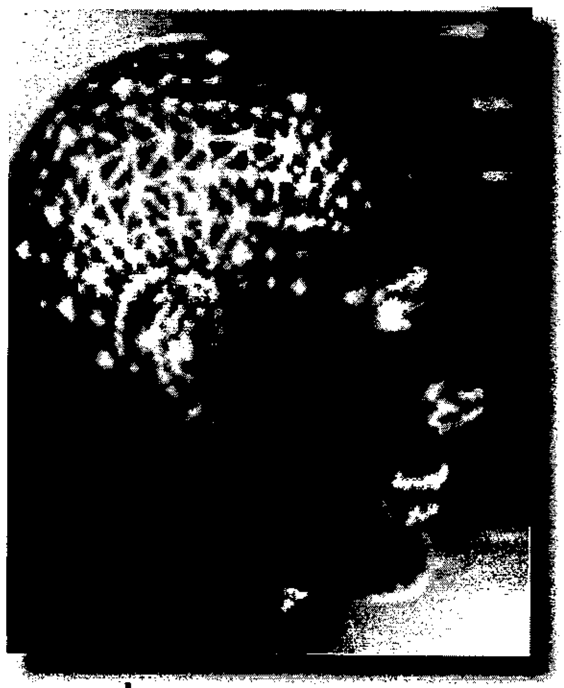
Wílmer Efrén Pereira González



Alcances y Limitaciones del Modelado de las Imperfecciones del Razonamiento de Sentido Común con Lógicas No Standard

RESUMEN

El objetivo de este artículo es mostrar el potencial que tiene la lógica para modelar el razonamiento de sentido común, enriqueciendo la lógica clásica con estrategias usadas en el área de Inteligencia Artificial. Se analizan las distintas imperfecciones del conocimiento: imprecisión, incertidumbre e incompletitud o ignorancia y cómo se modelan bajo un enfoque híbrido sobre una lógica modal extendida. La estructuración del documento es progresiva, mostrando las debilidades de la lógica clásica, cómo se palian con técnicas extraídas de subáreas de la Inteligencia Artificial (lógica difusa, lógicas no monotónicas, lógica posibilista, etc) y dejando claramente indicada las ventajas e inconvenientes del enfoque propuesto.

Palabras claves: Inteligencia artificial, razonamiento de sentido común, cálculo de probabilidades, lógica modal, lógicas no monotónicas, teoría de Dempster-Shafer, lógica difusa, lógica posibilista.

ABSTRACT

The purpose of this article is to show the potential logic has for modeling the reasoning of common sense, thus enriching classical logic with new strategies based on Artificial Intelligence. The different imperfections of knowledge are analyzed: imprecision, incertitude and ignorance and how these are modeled under the view of a modal extended logic.

Key words: Artificial intelligence, reasoning of common sense, probabilities, modal logic, non monotonic logic, Dempster-Shafer's theory, fuzzy logic,posibilistic logic.

1. Introducción

La búsqueda de mecanismos lógicos que emulen el comportamiento humano es un deseo con larga trayectoria en el desarrollo del conocimiento. Desde Aristóteles con la formalización de los silogismos, se establecieron las bases de poderosos mecanismos sintácticos para modelar el razonamiento humano. Esto generó, en cierta medida, una corriente materialista que explica el razonamiento desde un punto de vista operacional, aunque quizás nunca haya sido la ambición de Aristóteles. Sin embargo, aún durante el auge de la lógica de primer orden, a comienzos del siglo XX, muy pronto aparecieron las limitaciones para modelar el razonamiento tal como lo expresan los humanos. De hecho en la década de los años 30, se determinó el alcance de todo sistema formal con el famoso teorema de incompletitud de Gödel. En base a las múltiples objeciones sobre la amplitud de este teorema, aquí se presenta una discusión crítica de los alcances de la Inteligencia Artificial, así como algunos de sus logros y fracasos en el ámbito de la utilización de la lógica para modelar razonamiento de sentido común. En este ensayo, esperamos mostrar cómo modelar las imperfecciones del conocimiento mediante la lógica y sus extensiones fijando el camino que, a nuestro juicio, se debe seguir. Las nuevas propuestas en lógicas no estándar continúan y aún queda mucho por decir sobre las enormes posibilidades de los enfoques lógicos en la Inteligencia Artificial, a pesar de los innumerables detractores.

El anhelo de automatización del razonamiento humano data de antes de la aparición de la Inteligencia Artificial como área científica. Aunque este término no es utilizado a comienzos del siglo XX, hay atisbos de esa búsqueda en los trabajos de Alain Turing con el famoso argumento del *test de Turing*. Esta prueba permitiría, según su autor, demostrar la inteligencia de un autómata, la cual es demostrada si este es capaz de mantener una conversación con un humano sin que el mismo pueda darse cuenta de que está hablando con una máquina. Este desafío supone que la simulación de inteligencia en el autómata podría catalogarse de verdadera inteligencia. De hecho, en filosofía se enmarcan esta tesis dentro de la hipótesis de la Inteligencia Artificial Débil, la cual afirma que es posible que las máquinas actúen inteligentemente por simulación. En contraposición está la hipótesis de la Inteligencia Artificial Fuerte que cuestiona el hecho de que las máquinas piensen realmente si el mecanismo es simulado ya que no es suficiente para catalogarse de inteligencia en el más amplio sentido. Es claro que estas preguntas no son un tema central para los investigadores en Inteligencia Artificial pues el comportamiento práctico, evidentemente simulado, tiene el potencial para asegurar, desde cierto punto de vista, que hay inteligencia ([1]).

Es evidente que el poder expresivo de la lógica simbólica para la automatización del razonamiento humano, debe ser afectado por las conclusiones de los trabajos de Gödel con su famoso teorema de incompletitud. El teorema postula una limitación para los sistemas formales que incluyen la aritmética. Es decir, la inferencia deductiva está sujeta a estas limitaciones. Sin embargo ¿Qué sucede con los razonamientos inductivos? Parecen estar fuera del ámbito del teorema de Gödel ... Bajo esta premisa se puede asegurar que tener métodos formales inductivos permite sobrepasar las limitaciones de la lógica clásica y poder acercarnos a un modelo del razonamiento del sentido común.

Por tanto el paso siguiente es relajar las condiciones del razonamiento deductivo o analítico en la lógica clásica, para poder razonar inductivamente. Esto permitiría un cuerpo de conocimientos dinámico. Así el sistema formal podría modificarse continuamente, aunque no necesariamente de manera acumulativa, ya que pueden haber teoremas que se incluyen mientras que otros puedan ser excluidos. En consecuencia, podríamos tener una base de conocimientos que "aprende" adoptando lo que considera cierto y desechando lo que deja de tener validez.

En este ámbito de ideas, la lógica clásica tiene la propiedad de monotonía que establece que la validez de cada teorema

1 RUSSEL S. & NORVIG P. 2004 (2), *Inteligencia Artificial: Un Enfoque Moderno*, Pearson Prentice Hall.

es incuestionable, independientemente de la llegada de nuevo conocimiento. En caso de que nuevo conocimiento desvirtúe un teorema ya establecido, generando una contradicción, se supone que ese nuevo conocimiento es falso por lo que no puede ser incluido de la base de conocimiento ([2]). De hecho, el razonamiento deductivo se fundamenta en el hecho de que es posible deducir todo el conocimiento válido pues los teoremas, en cierta medida, condensan todo lo que es inferible.

De esto se deduce que la monotonía impide tener inferencia inductiva en la lógica clásica. Así para poder emular aprendizaje en un sistema formal, este debe ser no monótono ([3]). La base de conocimiento debe inicialmente ser ignorante sobre algunos hechos que aprenderá a posteriori. Lo aprendido puede ser incorrecto pero al igual que el razonamiento humano cuando asume hechos falsos, estos eventualmente pueden eliminarse o modificarse para preservar la consistencia del sistema.

Es así como gracias a John McCarthy, uno de los fundadores del área de Inteligencia Artificial, se presentaron en 1980 un grupo de artículos en la revista *Artificial Intelligence*([4]), que constituyeron el punto de partida de una subárea en Inteligencia Artificial conocida como razonamiento de sentido común mediante lógicas no monotónicas. A partir de 1980, se desarrollaron varios sistemas formales como: *default logic, autoepistemic logic, circumscription* etc; que son lógicas no estándar para modelar el razonamiento de sentido común. Por ejemplo la lógica por defectos (*default logic*) modela información bajo la suposición de que todo conocimiento establecido da cabida a excepciones. Estos formalismos "aprenden" dado el dinamismo con que manejan las bases de conocimiento ([5]).

2 BESNARD P. 1989, *Logiques Formelles et Raisonement de Bons Sens*, Annales Télécommunications 44, N. 5-6.

3 SOMBE L. 1988, *Raisonements sur des Informations Incompletes en Intelligence Artificielle*, Revue d'Intelligence Artificielle, Vol. 2, N. 3-4.

4 Estos artículos son: MCCARTHY J. 1980, *Circumscription: A Form of Non-Monotonic Reasoning*, Artificial Intelligence, Vol. 13, pp. 89-116; MCDERMOTT D. & DOYLE J. 1980, *Non-Monotonic Logic I*, Artificial Intelligence, Vol. 13, pp. 41-72 y Reiter R. 1980, *A Logic for Default Reasoning*, Artificial Intelligence, Vol. 13, pp. 81-132.

5 Cf. TURNER R. 1984, *Logiques pour l'Intelligence Artificiel*, MASSON y PEREIRA W. 1992, *Une Logique Modale pour le Raisonnement dans l'Incertain*, Tesis Doctoral, Rennes, Francia, Institut de Recherche en Automatique et Systemes Aléatoires (IRISA), Universidad de Rennes I.

1.1. Imperfecciones del Conocimiento

Por lo expuesto anteriormente la no monotonía está relacionada con la falta de conocimiento de un sistema en fase de aprendizaje. Sin embargo, es claro que las imperfecciones del razonamiento no sólo tienen que ver con la ignorancia asociada a información incompleta o simplemente inaccesible. Otra causa determinante es la imprecisión que es una imperfección intrínseca a la información ([6]). Supongamos un agente lógico basado en un mecanismo formal en construcción ... la imprecisión se refleja en el carácter vago propio de la información. Por ejemplo, decir que *Gandhi era más o menos bajo* es una imperfección intrínseca y atribuible a la propia sentencia. Es decir el grado de imperfección de la frase es independiente del grado de confianza que otorgue el agente. Así aunque el agente esté plenamente seguro de lo que dice existe un grado de imperfección en la frase ([7]). La lógica difusa es la herramienta formal más conocida para representar este tipo de imperfección del conocimiento. Se basa en la teoría de conjuntos difusos que permite definir una lógica multivaluada donde los valores de verdad pueden estar entre verdadero y falso ([8]).

Como se mencionó antes, la ignorancia o incompletitud proviene de la falta de información para describir el problema. Por ejemplo, la frase *la mayoría de las aves vuelan* caracteriza un comportamiento que cumplen las aves hasta donde tiene conocimiento el agente que realiza la aseveración. Es decir, deja abierta la posibilidad de que efectivamente existan aves que no vuelen y que el agente aún no conoce. En realidad se permite la ignorancia sobre un tema específico la cual puede ser resuelta a largo o mediano plazo ([9]). La ignorancia se puede modelar de manera cualitativa o cuantitativa. Simbólicamente la ignorancia puede expresarse con lógicas no monotónicas que efectivamente permite una base de conocimiento dinámica. Pero también puede modelarse cuantitativamente, con grados de certidumbre sobre cada teorema de la base de conocimiento, la cual se expande a los hechos inferidos. El enfoque más conocido es mediante cálculo de probabilidades donde

6 HATON J. P. et al. 1991, *Le Raisonnement en Intelligence Artificielle*, InterEditions.

7 PEREIRA W. 1992, *Une Logique Modale pour le Raisonnement dans l'Incertain*, Tesis Doctoral, Rennes, Francia, Institut de Recherche en Automatique et Systemes Aléatoires (IRISA), Universidad de Rennes.

8 ZADEH L. *A Theory of Approximate Reasoning*, J. Hayes, D. Michie and L. Michalski eds, Machine Intelligence 9, Wiley New York, pp. 149-194.

9 PEREIRA W. 1992, *Une Logique Modale pour le Raisonnement dans l'Incertain*, Tesis Doctoral, Rennes, Francia, Institut de Recherche en Automatique et Systemes Aléatoires (IRISA), Universidad de Rennes.

cada valor (entre 0 y 1) asignado a los teoremas representan los grados de confianza que le asigna un agente al conocimiento. También se usa la Teoría Bayesiana con diversas variantes. Desafortunadamente el cálculo de probabilidades tiene ciertas características que impiden que la base de conocimiento evolucione adecuadamente con los grados de certidumbre ([10]). Es por ello que existen enfoques más flexibles que serán presentados más adelante en este mismo artículo.

En consecuencia, en muchos casos la información, o bien, puede ser parcialmente conocida (no se dispone de todos los datos necesarios para tener totalmente enmarcado el problema), o bien, puede tener imprecisiones (atribuibles al propio conocimiento). Es evidente que en un problema complejo, un buen modelo debe fijar un compromiso entre evitar todo exceso de precisión (a riesgo de ser arbitrario) o de imprecisión (a riesgo de ser poco informativo). Esta aseveración va de la mano con principios básicos del método científico ya que después del descubrimiento del principio de Heisenberg, la imprecisión irreductible es un fenómeno familiar para cualquier científico. Por ello, tomar en cuenta la imprecisión asociada a las capacidades limitadas del entendimiento humano, no excluye la presencia de rigor científico. En ese caso, no resulta paradójico, considerar sistemas formales que manejen este tipo de imperfecciones sin perder la objetividad y generalidad del método científico. Este punto de vista es avalado por un comentario atribuido a Lofti Zadeh, autor de la lógica difusa, quien asegura: "a medida que la complejidad de un sistema aumenta, nuestra aptitud para formular afirmaciones precisas y significativas sobre su comportamiento disminuye, hasta un umbral donde la precisión y el sentido pasan a ser mutuamente exclusivos".

Estos argumentos también son presentados en otros libros ([11]), de una manera más general en donde las imperfecciones de conocimientos pueden clasificarse en tres tipos, a saber: la imprecisión, la incertidumbre y la ignorancia o incompletitud. En estos trabajos, la incertidumbre tiene que ver con el conocimiento parcial que tiene el agente sobre cierta aseveración y que se refleja en grados de confianza. Así la frase *estoy casi seguro que Ghandi medía 1m60* expresa una frase precisa pero el agente no tiene suficiente información para aseverar la frase. Como se mencionó antes, hay una fuerte relación entre la incertidumbre y la

10 HATON J. P. et al. 1991, *Le Raisonnement en Intelligence Artificielle*, InterEditions.

11 Projet DRUMS. 1989, *Defeasible Reasoning and Uncertainty Management Systems*, Technical Annex for Esprit Basic Research Action 3085 y PEREIRA W. 1992, *Une Logique Modale pour le Raisonnement dans l'Incertain*, Tesis Doctoral, Rennes, Francia, Institut de Recherche en Automatique et Systemes Aléatoires (IRISA), Universidad de Rennes.

incompletitud pues muchas veces los grados de confianza que asigna un agente a la información, son determinados por los distintos niveles de ignorancia que el agente tiene sobre el tema.

Más aún se pueden tener aseveraciones que sean simultáneamente inciertas e imprecisas, por ejemplo: *estoy casi seguro que Ghandi era más o menos bajo*. Esta frase se podría traducir en otros términos como *la probabilidad o grado de certidumbre de que Ghandi era más o menos bajo, es de 0.9.*

Finalmente las imperfecciones en la información se pueden presentan al momento de modelar ciertas bases de conocimiento. En particular aquellas donde tener toda la información completa y precisa requiere de tal esfuerzo que desborda las restricciones de tiempo disponible para desarrollar esa base de conocimiento. También puede ocurrir en datos que no pueden ser más precisos pues no se dispone en lo inmediato de toda la información necesaria. Esto ocurre, por ejemplo, al modelar una taxonomía de animales prehistóricos donde la clasificación de animales no es precisa dado el conocimiento actual([12]).

1.2. Lógicas no Clásicas

Partiendo de que las imperfecciones del conocimiento provienen básicamente de la ignorancia y la imprecisión, existen modelos formales que atacan estos problemas. Algunos sólo tratan la incertidumbre como es el caso del cálculo de probabilidades o la teoría bayesiana mientras que otros formalismos consideran ambas imperfecciones como es el caso de la lógica difusa. Por otro lado, simbólicamente, se puede considerar la ignorancia gracias a las lógicas no monotónicas.

Teniendo como base la lógica clásica, están los sistemas formales que la extienden y aquellos que la modifican substancialmente. La lógica modal, por ejemplo, puede considerarse una extensión de la lógica clásica mientras que la lógica intuicionista rechaza ciertos lineamientos clásicos proponiendo un mecanismo de inferencia reducido. En efecto, desde los inicios del cálculo proposicional, existían matemáticos que cuestionaban métodos muy conocidos para pruebas de teoremas. Entre ellos la estrategia de reducción al absurdo porque demuestra la existencia sin efectivamente mostrar el elemento que cumple la propiedad. Ante ello, el intuicionismo postuló una lógica constructiva

12 PEREIRA W. 1994, *A Logic for Treatment of Uncertainty and Incompleteness*, Caracas, IV Ibero-american Congress on Artificial Intelligence (IBERAMIA94).

que rechaza, en las demostraciones, el uso de la reducción al absurdo por ser no constructivo ([13]).

En un primer momento abordaremos los enfoques simbólicos entre los que se encuentran la lógica modal y las lógicas no monotónicas que serán importantes en la presentación de nuestra propuesta. Seguidamente los enfoque numéricos ...

1.2.1. Enfoques Simbólicos

Procesar información simbólicamente tiene, a priori, ventajas con respecto a los enfoques numéricos o cuantitativos. La asignación de grados de certidumbre a las premisas es inaccesible a partir de las conclusiones lo que genera una incapacidad de explicación. Esto proviene del hecho que los números pueden estar ligados a un contexto de reglas de inferencia y premisas de diversas maneras, con diferentes semánticas. Sin embargo, no se puede negar que los grados de certidumbre tienen una gran capacidad de síntesis y se adaptan a múltiples formalismos para procesamiento de información derivados de las probabilidades, estadística, investigación de operaciones, etc. Una vez que mostremos enfoques simbólicos y numéricos, se presentarán algunas propuestas híbridas que pretenden resolver los problemas que afectan a cada paradigma.

Por un lado, se tiene a la lógica modal que es una extensión de la lógica clásica que introduce dos conceptos duales denotados como $\Box$ y $\Diamond$ donde

$$\Box \alpha =_{def} \neg \Diamond \neg \alpha \qquad (1)$$

La sintaxis de la lógica modal proposicional expande la lógica proposicional con los operadores modales, un axioma K y la regla de inferencia de necesidad ([14]). A partir de allí se construyen lógicas modales con ciertas propiedades agregando axiomas como T el cual se representa así:

$$\Box X \rightarrow X \qquad (2)$$

13 TURNER R. 1984, *Logiques pour l'Intelligence Artificiel*, Masson.
14 CHELLAS B. 1980, *Modal Logic: An Introduction*, Cambridge University Press, pp. 3-64.

La semántica sigue los lineamientos de teoría de mundos posibles construyendo subconjuntos consistentes de fórmulas que se relacionan entre ellos por la relación de accesibilidad. Ciertos axiomas bien conocidos, cuando se incluyen al sistema axiomático, determinan propiedades que cumple la relación de accesibilidad. Por ejemplo el axioma T predetermina que la relación entre los mundos es reflexiva.

Por otro lado, cuando se tiene una base de conocimiento que evoluciona, la propiedad de monotonía de las lógicas clásicas debe ser suprimida o debilitada. La relación de inferencia puede continuar siendo reflexiva pero se debilita tanto la transitividad como la monotonía ([15]). Bajo estas condiciones, conclusiones establecidas anteriormente pueden invalidarse y más aún se pueden obtener diferentes conjuntos de conclusiones consistentes e incompatibles entre ellos. Uno de los formalismos más conocidos es la lógica de defectos ([16]) que define reglas de inferencia específicas que tienen la siguiente forma:

$$\frac{\alpha : \beta}{\gamma} \qquad (3)$$

donde α es el prerequisito, β la justificación y γ la consecuencia. Semánticamente un defecto se interpreta como: *si α es conocido y β es coherente con lo conocido entonces inferir γ*. La teoría de defectos está definida como la tupla $\nabla = (W,D)$ donde *W* son un conjunto de fórmulas iniciales y *D* el conjuntos de defectos. La utilización de defectos aumenta *W* para obtener extensiones que son conjuntos de teoremas derivados de modo no monótono. Así una extensión de ∇ es un conjunto de fórmulas, cerrado para la deducción, que contiene a *W* y cumple que: *si d es un defecto de D y el prerequisito está en E sin que la negación de la justificación esté en E, entonces la consecuencia de d está en E.*

1.2.2. Enfoques Numéricos

El cálculo de probabilidades es el primer enfoque a considerar cuando se modela incertidumbre. Es sencillo, con sólidas bases teóricas y muy intuitivo al procesar conocimiento incierto. No obstante presenta ciertas debilidades cuando la base de conocimiento evoluciona ante la llegada de nuevo conocimiento. En particular existen tres razones

15 GARDENFORS P. & MAKINSON D. 1990, *Relations Between the Logic of Theory Change and Non-Monotonic Logic*, Albi, Workshop DRUMS.
16 REITER R. 1980, *A Logic for Default Reasoning*, Artificial Intelligence, Vol. 13, pp. 81-132.

que imposibilitan al cálculo de probabilidades, modelar bases de conocimiento dinámicas:

- Una restricción impuesta es que la suma de los valores asignados a cada hecho, mutuamente exclusivo, debe ser igual a la unidad. Esto dificulta la evolución de la base de conocimiento al llegar nuevo conocimiento como ocurre cuando se está en un ambiente no monotónico.
- La propagación de las probabilidades necesita numerosos cálculos y los grados de certidumbre de los resultados se hacen cada vez menores degradando la influencia del valor numérico en las conclusiones inferidas.
- No es posible representar explícitamente la ignorancia. Supongamos que repartimos la probabilidad entre hipótesis excluyentes (t, q y r) para representar ignorancia. Es decir si $P(t) = P(q) = P(r) = 1/3$ por reglas básicas del cálculo de probabilidades, los complementos deben cumplir $P(\neg t) = P(\neg q) = P(\neg r) = 2/3$ por lo que, por ejemplo, t y $\neg t$ no son igualmente desconocidos. La única solución sensata sería enunciar que:

$$0 \leq P(t) \leq 1 \qquad (4)$$

pero esto es poco informativo.

Aún utilizando un enfoque bayesiano que en principio es más flexible, hay problemas al modelar una base de conocimiento dinámica:

- Este se fundamenta en el hecho de que las hipótesis son mutuamente exclusivas, exhaustivas y establece independencia condicional entre la evidencia y las hipótesis. Esto simplifica la complejidad de los cálculos pero es irreal en la mayoría de las aplicaciones reales.
- Además la teoría bayesiana exige definir probabilidades a priori lo que en principio no es evidente a estimar ya que estos valores son obtenidos empíricamente ([17]).

Las insuficiencias e inconvenientes del razonamiento probabilístico y bayesiano han conducido a otras medida de certidumbre entre [0,1] que

17 Pearl J. 1988, *Probabilistic Reasoning in Intelligence Systems: Network of Plausible Inference*, San Mateo, California, Morgan Kaufmann, Chap. 10.

permiten colocar confianza al conocimiento siguiendo ciertos axiomas. Sea g esa medida que debe cumplir con tres características:

- $g(F) = 0$
- $g(V) = 1$
- Si q es consecuencia lógica de p entonces $g(q) \geq g(p)$

Entonces bajo la premisa de que se debe manejar la subjetividad del razonamiento humano la medida g es más flexible para representar conocimiento que varía dinámicamente.

1.2.2.1. Lógica Posibilista

La lógica posibilista es un avanzado enfoque cuantitativo para modelar razonamiento inspirado en los principios enunciados anteriormente ([18]). Este, al igual que la lógica modal, también utiliza medidas duales conocidas como posibilidad (Π) y necesidad (N) ligadas a las probabilidades inferior y superior producto de la teoría de Dempster-Shafer ([19]). Ambas medidas se sitúan en el intervalo [0,1] que cumplen las siguientes condiciones:

- $\forall p$, si $N(p) = 1$ y dado el conocimiento disponible entonces la proposición p es verdadera. Si $\Pi(p) = 0$ expresa que es imposible que p sea verdadera.
- $\forall p, \Pi(p) = 1 - N(\neg p)$ transcribe la relación de dualidad entre ambas medidas.
- Si $\Pi(p) = \Pi(\neg p) = 1$ entonces, dado el conocimiento disponible, nada permite confirmar ni la verdad ni la falsedad de la fórmula p (es el caso de ignorancia total). Esto es equivalente a $N(p) = N(\neg p) = 0$.
- $\forall p, q, \Pi(\alpha \vee q) = max\{\Pi(p), \Pi(q)\}$ constituye el principal axioma de las medidas de posibilidades provenientes del caso límite de las medidas de confianza. Desde el punto de vista dual $N(p \wedge q) = min\{N(p), N(q)\}$. Además se cumple que $max\{\Pi(p), \Pi(\neg p)\} = 1$ para cualquier proposición p. En consecuencia, si $N(p) > 0$ implica que $\Pi(p)=1$ o expresado de otra manera para toda proposición

18 DUBOIS D. & PRADE H. 1988 (2), *Théorie des Possibilités: Applications a la Représentation des Connaisances en Informatique*, Masson.

19 DEMPSTER A. 1967, *Upper and Lower Probabilities Induced by Multivalued Mapping*, Ann. Math. Stat., 38, pp. 325-339.

p, $\Pi(a) \geq N(p)$: "una fórmula es posiblemente verdadera antes de ser necesariamente verdadera"

- Una incoherencia aparece si $N(p) > 0$ y $N(\neg p) > 0$ la cual será más fuerte en la medida que $min\{N(p), N(\neg p)\}$ se acerque a 1 ([20]).

Esta manera de modelar incertidumbre es ampliamente utilizada en numerosas bases de conocimiento. De hecho la probabilidad del evento se sitúa entre la medida de necesidad y posibilidad aunque referenciar las probabilidades no es necesaria cuando se utilizan medidas de la lógica posibilista.

1.2.3. Limitaciones de los Enfoques Numéricos

Aunque estas soluciones son más flexibles que el cálculo de probabilidad sigue prevaleciendo el hecho de que los valores están en un orden total así que necesariamente todo hecho de la base de conocimiento es comparable. En ocasiones puede ser más natural pensar en conocimiento con grados de certidumbre incomparable, es decir, conocimiento sobre el cual no se tiene suficiente información para asegurar que un hecho es más o menos cierto que otro. La solución es definir un orden parcial que no presupone ningún hecho comparable a otro a menos que sea explícitamente indicado.

Un orden parcial es una relación R: $X \rightarrow X$ que satisface las condiciones de reflexividad, antisimetría y transitividad donde comunmente la relación se representa con el símbolo $\leq$. A partir de un conjunto parcialmente ordenado $(X, \leq)$ se define un reticulado que posee dos operaciones binarias $\vee$ y $\wedge$ que determinan el mayor minorante y el menor mayorante respectivamente ([21]). La definición formal de reticulado es:

$$x \vee y \leq x \;;\; x \vee y \leq y \;\text{ y }\; \forall z / z \leq x \;;\; z \leq y \;\text{ entonces }\; z \leq x \vee y \quad (5)$$

$$x \leq x \wedge y \;;\; y \leq x \wedge y \;\text{ y }\; \forall z / x \leq z \;;\; y \leq z \;\text{ entonces }\; x \wedge y \leq z \quad (6)$$

Es sencillo mostrar que puede existir un maximal superior a cualquier elemento del conjunto parcialmente ordenado así como también un minimal que es menor que cualquier elemento del conjunto parcialmente ordenado. En este caso si el reticulado es distributivo con

20 DUBOIS D. & Prade H. 1990, *Reasoning with Inconsistent Information in a Possibilistic Setting*, Sweden, Proceeding of 9th European Conference on Artificial Intelligence.

21 TROTTER J. & William T. 1983, *Graphs and Partially Ordered Sets*, London LTD, Selected Topics in Graph Theory 2 edited by Lowell W. and Robin J., Academic Press Inc.

respecto a las dos operaciones y complementado al maximal y minimal, entonces es un algebra de boole ([22]).

Estos conceptos serán fundamentales en la definición de una lógica no monotónica que modela incertidumbre sobre un conjunto parcialmente ordenado de grados de certidumbre que adicionalemente es un reticulado para las conclusiones inferidas.

Otros problemas son, por ejemplo, que la semántica asociada a los grados certidumbre no es única por lo que una conclusión con un grado de certidumbre particular puede tener varias interpretaciones. En el mismo orden de ideas, la asignación de los grados de certidumbre a las premisas es inaccesible desde las conclusiones lo que imposibilita la capacidad de explicación. La razón es que los grados de certidumbre pueden haber sido obtenido por la aplicación de diferentes reglas de inferencia lo que da origen a diferentes interpretaciones. Este problema es una limitante en los enfoques numéricos que tiene una solución obvia modelando el problema simbólicamente.

1.2.4. Enfoques Híbridos

Aprovechar las ventajas de ambos paradigmas: numérico y simbólico se logra mediante la mezcla de diferentes sistemas formales. Existe una teoría de defectos graduados ([23]) que parte de premisas ciertas y defectos matizados con incertidumbre, para obtener conclusiones en un reticulado distributivo. Esta teoría $\nabla_K = (W,D)$ permite obtener extensiones o conjuntos de conclusiones coherentes equivalente a los de la teoría de defectos clásica. No obstante, cada elemento es un par ordenado que contiene la fórmula o conclusión y un grado de certidumbre: $(\alpha\ ,\ K[\alpha])$. El orden parcial $\underline{<<}$ se define sobre defectos y cada fórmula de W o premisa son ciertas, es decir:

$$\forall w \in W \text{ y } \forall\, d \in D \quad \text{entonces} \quad d \underline{<<} w \;\; y \;\; \neg(w \underline{<<} d) \qquad (7)$$
$$\forall w,w' \in W \quad \text{entonces} \quad w' \underline{<<} w \;\; y \;\; w \underline{<<} w' \qquad (8)$$

Para poder inferir conclusiones inciertas, se define el modus ponens graduado que generaliza al modus ponens clásico:

22 Birkhoff G. 1967 (3), *Lattice Theory*, American Mathematical Society.
23 Froidevaux C. & Grossetete C. 1990, *Graded Default Theories for Uncertainty*, Sweden, Proceeding of 9th European Conference on Artificial Intelligence.

$$\frac{(\alpha\,,\,K[\alpha]) \qquad (\alpha \rightarrow \beta\,,\,K[\alpha \rightarrow \beta])}{(\beta\,,\,K[\alpha] \wedge K[\alpha \rightarrow \beta])} \tag{9}$$

Cada defecto es una regla de inferencia específica la cual puede ser aplicada bajo las siguientes condiciones:

Dado un defecto graduado $\left(\frac{\alpha : \beta}{\gamma}\ ,\ K[d]\right)$

si se tiene $(\alpha\,,\,K[\alpha])$ y nada contradice a β entonces $(\gamma, K[d] \wedge K[\alpha])$

Es de notar que la certidumbre de la justificación no tiene influencia sobre el resultado. Por otro lado si hay una misma conclusión dentro de la extensión con diferentes grados de certidumbre, se calcula el menor mayorante de todos los grados de certidumbre. Esto gracias a un principio de deducción optimizado que simplifica la extensión. Así si se tiene dos grados de certidumbre para la misma fórmula α: $(\alpha, K_1[\alpha])$ y $(\alpha, K_2[\alpha])$ entonces en la extensión se tendrá: $(\alpha, K_1[\alpha] \vee K_2[\alpha])$. La única objección a este tipo de inferencia es que se basa en mecanismos extralógicos que no forman parte de la inferencia clásica. ([24])

2. Argumentos contra el Papel de la Lógica en IA

Aunque la lógica ha tenido un papel activo en el área de Inteligencia Artificial, en particular en planificación, sistemas expertos, aprendizaje, etc, la búsqueda continúa ... Aún se presentan sistemas formales para distintos tipos de problemas desde robótica autónoma hasta búsqueda inteligente en la Web con taxonomías. Sin embargo,

24 Otros enfoques que manejan preferencias y grados de certidumbre en teorías de defectos modificadas se encuentran en: Moinard Y. 1990, *Preference by Specificity in Default Logic*, Marseille, Workshop DRUMS (Defeasible Reasoning and Uncertainty Management System); BESNARD P. & SIEGEL P. 1988, *The Preferential Models Approach to Non-Monotonic Logic*, London, Non Standard Logics for Automated Reasoning, (P. Smets, A. Mandani, D. Dubois, H. Prade, eds), Academic Press, pp. 137-161; Poole D. 1985, *On the Comparation of Theories: Preferring the Most Specific Explanation*, Los Angeles, Proceedings of International Joint Conference in Artificial Intelligence, pp. 144-147; TOURETZKY D. 1984, *Implicit Ordering of Defaults in Inheritance Systems*, Austin, Proceedings of AAAI84, pp. 322-325; Brewka G. 1989, *Preferred Subtheories: An Extended Logical Framework for Default Reasoning*, Detroit, Proceedings of International Joint Conference in Artificial Intelligence y Yager R. 1987, *Using Approximate Reasoning to Represent Default Knowledge*, Artificial Intelligence, Vol. 31, pp. 99-112.

no hay acuerdo en la comunidad ... Los filósofos en general son vehementes detractores del papel de la propia inteligencia artificial. También es común encontrar detractores entre los investigadores de la Inteligencia Artificial sobre la preponderancia que deben tener los sistemas formales. Generalmente se trata de investigadores que abogan por el enfoque pragmático de la inteligencia artificial, es decir, si funciona y cumple con los objetivos planteados, aunque no sea general ni pueda explicar su comportamiento, entonces es adecuado. Para ellos los sistemas formales no tienen importancia mientras no ofrezcan respuesta al problema planteado sobre todo porque muchos son NP-Completos o no tienen mecanismos eficientes para probar y obtener conclusiones. Por otro lado, cada vez toma mayor amplitud el uso de técnicas de computación emergente inspiradas mecanismos biológicos como colonia de hormigas para búsqueda de caminos óptimos, autómatas celulares para modelar problemas como tráfico automotor, redes neurales para reconocimiento de patrones, algoritmos genéticos, etc.

Un conocido investigador, el Prof. Drew McDermott, activo justamente en el área de lógicas no monotónicas, publicó un artículo en una revista canadiense, criticando el rol de la lógica para modelar razonamiento de sentido común ([25]). Su argumento es que para representar el conocimiento sin saber como será utilizado bajo razonamiento no deductivo es un error. Argumenta que es necesario incluir un mínimo de información sobre como será utilizado el conocimiento en razonamiento no deductivos. Al poco tiempo recibió respuestas de varios colegas quienes presentaron argumentos a favor del uso de la lógica en Inteligencia Artificial. Las aseveraciones del Prof. McDermott dejan ver limitaciones de los enfoques deductivos y es claro que se deben incluir estrategias no deductivas en los sistemas formales para superar las dificultades aludidas.

3. Lógica Modal de las Suposiciones Graduadas

En un trabajo de mi autoría ([26]) se sentaron las bases para un sistema formal, simbólico-numérico que manipula la incertidumbre dentro de un orden parcial. Se implantó en una lógica modal T con integración del cálculo de la incertidumbre, inmerso en la inferencia, pues una de

---

25 MCDERMOTT D. 1987, *A Critical of Pure Reason*, Computational Intelligence, Vol. 3, pp. 151-160.

26 PEREIRA W. 1992, *Une Logique Modale pour le Raisonnement dans l'Incertain*, Tesis Doctoral, Rennes, Francia, Institut de Recherche en Automatique et Systemes Aléatoires (IRISA), Universidad de Rennes I.

sus fortalezas es tener, en cierta medida, una relación de inferencia graduada. Esta propuesta se llama Lógica Modal de las Suposiciones Graduadas.

La base para representar la relación de inferencia graduada es posible gracias a una propiedad de la lógica modal T descubierta por Sobocinski en 1953. Él demostró que la cantidad de secuencias de operadores modales (modalidades) distintas es infinita. Es decir, dos modalidades S, S' son distintas si se cumple que ni $S\alpha \rightarrow S'\alpha$ ni $S\alpha \rightarrow S'\alpha$. Este conjunto infinito de modalidades se llama T*. Gracias a esta propiedad se logra un isomorfismo entre los grados de certidumbre y las modalidades de tal manera que sea un orden parcial sobre las fórmulas (F, ≥) donde (α, d_1), (β, d_2) y se cumple $d_1 \geq d_2$ pero no $d_2 \geq d_1$ entonces existen modalidades S_α y S_β tales que $S_\alpha X \rightarrow S_\beta X$ y no se cumple que $S_\beta X \rightarrow S_\alpha X$. Esto fija la certidumbre de la fórmula a con respecto a β a través de la relación de inferencia.

En([27]) se fijan todas las condiciones que deben cumplir las modalidades para obtener un orden parcial sobre las premisas (bajo un hipercubo de dimensión igual al número de fórmulas inciertas) y obtener un reticulado distributivo inferior para las conclusiones ([28]).

La inferencia de conclusiones, cuyos grados de certidumbre construyen un reticulado distributivo inferior, se logra por intermedio de la regla modus ponens extendida que permite obtener conclusiones que respetan la propiedad de mayor minorante.

$$\frac{S\square\,\alpha \qquad S\square\,\alpha \rightarrow \beta}{S\square\beta} \tag{10}$$

Todo dentro de una lógica modal T que incluye los axiomas modales K y T y la regla de necesidad ([29]).

Esta lógica tiene varias propiedades interesantes entre las que se cuenta que preserva la semántica de las contradicciones con las fórmulas bajo las modalidades, es decir, $S\,X \wedge S\,\neg X \vdash \bot$. Por otro lado, todo lo que se puede deducir en la lógica modal T es inferible en la lógica de suposiciones graduada. Y además todo lo que no es

27 PEREIRA W. 1992, *Une Logique Modale pour le Raisonnement dans l'Incertain*, Tesis Doctoral, Rennes, Francia, Institut de Recherche en Automatique et Systemes Aléatoires (IRISA), Universidad de Rennes I.

28 LABORDE J. 1989, *Le Plongement dans l'Hypercube des Arbres d'au plus 16 Sommets*, Rapport de Recherche, IMAG.

29 CHELLAS B. 1980, *Modal Logic: An Introduction*, Cambridge University Press, pp. 3-64.

deducible en la lógica modal T tampoco lo es en esta lógica. Por último una propiedad fundamental que debe cumplir cualquier lógica modal extendida es que no ocurra colapso del operador necesidad es decir no se debe cumplir el reciproco del axioma T. Esto lo satisface la lógica modal de suposisiones graduadas.

2.1. Comparación con enfoques numéricos

Comparando la lógica de suposiciones graduada con enfoques numéricos es claro que un orden parcial ofrece como principal ventaja, ante un orden total, que pueden haber grados de certidumbre incomparables. En consecuencia se puede fijar el conocimiento sin asumir relaciones desconocidas. Más aún el hecho de que sean grados de certidumbre estrictamente simbólicos, sin orden de magnitud, evita justamente fijar valores para los cuales no se tiene una explicación específica. En contrapartida, el no tener un orden de magnitud impide afirmar que tan grande es el grado de certidumbre de una fórmula con respecto a otra. Esto puede ser deseable si nos encontramos ante varios conjuntos de conclusiones coherentes y debemos decidir por un conjunto (aunque hay autores que consideran esto inadecuado pues utiliza mecanismos extralógicos).

Por otro lado, la lógica posibilista tiene conceptos que definen un intervalo numérico para el grado de certidumbre de una fórmula. Esto da más flexibilidad al diseñador de bases de conocimiento. En el caso de la lógica de suposiciones graduada, sólo podemos obtener desde el punto de vista del reticulado distributivo inferior (producto de las conclusiones inferidas) un grado de certidumbre equivalente a la medida de posibilidad que representa la cota superior del intervalo de medidas de posibilidad de la lógica posibilista.

Por último la incoherencia es procesada de manera convencional en la lógica modal de suposiciones graduadas aunque existen sistemas formales como las lógicas paraconsistentes que admiten incoherencias que son circunscritas para ciertas interpretaciones o modelos. Por ejemplo, la lógica posibilista si puede inferir conocimiento extendiendo el concepto de α-*cut* a α-inconsistencia ([30]). En otras palabras la inferencia no queda bloqueada en caso de existir incoherencias en la base de conocimientos.

30 Dubois D. & Prade H. 1988 (2), *Théorie des Possibilités: Applications a la Représentation des Connaisances en Informatique*, Masson.

4. Conclusiones

La discusión se centró en el papel de la lógica en el razonamiento del sentido común, presentando varias alternativas con sus fortalezas y debilidades. Las imperfecciones del conocimiento que normalmente se tratan con sistemas formales numéricos tienen ciertos inconvenientes que puede solventarse si se realiza un tratamiento simbólico de la incertidumbre. Es por ello que se presenta la logica modal de suposiciones graduadas para resaltar las potencialidades de un enfoque simbólico donde se obtienen conclusiones con el mecanismo de inferencia sin procedimientos extralógicos. Con este sistema formal es posible razonar no monotónicamente incluyendo un tratamiento simbólico de la incertidumbre. Más específicamente, en el cálculo de la incertidumbre, se parte de un orden parcial, para obtener las conclusiones en un reticulado inferior distributivo. A pesar de los puntos favorables están los ineludibles inconvenientes que esperan solventarse en trabajos futuros:

- En los enfoques numéricos, el hecho de tener ordenes de magnitud en los reales entre 0 y 1 para los grados de certidumbre, permite definir infinitos valores intermedios. Cuando llega nuevo conocimiento siempre habrá disponible un grado de certidumbre en cualquier posición del orden total. Desafortunadamente, en la lógica modal de suposiciones graduadas, puede ocurrir que no haya una modalidad disponible para nuevo conocimiento dado que el hipercubo de partida, del cual se obtienen las modalidades, es finito. Los grados de certidumbre del conocimiento inicial se extraen del hipercubo inicial y no está previsto un mecanismo dinámico de extensión del hipercubo cuando llega conocimiento.
- Los grados de certidumbre simbólicos no tiene orden de magnitud lo que no permiten saber que tan cierto es un conocimiento con respecto a otro con el que esté relacionado.
- La regla de inferencia graduada implicitamente admite excepciones lo que permite considerar que el conocimiento es incompleto. Por otro lado también está el grado de certidumbre que refleja falta de conocimiento por lo que la incompletitud está siendo tomada en cuenta dos veces sin poder definir claramente cuanto corresponde a la regla de inferencia y cuanto al grado de certidumbre.
- No se incluyo el cálculo del menor mayorante para no incluir mecanismos extralógicos. Sin embargo, el no tener un intervalo

de incertidumbre, le resta precisión al grado de certidumbre calculado por la inferencia de la logica de suposiciones graduada.

Un trabajo futuro es dotar a la logica de suposiciones graduada de un semántica inspirada en la teoría de mundos posible de Kripke. Tampoco ofrece un sistema pruebas eficiente como el principio de resolución de Robinson (base del lenguaje de programación PROLOG) o las tablas semánticas. Sin embargo a nuestro juicio no hay duda que aun queda mucho por decir sobre el rol de las lógicas, enriquecidas con manejo de incertidumbre, no monotonía, temporalidad, etc; en la búsqueda de uno o varios sistemas formales para modelar el razonamiento de sentido común.

5. Bibliografía

Besnard P. & Siegel P. 1988, *The Preferential Models Approach to Non-Monotonic Logic*, London, Non Standard Logics for Automated Reasoning, (P. Smets, A. Mandani, D. Dubois, H. Prade, eds), Academic Press, pp. 137-161.

Besnard P. 1989, *Logiques Formelles et Raisonement de Bons Sens*, Annales Télécommunications 44, N. 5-6.

Besnard P., Moinard Y., Pereira W., Clarke M. & Wilson N. 1993, *DRUMS: Defeasible Reasoning and Uncertainty Management Systems*, AI Communications, Volume 6, Issue 1, pag. 27-46.

Brewka G. 1989, *Preferred Subtheories: An Extended Logical Framework for Default Reasoning*, Detroit, Proceedings of International Joint Conference in Artificial Intelligence.

Birkhoff G. 1967 (3), *Lattice Theory*, American Mathematical Society.

Chellas B. 1980, *Modal Logic: An Introduction*, Cambridge University Press, pp. 3-64.

Dempster A. 1967, *Upper and Lower Probabilities Induced by Multivalued Mapping*, Ann. Math. Stat., 38, pp. 325-339.