



# Fundamentos de la lógica y los conjuntos neutrosóficos y su papel en la inteligencia artificial

## Fundamentals of neutrosophic logic and sets and their role in artificial intelligence

Florentin Smarandache<sup>1</sup>, Maikel Leyva-Vázquez<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Mathematics & Science Department, University of New Mexico. 705 Gurley Ave., Gallup, NM 87301, USA. e-mail: fsmarandache@gmail.com

<sup>2</sup> Universidad de Guayaquil, Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas, Guayaquil Ecuador. Email: mleyvaz@gmail.com

**Abstract:** Neutrosophy is a new branch of philosophy which studies the origin, nature and scope of neutralities. This has formed the basis for a series of mathematical theories that generalize the classical and fuzzy theories such as the neutrosophic sets and the neutrosophic logic. In the paper, the fundamental concepts related to neutrosophy and its antecedents are presented. Additionally, fundamental concepts of artificial intelligence will be defined and how neutrosophy has come to strengthen this discipline.

Keywords: neutrosophy, neutrosophic logic, neutrosophic sets, artificial intelligence.

### 1. Introducción

La neutrosofía es una nueva rama de la filosofía [1] la cual estudia el origen, naturaleza y alcance de las neutralidades, así como sus interacciones con diferentes espectros ideacionales: (A) es una idea, proposición, teoría, evento, concepto o entidad; anti (A) es el opuesto de (A); y (neut-A) significa ni (A) ni anti (A), es decir, la neutralidad entre los dos extremos [2]. Etimológicamente neutron-sofía [Frances neutre < Latin neuter, neutral, y griego sophia, conocimiento] significa conocimiento de los pensamiento neutrales y comenzó en 1995.

Su teoría fundamental afirma que toda idea < A > tiende a ser neutralizada, disminuida, balaceada por <noA> las ideas (no solo <antiA> como Hegel planteó)- como un estado de equilibrio.

<noA> = lo que no es <A> ,

<antiA> = lo opuesto a <A> , y

<neutA> = los que no es <A> ni <antiA> .

En su forma clásica <A> , <neutA> , <antiA> son disjuntos de dos en dos.

Como en varios casos los límites entre conceptos son vagos a imprecisas, es posible que <A> , <neutA> , <antiA> (y <nonA> por supuesto) tengan partes comunes dos en dos también.

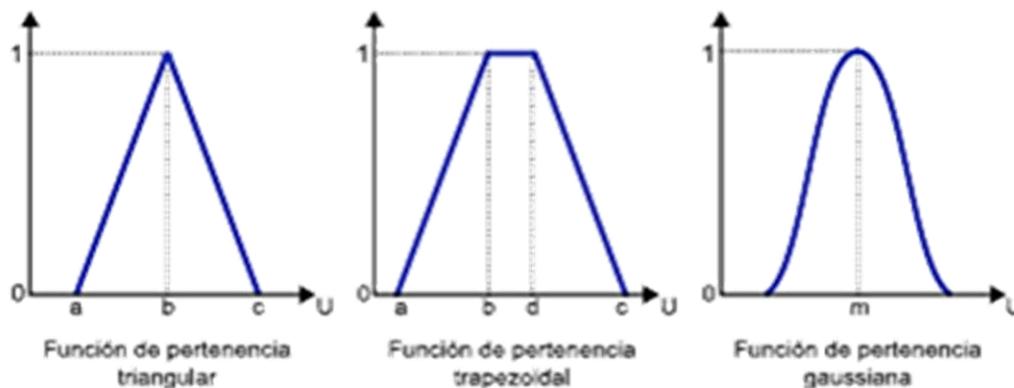
Esta teoría ha constituido la base para la lógica neutrosófica [3], los conjuntos neutrosófica [4], la probabilidad neutrosófica , y la estadística neutrosófica y multiples aplicaciones prácticas [5].

### Antecedentes

El conjunto difuso (FS por sus siglas en inglés) fue introducido por L. Zadeh [6] en 1965, planteando que cada elemento tiene un grado de pertenencia . la teoría clásica de conjuntos, añadiendo una función de pertenencia [7].

La función de pertenencia o inclusión  $\mu_a(t)$  indica el grado n en que la variable t está incluida en el concepto

representado por la etiqueta  $A$  [8]. Para la definición de estas funciones de pertenencia se utilizan convenientemente ciertas familias de funciones, por coincidir con el significado lingüístico de las etiquetas más utilizadas. Las más utilizadas con mayor frecuencia son triangular, trapezoidal y gaussiana (Figura 1).



**Figura 1** Representación gráfica de las funciones de pertenencia triangular, trapezoidal y gaussiana [9].

El conjunto difuso intuicionista (IFS por sus siglas en inglés) en un universo  $X$  fue introducido por K. Atanassov [10] como una generalización de los FS, donde además del grado de pertenencia  $\mu_A(x) \in [0,1]$  de cada elemento  $x$  a un conjunto  $A$  se consideró un grado de no pertenencia  $\nu_A(x) \in [0,1]$ , pero tal que para  $x \in X$ ,  $\mu_A(x) + \nu_A(x) \leq 1$ .

Otro antecedente lo encontramos Belnap [11] definió una lógica de cuatro valores, con verdadero (T), falso (F), desconocida (U) y contradictorio (C). Utilizó bi-retículo donde los cuatro componentes estaban interrelacionados.

Se propuso término "neutrosófico" porque "neutrosófico" proviene etimológicamente de la "neutrosofía", que significa conocimiento del pensamiento neutro, y este tercer / neutral representa la distinción principal, es decir, la parte neutra / indeterminada / desconocida (además de la "verdad" / "pertenencia" y "falsedad" Componentes de "no pertenencia" que aparecen en la lógica borrosa / conjunto). NL es una generalización de la lógica difusa de Zadeh (LD), y especialmente de la lógica difusa intuitiva (LDI) de Atanassov, y de otras lógicas.

#### Conceptos Fundamentales

Sea  $U$  ser un universo de discurso, y  $M$  un conjunto incluido en  $U$ . Un elemento  $x$  de  $U$  se anota con respecto al conjunto  $M$  como  $x(T, I, F)$  y pertenece a  $M$  de la siguiente manera: es  $t\%$  verdadero en el conjunto,  $i\%$  indeterminado (desconocido) en el conjunto, y  $f\%$  falso, donde  $t$  varía en  $T$ ,  $i$  varía en  $I$  y  $f$  varía en  $F$ . Estáticamente  $T, I, F$  son subconjuntos, pero dinámicamente  $T, I, F$  son funciones / operadores que dependen de muchos parámetros conocidos o desconocidos.

Los conjuntos neutrosóficos generalizan el conjunto difuso (especialmente el conjunto difuso e intuicionista), el conjunto paraconsistente, el conjunto intuitivo, etc.

Consideremos el intervalo de unidades no estándar  $] - 0, 1 + [$ , con bordes izquierdo y derecho vagos, imprecisos; Sea  $T, I, F$  los subconjuntos estándar o no estándar de  $] - 0, 1 + [$ ;

La Lógica Neutrosófica (LN) [3] es una lógica en la que cada proposición es  $T\%$  verdadera,  $I\%$  indeterminada, y  $F\%$  falsa;

$$-0 \leq \inf T + \inf I + \inf F \leq \sup T + \sup I + \sup F \leq 3+;$$

$T, I, F$  no son intervalos necesarios, sino cualquier conjunto (intervalos discretos, continuos, abiertos o cerrados o semi-abiertos / semi-cerrados, intersecciones o uniones de los conjuntos anteriores, etc.);

Ejemplo: la proposición  $P$  está entre 30-40% o 45-50% verdadera, 20% indeterminada y 60% o entre 66-70%

falsa (según diversos analizadores o parámetros);

El componente I, la indeterminación, se puede dividir en más subcomponentes para captar mejor la información vaga con la que trabajamos y, por ejemplo, podemos obtener respuestas más precisas a los Sistemas de Respuestas a Preguntas iniciadas por Zadeh [12].

En la lógica de cuatro valores de Belnap [11], la indeterminación se dividió en Incertidumbre (U) y Contradicción (C), pero estaban interrelacionadas.

Con respecto a la lógica difusa intuicionista En la LN no hay restricciones en T, I, F, mientras que en LDI la suma de componentes (o sus límites superiores) = 1; así la LN puede caracterizar la información incompleta (suma < 1), información paraconsistente (suma > 1).

### 3. Neutrosfía y números SVN

La neutrosfía como ya fue abordado fue propuesta por y Smarandache [13] para el tratamiento de la neutralidades. Esta ha formado las bases para una serie de teorías matemáticas que generalizan las teorías clásicas y difusas tales como los conjuntos neutrosóficos y la lógica neutrosófica[14].

La definición original de valor de verdad en la lógica neutrosófica es mostrado a continuación [15]:

sean  $N = \{(T, I, F) : T, I, F \subseteq [0, 1]\}$ , una valuación neutrosófica es un mapeo de un grupo de fórmulas proposicionales a  $N$ , esto es que por cada sentencia  $p$  tenemos:

$$v(p) = (T, I, F) \quad (1.1)$$

Con el propósito facilitar la aplicación práctica a problema de la toma de decisiones y de la ingeniería se realizó la propuesta los conjuntos neutrosóficos de valor único [16] (SVNS por sus siglas en inglés) los cuales permiten el empleo de variable lingüísticas [17] lo que aumenta la interpretabilidad en los modelos de recomendación y el empleo de la indeterminación.

Sea  $X$  un universo de discurso. Un SVNS  $A$  sobre  $X$  es un objeto de la forma.

$$A = \{ \langle x, u_A(x), r_A(x), v_A(x) \rangle : x \in X \} \quad (2)$$

donde  $u_A(x) : X \rightarrow [0, 1]$ ,  $r_A(x) : X \rightarrow [0, 1]$  y  $v_A(x) : X \rightarrow [0, 1]$  con  $0 \leq u_A(x) + r_A(x) + v_A(x) \leq 3$  para todo  $x \in X$ . El intervalo  $u_A(x)$ ,  $r_A(x)$  y  $v_A(x)$  denotan las membrecías a verdadero, indeterminado y falso de  $x$  en  $A$ , respectivamente. Por cuestiones de conveniencia un número SVN será expresado como  $A = (a, b, c)$ , donde  $a, b, c \in [0, 1]$ , y  $a + b + c \leq 3$ . Los números SVN han presentado múltiples aplicaciones en el campo de la Inteligencia Artificial

### 4. Inteligencia Artificial y la neutrosfía

La Inteligencia Artificial (IA) ha llegado más allá de la ciencia ficción, hoy en día es parte de nuestra vida cotidiana, desde el uso de un asistente personal virtual para organizar nuestra agenda, hasta que nuestros teléfonos sugieran canciones que nos pueden gustar. Más allá de facilitar nuestras vidas, los sistemas inteligentes nos están ayudando a resolver algunos de los mayores desafíos del mundo: tratar enfermedades crónicas, luchar contra el cambio climático y anticipar las amenazas meteorológicas. AI es una de las tecnologías más estratégicas del siglo XXI y con su llegada se crearán numerosos puestos de trabajo, pero otros desaparecerán y la mayoría sufrirá transformaciones [18].

Una definición de Inteligencia Artificial se propone en [19] como la ciencia, que busca la comprensión profunda de la Inteligencia. La definición de esta capacidad, la comprensión de sus límites y alcances, así como su caracterización constituyen un problema de alta complejidad.

Las áreas fundamentales de la Inteligencia Artificial son las siguientes [20]:

Representación del conocimiento y razonamiento

Aprendizaje automático

Procesamiento del lenguaje natural

Visión por computadoras

Robótica

Reconocimiento automático del habla

El Test de Turing[21] es uno de los criterios de vida mental más debatidos y polémicos desde el punto de vista filosófico relacionado a la Inteligencia Artificial. Turing plantea que, si la máquina logra convencer a los jueces humanos, resulta justificado creer que es inteligente y pensante, debido a su capacidad para suplantar a humanos mediante comportamiento lingüístico [22].

Un elemento importante en la Inteligencia Artificial es el aprendizaje automático. El aprendizaje automático es una rama de la Inteligencia Artificial que tiene como objetivo lograr que las computadoras aprendan. Existen 5 paradigmas fundamentales de la aprendizaje automático [23]:

- Algoritmos evolutivos,
- Conexionismo y redes neuronales,
- Simbolismo,
- Redes bayesianas,
- Razonamiento por analogía

Otra área de gran importancia y actualidad para la Inteligencia Artificial son los agentes conversacionales. Existen dos tipos de agentes conversacionales fundamentales, los llamados chatbot y los agentes virtuales [24].

Los agentes conversacionales responden a guiones predeterminado de dialogo y los agentes virtuales responden a preguntas más complejas adicionalmente los primeros son distribuidos fundamentalmente por aplicaciones de mensajería. Los chatbots por su parte pueden ser definidos como robots que interactúa con usuarios a través de un chat simulando ser un operador o una persona en tiempo real, excelentes para optimizar la experiencia del usuario, gestionar pedidos y resolver sus necesidades [25]. Un agente virtual por su parte es un asistente personal inteligente que puede realizar tareas u ofrecer servicios a un individuo generalmente controlados mediante la voz [26].

Otra area de relevancia es la lógica difusa y la representacion de la incertidumbre y su empleo para representar sistemas complejos [27]. Los modelos causales son herramientas empleados para la ayuda a la toma de decisiones [28, 29].

la causalidad desde un punto de vista computacional, requiere de modelos causales imprecisos que contemplen la incertidumbre [30]. La teoría de los conjuntos difusos o borrosos fue introducida por Zadeh [31] ofreciendo un marco adecuado en el tratamiento de la causalidad imperfecta, haciendo uso de la vaguedad. Para la expresión del grado de causalidad entre conceptos se pueden emplear expresiones lingüísticas como "negativamente fuerte", "positivamente fuerte", "negativamente débil", "positivamente débil", etc.[32, 33]. Los mapas cognitivos difusos[34] es una técnica creada por Kosko como una extensión de los mapas cognitivos utilizando lógica borrosa [35] los cuales son empleados para el razonamiento causal y la representacion y análisis de modelos mentales [36]. Daveport [37] plantea la necesidad de que los agentes inteligentes construyan modelos mentales incluso de situaciones ficticias.

Es en este campo de la representación de la incertidumbre en que la neutrosofía ha realizado aportes fundamentales a

la IA. Como ya fue planteada la lógica neutrosófica es una generalización de la lógica difusa basada en el concepto de neutrosofía [38, 39]. Una matriz neutrosófica, por su parte, es una matriz donde los elementos  $a = (a_{ij})$  han sido reemplazados por elementos en  $\langle R \cup I \rangle$ , donde  $\langle R \cup I \rangle$  es un anillo neutrosófica entero [40].

Un grafo neutrosófico es un grafo en el cual al menos un arco es un arco neutrosófico [41]. La matriz de adyacencia neutrosófica Los bordes significan: 0 = no hay conexión entre nudos, 1 = conexión entre nudos, I = conexión indeterminada (desconocida si es o si no). Tales nociones no se utilizan en la teoría difusa, un ejemplo de muestra a continuación:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & I & 0 & I \\ 1 & 0 & I & 0 & 0 \\ I & I & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ I & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Si la indeterminación es introducida en un mapa cognitivo [42] entonces es llamado un mapa cognitivo neutrosófico, el cual resulta especialmente útil en la representación del conocimiento causal [38, 43].

## Conclusiones

La neutrosofía es una nueva rama de la filosofía la cual estudia el origen, naturaleza y alcance de las neutralidades. Esta ha formado las bases para una serie de teorías matemáticas que generalizan las teorías clásicas y difusas tales como los conjuntos neutrosóficos y la lógica neutrosófica. En el trabajo se presentaron los conceptos fundamentales relacionados con la neutrosofía y sus antecedentes. Adicionalmente se definieron conceptos fundamentales de la inteligencia artificial y cómo la neutrosofía ha venido a fortalecer esta disciplina.

## Referencias

1. Smarandache, F., Neutrosophy, a new Branch of Philosophy. 2002: Infinite Study.
2. Bal, M., M.M. Shalla, and N. Olgun, Neutrosophic Triplet Cosets and Quotient Groups. *Symmetry*, 2018. 10(4): p. 126.
3. Smarandache, F., A Unifying Field in Logics: Neutrosophic Logic, in *Philosophy*. 1999, American Research Press. p. 1-141.
4. Haibin, W., et al., Single valued neutrosophic sets. 2010: Infinite Study.
5. Smarandache, F., A Unifying Field in Logics: Neutrosophic Logic. *Neutrosophy, Neutrosophic Set, Neutrosophic Probability: Neutrosophic Logic: Neutrosophy, Neutrosophic Set, Neutrosophic Probability*. 2003: Infinite Study.
6. Zadeh, L.A., *Information and Control*.-NY, 1965(8/3): p. 338-353.
7. Brio, B.M.d. and A.S. Molina, *Redes Neuronales y Sistemas Borosos*. Segunda Edición ed. 2001: Alfaomega.
8. Klir, G.J. and B. Yuan, *Fuzzy sets and fuzzy logic*. 1995: Prentice Hall New Jersey.
9. Espinilla Estévez, M., Nuevos modelos de evaluación sensorial con información lingüística, in *Departamento de Informática*. 2009, Universidad de Jaén: Jaen.
10. Atanassov, K.T., Intuitionistic fuzzy sets. *Fuzzy sets and Systems*, 1986. 20(1): p. 87-96.
11. Belnap, N.D., A useful four-valued logic, in *Modern uses of multiple-valued logic*. 1977, Springer. p. 5-37.
12. Zadeh, L.A. From search engines to question-answering systems the need for new tools. in *Fuzzy Systems, 2003. FUZZ'03. The 12th IEEE International Conference on*. 2003. IEEE.
13. Smarandache, F., A Unifying Field in Logics: Neutrosophic Logic. *Philosophy*, 1999: p. 1-141.
14. Smarandache, F., A Unifying Field in Logics: Neutrosophic Logic. *Neutrosophy, Neutrosophic Set, Neutrosophic Probability: Neutrosophic Logic. Neutrosophy, Neutrosophic Set, Neutrosophic Probability*. 2005: Infinite Study.
15. Wang, H., et al., *Interval Neutrosophic Sets and Logic: Theory and Applications in Computing: Theory and Applications in Computing*. 2005: Hexis.
16. Wang, H., et al., Single valued neutrosophic sets. *Review of the Air Force Academy*, 2010(1): p. 10.
17. Vázquez, M.Y.L., et al., Modelo para el análisis de escenarios basados en mapas cognitivos difusos: estudio de caso en software biomédico. *Ingeniería y Universidad: Engineering for Development*, 2013. 17(2): p. 375-390.
18. Vázquez, M.L., et al., Facebook como herramienta para el aprendizaje colaborativo de la inteligencia artificial. *Didasc@lia: Didáctica y Educación*, 2018. 9(1).
19. Herrera, L. and D. Muñoz, Inteligencia artificial y lenguaje natural. *Lenguas Modernas*, 2017(19): p. 157-165.
20. Wollowski, M., et al. A Survey of Current Practice and Teaching of AI. in *AAAI*. 2016.
21. Turing, A.M., Computing machinery and intelligence. *Mind*, 1950. 59(236): p. 433-460.
22. González, R., El Test de Turing: Dos mitos, un dogma. *Revista de filosofía*, 2007. 63: p. 37-53.
23. Domingos, P., *The master algorithm: How the quest for the ultimate learning machine will remake our world*. 2015: Basic Books.
24. D'Haro, L.F., et al., CLARA: a multifunctional virtual agent for conference support and touristic information, in *Natural Language Dialog Systems and Intelligent Assistants*. 2015, Springer. p. 233-239.
25. McTear, M., Z. Callejas, and D. Griol, *The Conversational Interface: Talking to Smart Devices*. 2016: Springer International Publishing.
26. Pant, T., *Building a Virtual Assistant for Raspberry Pi: The practical guide for constructing a voice-controlled virtual assistant*. 2016: Apress.
27. Leyva-Vázquez, M., et al., Técnicas para la representación del conocimiento causal: un estudio de caso en Informática Médica. *Revista Cubana de Información en Ciencias de la Salud*, 2013. 24: p. 73-83.

28. Sharif, A.M. and Z. Irani, Applying a fuzzy-morphological approach to complexity within management decision making. 2006, Emerald Group Publishing Limited. p. 930-961.
29. Glykas, M., Fuzzy Cognitive Maps: Advances in Theory, Methodologies, Tools and Applications. 2010: Springer Verlag.
30. Puente Agueda, C., Causality in Science. Pensamiento Matemático, 2011(1): p. 12.
31. Zadeh, L.A., Fuzzy sets. Information and Control, 1965. 8(3): p. 338-353.
32. Sokar, I.Y., et al., KPIs Target Adjustment Based on Trade-off Evaluation Using Fuzzy Cognitive Maps. Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 2011. 5(12): p. 2048-2053.
33. Pérez-Teruel, K., et al., Computación con palabras en la toma de decisiones mediante mapas cognitivos difusos. Revista Cubana de Ciencias Informáticas, 2014. 8: p. 19-34.
34. Leyva-Vázquez, M., et al., The Extended Hierarchical Linguistic Model in Fuzzy Cognitive Maps, in Technologies and Innovation: Second International Conference, CITI 2016, Guayaquil, Ecuador, November 23-25, 2016, Proceedings, R. Valencia-García, et al., Editors. 2016, Springer International Publishing: Cham. p. 39-50.
35. Kosko, B., Fuzzy cognitive maps. International Journal of Man-Machine Studies, 1986. 24(1): p. 65-75.
36. Pérez-Teruel, K., M. Leyva-Vázquez, and V. Estrada-Sentí, Mental Models Consensus Process Using Fuzzy Cognitive Maps and Computing with Words. Ingeniería y Universidad, 2015. 19: p. 173-188.
37. Davenport, D., Explaining Everything, in Fundamental Issues of Artificial Intelligence, V.C. Müller, Editor. 2016, Springer International Publishing: Cham. p. 341-354.
38. Smarandache, F., A unifying field in logics: neutrosophic logic. Neutrosophy, neutrosophic set, neutrosophic probability and statistics. 2005: American Research Press.
39. Vera, M., et al., Las habilidades del marketing como determinantes que sustentaran la competitividad de la Industria del arroz en el cantón Yaguachi. Aplicación de los números SVN a la priorización de estrategias. Neutrosophic Sets & Systems, 2016. 13.
40. Kandasamy, W.V. and F. Smarandache, Fuzzy Neutrosophic Models for Social Scientists. 2013: Education Publisher Inc.
41. Kandasamy, W.B.V. and F. Smarandache, Fuzzy cognitive maps and neutrosophic cognitive maps. 2003: American Research Press.
42. Leyva-Vázquez, M., et al. The Extended Hierarchical Linguistic Model in Fuzzy Cognitive Maps. in Technologies and Innovation: Second International Conference, CITI 2016, Guayaquil, Ecuador, November 23-25, 2016, Proceedings 2. 2016. Springer.
43. Leyva-Vázquez, M., et al., Técnicas para la representación del conocimiento causal: un estudio de caso en Informática Médica. Revista Cubana de información en ciencias de la salud, 2013. 24(1): p. 73-83.