., p. 348: «La I.A. tiene que ver con métodos para alcanzar objetivos en situaciones en que la información disponible tiene cierto carácter complejo. Los métodos que acostumbramos usar se relacionan con el problema que presenta la situación y son similares independientemente de que quien resuelve el problema sea un ser humano, un marciano o un programa de computadora».

¹⁵ P. J. Hayes, «The naive physics manifesto», en D. Michie (ed.), *Expert Systems in the Micro-Electronic Age*. Edinburg Univ. Press, Edimburgo, 1979, pp. 242-270. Al que han seguido: «The second naive physics manifesto» y «Naive physics I: ontology for liquids», en J. R. Hobbs y R. c. Moore (eds.), *Formal Theories of the Commonsense World*. Ablex, Norwood, N. J., 1985, pp. 1-36 y 71-107, respectivamente. En esta compilación aparecen otros trabajos que siguen la orientación «logicista» o de formalización del conocimiento ordinario.

¹⁶ M. Minsky, «A framework for representing knowledge», en J. Haugeland (ed.), *Mind Design*. MIT Press, Cambridge, Mass., 1981, p. 125.

¹⁷ D. McDermott y J. Doyle, «Non-monotonic logic», en *Artificial Intelligence*, 13 (1980), pp. 41-72.

¹⁸ R. Reiter, «A logic for default reasoning», *Artificial Intelligence*, 13 (1980), pp. 81-132.

circunscripción de John McCarthy¹⁹; la lógica *temporal* de McDermott²⁰; la lógica *intuicionista* de Clarke y Gabbay²¹; la lógica *epistémica* de R. C. Moore²²; la teoría de los *acoplamientos* de P. R. Cohen²³, etc.

En un sistema de lógica no-monotónica las conclusiones lógicas de una teoría dada pueden quedar invalidadas al añadir nuevo conocimiento al sistema, i. e., las conclusiones están sujetas a remoción en virtud del aumento de premisas. Así, por ejemplo, cuando llega a materializarse una contradicción, la conclusión puede ser recompuesta; o bien se extrae una conclusión plausible a partir de la evidencia parcial en ausencia de evidencia de lo contrario²⁴. Las críticas a la formalización (al «logicismo») pierden, entonces, la referencia, y con ello, su sentido, puesto que una cosa es que haya dominios (asuntos) no reducibles al formalismo (lógica) del cálculo de predicados de primer orden clásico, y otra bien distinta, que tal dominio o asunto no tenga lógica alguna. Y como alternativa a la lógica clásica bivalente se han desarrollado otros varios sistemas de lógica que se han mostrado muy adecuados para el tratamiento del conocimiento ordinario (del sentido común). Entre ellos ocupan un lugar destacados los sistemas «difusos» o «borrosos».

LOGICA DIFUSA Y CONOCIMIENTO ORDINARIO

La lógica difusa constituye en la actualidad una metodología muy adecuada para el tratamiento del conocimiento ordinario: para su organización, representación y manipulación. Tiene su origen en la teoría de los conjuntos difusos (o borrosos) que comenzó a desarrollar L. Zadeh en 1965 como «un sistema que proporciona una vía natural para tratar los proble-

¹⁹ J. McCarthy, «Circumscription. A form of non-monotonic reasoning», en *Artificial Intelligence*, 13 (1980), pp. 27-39. Y «Applications of circumscription to formalizing commonsense knowledge», en *Artificial Intelligence*, 28 (1986), 89-118.

²⁰ D. McDermott, «A temporal logic reasoning about processes and plans», en *Cognitive Science*, 6 (1982), pp. 101-155.

²¹ M. R. B. Clarke y D. M. Gabbay, «An intuitionistic basis for non-monotonic reasoning», en P. Smets, D. Dubois y H. Prade (eds.), *Non-Standard Logics for Automated Reasoning*. Academic Press, Londres, 1988, pp. 163-178.

²² R. C. Moore, «Semantical considerations on nonmonotonic logic», en *Artificial Intelligence*, 25 (1985), pp. 75-94.

²³ P. R. Cohen, *Heuristic Reasoning about Uncertainty: An Artificial Intelligence Approach*. Morgan Kaufmann, Boston, 1985.

²⁴ Para información sobre las lógicas no-monotónicas *confert*: P. Besnard, *Default Logic*. Springer, Berlín, 1989; W. Lukaszewicz, *Non-monotonic Reasoning*. Ellis Horwood, 1990; G. Brewka, *Nonmonotonic Reasoning: Logical foundations of Commonsense*. Cambridge University Press, Cambridge, 1992; H. Lee, J. Tannock y J. S. Williams, «logic-based reasoning about actions and plans in artificial intelligence», en *The Knowledge Engineering Review*, 8 (1993), pp. 9-120. Y una compilación de varias modalidades de lógica no-monotónica se debe a G. Shafer y J. Pearl (eds.), *Readings in Uncertain Reasoning*. Morgan Kaufmann, San Mateo, Calif., 1990.

mas en los que la fuente de imprecisión es la ausencia de criterios claramente definidos de tipos de pertenencia»²⁵. Y por lo que respecta a la teoría del conocimiento, Zadeh con su propuesta pretende ofrecer un esquema conceptual más apropiado que el proporcionado por la lógica clásica, «basándose en la premisa de que las percepciones humanas envuelven, en su mayor parte, conjuntos *difusos*, esto es, clases de objetos en los que la transición de la pertenencia a la no pertenencia es gradual más bien que abrupta»²⁶. La imprecisión y lo difuso es algo inherente en nuestro conocimiento del mundo real. Mas ello no significa aceptar lo difuso como un modo de encubrir nuestra ignorancia, dejando difusos los problemas que pretende resolver, antes bien se hace necesario «el desarrollo de un sistema lógico que pueda servir de modelo realista del razonamiento humano, así como de base para una mejor comprensión de las potencialidades y limitaciones de la máquina de la inteligencia»²⁷.

La metodología de los sistemas difusos responde, según lo anterior, a la urgente necesidad de elaborar otros modelos, diferentes de los de la lógica y de la teoría de conjuntos clásicos, que están demandando extensos campos conceptuales en los que realmente hay vaguedad e imprecisión. El objetivo es tratar lo difuso de manera sistemática, aunque no necesariamente cuantitativa, por cuanto que los elementos clave en el pensamiento humano no son números, sino rótulos (marcadores) de conjuntos difusos, i. e., clases de objetos en los que la transición de la pertenencia a la no pertenencia es gradual más bien que abrupta. Por ejemplo: «muy atractiva», «extremadamente inteligente», «bastante aceptable», «más o menos acertado», «casi verdad», etc. Tales conjuntos vienen determinados (definidos), no como los conjuntos en sentido clásico: por una definición extensional o intensional —la cual garantiza, y por igual, la pertenencia de sus elementos—, sino por referencia a un contexto, por un procedimiento «semántico» más bien que «sintáctico»: quedan determinados por referencia a dominios específicos (locales).

La teoría de los conjuntos difusos y sus ulteriores desarrollos, la lógica difusa y la teoría de la posibilidad, constituyen modelos que resultan especialmente útiles para tratar con la *incertidumbre* de manera más «natural» y más «humana»²⁸ que la lógica y la teoría de conjuntos clásicas. Los

²⁵ L. A. Zadeh, «Fuzzy sets», en *Information and Control*, 8 (1965), p. 339.

²⁶ R. E. Bellman y L. a. Zadeh, «Local and fuzzy logics», en J. M. Dunn y G. Epstein (eds.), *Modern Uses of Multiple-Valued Logic*. Reidel, Dordrecht, 1977, p. 106.

²⁷ *Ibidem*, p. 109.

²⁸ L. A. Zadeh, «Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes», en *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 3 (1973), p. 28, propone que al tratar con sistemas «humanos» vige el llamado *Principio de incompatibilidad*: «En la medida en que crece la complejidad de un sistema, en esa misma medida disminuye nuestra capacidad para hacer precisos y aun significativos enunciados acerca de su conducta, hasta alcanzar un umbral, más allá del cual la precisión y la significación (o relevancia) resultan, casi siempre, características mutuamente excluyentes».

sistemas extraídos de la lógica clásica presentan las dificultades de la rigidez y la bivalencia, y resultan, por ello, inservibles para expresar la ambigüedad del significado que se da en el lenguaje natural, base fundamental de nuestros procesos cognoscitivos y de la interacción hombre-máquina en la Ingeniería del Conocimiento.

Ciertamente existen ya otras metodologías, extraídas de la teoría de la probabilidad, para tratar con la incertidumbre: inferencia bayesiana, probabilidad subjetiva, teoría de la evidencia de Dempster y Shafer, etc., pero hay cierto tipo de incertidumbre de la que no puede dar cuenta la teoría de la probabilidad. Está la incertidumbre como medida de probabilidad de sucesos; la incertidumbre reside, entonces, en la *aleatoriedad* (*azar*) de los sucesos, aun cuando éstos sean precisos y las proposiciones correspondientes sean inambiguamente verdaderas o falsas. Por ejemplo: «el próximo mes nevará», «Lanza el dado y saca un as», etc. Este tipo de incertidumbre constituye fundamentalmente el campo de la teoría de la probabilidad. Pero la incertidumbre puede provenir de la *imprecisión*. La imprecisión viene causada por la *ambigüedad* o por la *vaguedad*, inherentes ambas en el significado de la mayoría de los términos utilizados en el lenguaje ordinario: (a) La *ambigüedad* se produce cuando hay un conjunto *discreto* de posibles significados, lo cual produce incertidumbre acerca de cuál es el apropiado en una determinada instancia de uso (*polisemia*). Y (b) la *vaguedad* se refiere a un espectro *continuo* de interpretaciones, bien a causa de la ausencia de límites precisos, como en el caso de los antónimos (*frío-caliente*) y otros: *valiente*, *alto*, *atractiva*, etc., bien a causa de una multiplicidad de criterios de uso, lo que conduce a un conjunto de significados que se solapan; por ejemplo, los términos «juego», «papel».

Los predicados ambiguos o vagos inducen conjuntos *difusos* en el sentido de Zadeh. Los predicados (cuantificadores, cualificadores) vagos son intrínsecos en los lenguajes naturales; producen, por tanto, necesariamente en éstos incertidumbre en los enunciados de los que son constituyentes. Y este tipo de incertidumbre es de naturaleza no-probabilística: no depende del azar; no deviene clarificada con el paso del tiempo o con la testificación. Antes bien, reside en el significado de las palabras; es, pues, inherente en el lenguaje, y, dado que éste es inseparable del pensamiento humano, siempre tendrá lugar en mayor o menor medida y ocupará buena parte en nuestros procesos cognoscitivos. El cálculo de probabilidades sirve para determinar en qué medida cabe esperar (esperanza matemática) que suceda, o no, algo concreto. Los sistemas difusos permiten medir el grado en que algo está sucediendo ya:

En una serie de trabajos emprende Zadeh la construcción de modelos para tratar con la incertidumbre no-probabilística²⁹, empezando por el di-

²⁹ L. A. Zadeh, «PRUF-A meaning representation language for natural languages, en *International Journal of Man-Machine Studies*, 10 (1978), pp. 395-460; «A theory of common-

seño de un metalenguaje llamado PRUF (letras iniciales de *Possibilistic Relational Universal Fuzzy*), con el propósito de representar el significado de los lenguajes naturales. Pero los modelos de representación y computación del significado del lenguaje ordinario, del conocimiento ordinario y del razonamiento ordinario se han multiplicado rápidamente en los últimos años, y el número de proyectos crece, no ya por años, sino por meses. A ese rápido crecimiento están contribuyendo en gran medida los japoneses, dotando a sus productos competitivos de tecnología *fuzzy*³⁰. En el área de la Ingeniería del Conocimiento ha comenzado la construcción de computadores difusos, i. e., computadores que aceptan información (en forma lingüística) difusa, la organizan en la base del conocimiento y realizan razonamientos aproximados para obtener nueva información difusa en centésimas de segundo. Los sistemas digitales se basan en el álgebra binaria y en los conjuntos rígidos (clásicos) —debido a lo cual han alcanzado gran éxito—, resultando de gran utilidad para el cálculo exacto y para el procesamiento de información «determinista». Pero resultan inadecuados para la toma de decisiones «intuitiva» y «sintética» y para el procesamiento de información imprecisa, ya que ni los computadores «de la quinta generación» ni los supercomputadores están en el *hardware* «orientados». En los computadores orientados, en cambio, el énfasis se pone, no en los datos, sino en el conocimiento y en el manejo de conocimiento impreciso. Se necesitan, por tanto, sistemas *hardware* que traten con señales difusas, y no ya con señales binarias. En este tipo de computadores, llamados «de la sexta generación», están trabajando intensamente los japoneses, entre los que destaca Takeshi Yamakawa, en la actualidad ingeniero de Electrónica en la Universidad de Kumamoto, y pionero en la construcción de chips difusos y de sistemas *hardware* de lógica difusa³¹.

Los sistemas diseñados por Yamakawa aceptan información lingüística, y realizan inferencias de razonamiento aproximado con gran rapidez (más de 10 millones de inferencias lógicas difusas por segundo). Y sus circuitos eléctricos difusos han servido para la construcción de controladores de lógica difusa con aplicaciones biomédicas, ortodónticas, etc.³².

sense knowledge», en H. J. Skala, S. Termini y E. Trillas (eds.), *Aspects of Vagueness*. Reidel, Dordrecht, 1984, pp. 257-296; «Test-scores semantics as a basis for a computational approach to the representation of meaning», en *Literary and Linguistic Computing*, 1 (1986), pp. 24-35; y «Knowledge representation in fuzzy logic», en R. R. Yager y L. A. Zadeh (eds.), *An Introduction to Fuzzy Logic Applications in Intelligent Systems*. Kluwer, Dordrecht, 1992, pp. 1-25.

³⁰ *Confert*, por ejemplo, la información a este respecto que aparece en B. Kosko y S. Isaka, «Lógica borrosa», en *Investigación y Ciencia*, Septiembre de 1993, pp. 60-65.

³¹ T. Yamakawa, «Intrinsic fuzzy electronic circuits for sixth generation computer», en M. M. Gupta y T. Yamakawa (eds.), *Fuzzy Computing. Theory, Hardware, and Applications*. North-Holland, Amsterdam, 1988, pp. 157-171.

³² *Confert* por ejemplo: M. Takahashi, E. Sánchez, R. Bartolin, J. P. Aurrand-Lions, E. Akaiwa, T. Yamakawa y J. R. Monties, «Biomedical applications of fuzzy logic controller»,

La aplicación de la lógica borrosa a los sistemas de control se ha iniciado ya hace años³³, pero es a partir de mediados de los años ochenta cuando se ha producido un incremento muy notable en el número de aplicaciones de controladores difusos en múltiples dominios: Velocidad de automóviles y de trenes, incineración de basura, aparcamiento automático de automóviles, control de helicópteros, procesos de purificación de aguas, control de reactores nucleares, acondicionador automático de aire, funcionamiento de hornos de cemento, controlador del metro de Sendai, control de procesos biológicos, funcionamiento de cientos de electrodomésticos, etc.³⁴.

La lógica difusa tiene, además, otras aplicaciones. En lo que se refiere al conocimiento del sentido común (o conocimiento ordinario), los modelos difusos resultan más «realistas», más «humanos» y más útiles que los modelos lógicos o matemáticos clásicos, por cuanto que expresan las experiencias humanas, el sentido común, el significado del lenguaje natural, la verdad de las proposiciones, etc., como un sistema continuo, en lugar de hacerlo en un sistema de dos valores. Precisamente se arguye con frecuencia por los objetores de la I.A. fuerte que la diferencia entre los computadores —que sólo pueden procesar información bi-valorada— y los sujetos humanos reside en que éstos pueden tratar con la ambigüedad y con la información continua. Mas ahora parece que dicha capacidad puede ser modelada por la teoría difusa, manejada en computadores y aplicada en la ingeniería, con lo que se alcanzarían resultados inconmensurables.

En la Ingeniería del Conocimiento la lógica difusa resulta útil para el diseño de los dos componentes fundamentales de todo sistema experto: el conocimiento-base y la mecánica inferencial.

En primer lugar, el conocimiento-base de un sistema experto es un depósito de conocimiento humano, que, en su mayor parte, es impreciso por naturaleza, y, puesto que el conocimiento-base suele venir dado, para su utilización, en forma de enunciados verbales en un lenguaje «natural», es conveniente tener en cuenta la consustancial vaguedad o imprecisión inherente en el lenguaje natural. Y eso lo tiene en cuenta la lógica difusa, desarrollando para su tratamiento la noción de *variable lingüística*³⁵.

en *International Conference on Fuzzy Logic & Neuronal Networks*, Iizuka, Fukuoka, Japón, 1990, pp. 553-556; Y. Yoshikawa, T. Deguchi y T. Yamakawa, «Exclusive fuzzy hardware system for the appraisal of orthodontic results», *Ibidem*, pp. 939-942.

³³ E. H. Mamdani y S. Assilian, «An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller», en *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(1975), pp. 1-13.

³⁴ Confert H. R. Berenji, «Fuzzy logic controllers», en R. R. Yager y L. A. Zadeh (eds.), *An Introduction to Fuzzy Logic Applications in Intelligent Systems*. Kluwer, Dordrecht, 1992, pp. 69-96.

³⁵ L. A. Zadeh, «The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning», en *Information Sciences*, 8 (1975), pp. 199-249; 301-357; e *ibidem*, 9 (1976), pp. 44-80.

La información (el conocimiento) es almacenado en la base, generalmente, mediante enunciados de la forma:

El (atributo) de un objeto es (valor)

Por ejemplo:

- *El grosor del árbol es 3 m. de diámetro*
- *La edad de Juan es 25 años*
- *La estatura de María es baja*
- *La temperatura del paciente es muy alta*

En donde el atributo y el objeto pueden quedar combinados en el concepto de *variable*, («el grosor del árbol», «la edad de Juan»,...), resultando así el esquema siguiente:

X es V

Siendo **X** la variable, atributo (objeto), y **V** el valor.

Ahora bien, **V** puede ser *numérico* (3 m. de diámetro, 25 años) o *lingüístico* (baja, muy alta). En este último caso, las variables correspondientes (*Estatura, Temperatura*) se denominan *variables lingüísticas*.

En los sistemas lógicos o matemáticos clásicos los valores son tomados como atómicos (incluso en el sistema de lógica infinitamente valorada de Lukasiewicz), sin ulterior especificación de su significado. Los sistemas difusos, en cambio, utilizan valores lingüísticos, lo que permite refinar el significado de los valores asociados a las variables. El tratamiento, entonces, que Zadeh propone para este tipo de enunciados —los más usuales en el lenguaje ordinario y sobre los que se basan la mayoría de los razonamientos comunes— es el siguiente:

Dado el enunciado difuso, i. e., un enunciado con predicado vago, por ejemplo:

«Juan es *joven*»

O en la forma antes indicada:

«La edad de Juan es *joven*»,

La variable lingüística **X**, *Edad* (de Juan), toma el valor lingüístico **V**, *joven*, sobre un universo de discurso **U** = {**u**} (generalmente una escala numérica), en el que toma sus valores cuantitativos, y respecto de los cuales es denominada *variable-base*. En este caso, siendo **U** = {**u**} los años en edad, la variable-base, **X**, toma valores numéricos en el intervalo de cero a 120 años, por ejemplo: **U** → [0,120]. El valor lingüístico **V** (*joven*) es, pues, un subconjunto difuso del conjunto **U**; es un restrictor que marca un cierre elástico sobre los elementos **u** de **U** (sobre los valores numéricos de la va-

riable-base); y viene caracterizado por su *función de pertenencia* (o *función de compatibilidad*):

$$\mu_{\text{joven}} : \mathbf{U} \rightarrow [0,120]$$

Que asigna a cada \mathbf{u} de \mathbf{U} (cada *edad* en años) su grado de pertenencia (o de compatibilidad) al conjunto difuso *joven*:

$$\mu_{\text{joven}}(\mathbf{u})$$

Por ejemplo:

$$\mu_{\text{joven}}(25) = 0,87$$

Lo que significa que la asignación de 25 años a *Edad* (de Juan) es compatible en grado 0,87 con el conjunto difuso *joven*. O formulado de otro modo: que Juan, con la *Edad* que tiene (25 años) pertenece al conjunto difuso *joven* en grado 0,87.

Los valores lingüísticos son predicados vagos, que inducen conjuntos difusos en el sentido de Zadeh. Cada uno de estos valores denota, no una unidad (o un punto o elemento), sino un subconjunto difuso; el significado de aquél viene expresado por la función de pertenencia de éste; y todos los subconjuntos (valores lingüísticos) difusos quedan estructurados en un conjunto de valores a partir de uno de ellos, llamado *término-base*, y sus correspondientes marcadores lingüísticos: *muy*, *no*, *más o menos*, *bastante*, etc. Así, en nuestro ejemplo, el conjunto \mathbf{f} de valores lingüísticos sería:

$$\mathbf{f} = \{\text{joven, no-joven, muy joven, más o menos joven, viejo, \dots}\}$$

En donde el *término-base* es *joven*; y a partir del cual cabe generar los demás términos (valores) algorítmicamente. Dado que el significado de un término viene expresado por su función de pertenencia (o de compatibilidad), cabe computar fácilmente la expresión de la función de pertenencia de cualquier término de \mathbf{f} (conjunto de valores lingüísticos) a partir de la función de pertenencia del término-base. Cuando el conjunto \mathbf{f} y el significado (la función de pertenencia) de cada uno de sus valores lingüísticos pueden ser caracterizados algorítmicamente, se dice que la variable lingüística \mathbf{X} está *estructurada*.

Mediante este modelo de lógica difusa resulta posible tratar de manera sistemática la imprecisión inherente en los enunciados más usuales en los procesos del pensamiento y del razonamiento humanos. Y, puesto que el conocimiento-base de un sistema experto es un almacén de conocimiento humano, los sistemas difusos resultan más apropiados que los sistemas de conceptos rígidos para el almacenaje de esa porción de conocimiento vago e impreciso³⁶.

En segundo lugar, la lógica difusa constituye, además, un modelo de sistema inferencial, que permite extraer inferencias (llegar a respuestas) a

³⁶ L. A. Zadeh, «The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems», en *Fuzzy Sets and Systems*, 11 (1983), pp. 193-227.

partir de conocimiento (de cuestiones) difusas. En el caso de los sistemas expertos, la incertidumbre de información (o conocimiento) en la base acarrea incertidumbre en las conclusiones, y, por tanto, la mecánica inferencial ha de ser equipada con medios computacionales capaces de analizar la transmisión de incertidumbre de premisas a conclusión y asociar ésta con alguna medida de incertidumbre que sea entendible e interpretable adecuadamente por el usuario. Para ello no sirve la teoría de la probabilidad, incapaz de representar los significados de los enunciados con predicados difusos (*alto, joven, inteligente,...*), con cuantificadores difusos (*varios, bastantes, la mayoría,...*), con probabilidades difusas (*de vez en cuando, verosímil, plausible,...*), con valores de verdad difusos (*bastante falso, muy verdadero, más o menos verdadero,...*) y con modificadores difusos (*muy, aproximadamente, más o menos,...*). La teoría de la probabilidad no tiene, pues, capacidad para extraer inferencias a partir de premisas difusas. La lógica difusa, en cambio, ofrece modelos de razonamiento aproximado que permiten extraer inferencias difusas a partir de premisas imprecisas o vagas. Uno de ellos es la llamada por Zadeh³⁷ *regla de inferencia compositiva*, cuyo esquema es el siguiente:

- Premisas:** • **x** tiene la propiedad **F**
 • **x** está en relación **G** con **y**
Conclusión: • **y** tiene la propiedad **H**

En donde la función de pertenencia (el significado) de **H** viene definida por la composición de **F** con **G**: $\mathbf{H} = \mathbf{F} \circ \mathbf{G}$, y computada así:

$$\mu_{\mathbf{H}}(\mathbf{v}) = \text{máx.}_u \{ \mu_{\mathbf{F}}(\mathbf{u}) \quad \mu_{\mathbf{G}}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) \}$$

Otro es el llamado *modus ponens*, que tiene el siguiente esquema de inferencia:

- (1) Si **X** es **P**, entonces **Y** es **Q**
 —(2) **X** es **P'**
 ∴ (3) Por tanto, **Y** es **Q'**

En donde, de modo similar al modelo anterior, la función de pertenencia de **Q'** viene determinada por la composición de **P'** con la función (implicación difusa) **I (P, Q)**:

$$\mathbf{Q}' = [\mathbf{P}' \circ \mathbf{I}(\mathbf{P}, \mathbf{Q})]$$

Y por tanto:

$$\mu_{\mathbf{Q}'}(\mathbf{v}) = \text{máx.}_u \{ \mu_{\mathbf{P}'}(\mathbf{u}) \quad \mathbf{I}(\mu_{\mathbf{P}}(\mathbf{u}), \mu_{\mathbf{Q}}(\mathbf{v})) \}$$

³⁷ L. A. Zadeh, «The concept of linguistic variable and its applications to approximate reasoning», cit.

En este esquema adquiere fundamental importancia la forma de operar $I(\mathbf{P}, \mathbf{Q})$; de ahí que se hayan propuesto múltiples implicaciones difusas, cumpliendo unas u otras propiedades con respecto a otras funciones y con respecto a la relación entre premisas y conclusión³⁸.

Estas reglas de inferencia difusa son de naturaleza *semántica*, más bien que *sintáctica* (como las de la lógica clásica), en el sentido de que el valor lingüístico resultante de la operación composición sobre los valores también lingüísticos \mathbf{F} y \mathbf{G} (o \mathbf{P} , \mathbf{Q} , \mathbf{P}' y \mathbf{Q}') depende del *significado* (función de pertenencia) de éstos. En consecuencia, en lógica difusa los procesos de inferencia son, en su mayor parte, aproximados, más bien que exactos. Y los aspectos sintácticos, como son la consistencia, la compleción, la decibilidad y la axiomatización, que resultan centrales en la lógica clásica, poseen importancia secundaria en lógica difusa, debido precisamente al concepto de verdad de los enunciados, que resulta *local*, en vez de universal, y *difuso*, en vez de preciso. Y estos aspectos semánticos, *local* y *difuso*, se transmiten a las restantes categorías lógicas: funtores, cuantificadores, reglas de inferencia, etc. Ello no significa hacer impreciso lo preciso, sino buscar modelos de la mayor precisión posible para el tratamiento de extensos campos conceptuales en los que realmente hay vaguedad e imprecisión.

Frente a la lógica, en donde no hay lugar para la imprecisión, la vaguedad o la ambigüedad, las lógicas difusas proporcionan modelos (modelos «realistas») de razonamiento aproximado y esquemas conceptuales del pensamiento y del conocimiento humanos, los cuales funcionan, en su mayor parte, aproximadamente, más bien que en términos exactos.

Julián VELARDE LOMBRAÑA
(Universidad de Oviedo)

³⁸ *Confert*, entre otros: W. Bandler y L. Kohout, «Fuzzy power sets and fuzzy implication operators», en *Fuzzy Sets and Systems*, 4 (1980), pp. 13-30; S. Weber, «A general concept of fuzzy connectives, negations and implications based on t-norms and t-conorms», en *Fuzzy Sets and Systems*, 11 (1983), pp. 115-134; D. Dubois y H. Prade, «A Theorem on implication functions defined from triangular norms», en *BUSEFAL*, 18 (1984), pp. 33-41; W. Bandler y L. Kohout, «Properties of fuzzy implication operators», en *International Journal of Approximate Reasoning*, 1 (1987), pp. 237-285; A. Di Nola y A. G. S. Ventre, «On fuzzy implication in the Morgan Algebras», en *Fuzzy Sets and Systems*, 33 (1989), pp. 155-164; D. Dubois y H. Prade, «Fuzzy sets in approximate reasoning. Part 1: inference with possibility distributions», en *Fuzzy Sets and Systems*, 40 (1991), pp. 143-202.