



Selección de Herramientas de Business Intelligence mediante AHP-TOPSIS Neutrosófico con Cadena de Expertos basada en Modelos de Lenguaje de Gran Escala

Selection of Business Intelligence Tools using AHP-TOPSIS Neutrosophic with Expert Chain based on Large Scale Language Models

Autores

¹Luis Dominguez

¹Universida Bolivarian Del Ecuador, luis.dominguez818@gmail.com

RESUMEN

La selección de herramientas de Business Intelligence (BI) constituye un problema de decisión multicriterio caracterizado por alta incertidumbre, información incompleta y juicios contradictorios entre stakeholders. Este estudio aborda la evaluación de alternativas de software BI considerando criterios de integración con fuentes de datos relacionales, curva de aprendizaje, capacidades en la nube y costos de licenciamiento. Se propone un marco metodológico híbrido que integra el Proceso Analítico Jerárquico (AHP) y la Técnica para el Orden de Preferencia por Similitud con la Solución Ideal (TOPSIS) bajo el paradigma de Conjuntos Neutrosóficos de Valor Único (SVNS). **El proceso de decisión fue soportado por una Cadena de Expertos Neutrosófica implementada mediante Modelos de Lenguaje de Gran Escala (LLM).** La arquitectura de expertos incluye roles especializados en dominio tecnológico, métodos MCDM, lógica neutrosófica, consenso y agregación. Los resultados demuestran que la incorporación de componentes de indeterminación (I) captura de manera más realista la incertidumbre inherente al proceso evaluativo, mientras que la Cadena de Expertos mejora la consistencia y robustez del ranking final. El análisis comparativo entre el enfoque clásico y neutrosófico revela diferencias significativas en la ordenación de alternativas, validando la pertinencia del método propuesto para contextos organizacionales con información imprecisa.

Palabras clave: Conjuntos Neutrosóficos de Valor Único; Business Intelligence; AHP-TOPSIS Neutrosófico; Cadena de Expertos; Toma de Decisiones Multicriterio; Modelos de Lenguaje de Gran Escala; Incertidumbre; Selección de Software.

ABSTRACT

The selection of Business Intelligence (BI) tools is a multi-criteria decision problem characterized by high uncertainty, incomplete information, and conflicting judgments among stakeholders. This study addresses the evaluation of BI software alternatives considering

criteria such as integration with relational data sources, learning curve, cloud capabilities, and licensing costs. A hybrid methodological framework is proposed, integrating the Analytic Hierarchy Process (AHP) and the Technique for Ordering Preference by Similarity to the Ideal Solution (TOPSIS) under the paradigm of Single-Value Neutrosophic Sets (SVNS). The decision process was supported by a Neutrosophic Expert Chain implemented using Large-Scale Language Models (LLM). The expert architecture includes roles specializing in technological domains, MCDM methods, neutrosophic logic, consensus, and aggregation. The results demonstrate that incorporating indeterminacy (I) components more realistically captures the uncertainty inherent in the evaluation process, while the Expert Chain improves the consistency and robustness of the final ranking. A comparative analysis between the classical and neutrosophic approaches reveals significant differences in the ranking of alternatives, validating the suitability of the proposed method for organizational contexts with imprecise information.

Keywords: Neutrosophic Single Value Sets; Business Intelligence; Neutrosophic AHP-TOPSIS; Expert Chain; Multicriteria Decision Making; Large-Scale Language Models; Uncertainty; Software Selection.

1. INTRODUCCIÓN

La transformación digital de las organizaciones contemporáneas ha posicionado a las herramientas de Business Intelligence (BI) como componentes estratégicos fundamentales para la toma de decisiones basada en datos [1]. Sin embargo, la proliferación de soluciones tecnológicas en el mercado genera un problema de decisión multicriterio (MCDM) complejo, donde los decisores enfrentan información incompleta, evaluaciones subjetivas contradictorias y niveles variables de incertidumbre sobre el desempeño futuro de cada alternativa [2].

El contexto operacional específico que motiva esta investigación corresponde a una organización que requiere seleccionar una herramienta BI con las siguientes restricciones: (a) integración nativa con fuentes de datos relacionales, (b) curva de aprendizaje reducida para acelerar la adopción, (c) capacidades de operación en entornos cloud, y (d) esquema de licenciamiento de bajo costo. Estas restricciones, aunque aparentemente claras, generan zonas de indeterminación cuando se contrastan con las capacidades reales de las alternativas disponibles en el mercado.

La teoría clásica de decisión multicriterio, representada por métodos como AHP [3] y TOPSIS [4], asume que los juicios de los expertos pueden expresarse mediante valores numéricos precisos. No obstante, esta suposición resulta inadecuada cuando: (i) los expertos no pueden distinguir claramente entre alternativas cercanas, (ii) existe información contradictoria proveniente de diferentes fuentes, o (iii) algunos criterios presentan datos faltantes o no verificables [5].

La teoría de Conjuntos Neutrosóficos, introducida por Smarandache [6], extiende la lógica difusa al incorporar tres componentes independientes: grado de verdad (T), grado de indeterminación (I) y grado de falsedad (F). Esta formulación permite modelar simultáneamente la certeza, la incertidumbre y la contradicción presentes en juicios humanos complejos [7].

Las contribuciones principales de este trabajo son:

1. **Formulación del problema de selección de herramientas BI** como un caso MCDM bajo incertidumbre neutrosófica, identificando explícitamente las fuentes de indeterminación.
2. **Desarrollo de un marco AHP-TOPSIS Neutrosófico** que integra la ponderación de criterios mediante comparaciones pareadas neutrosóficas con la evaluación de alternativas respecto a soluciones ideales.



3. **Implementación de una Cadena de Expertos (CoE) basada en LLM** que estructura el proceso de decisión mediante roles especializados, mejorando la consistencia, transparencia y reproducibilidad metodológica.
4. **Análisis comparativo y de sensibilidad** que demuestra las ventajas del enfoque neutrosófico frente a métodos clásicos en contextos de alta incertidumbre.

El resto del artículo se organiza como sigue: la Sección 2 presenta los materiales y métodos, incluyendo preliminares neutrosóficos y la arquitectura de la Cadena de Expertos; la Sección 3 reporta los resultados; la Sección 4 desarrolla el análisis de sensibilidad; la Sección 5 discute las implicaciones; y la Sección 6 concluye con direcciones futuras.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Problema de Decisión y Fuentes de Datos

Naturaleza del caso de estudio: El presente trabajo constituye un caso mixto que combina elementos reales del mercado de herramientas BI con perfiles de expertos simulados bajo reglas explícitas y reproducibles. Las alternativas evaluadas corresponden a productos comerciales reales, mientras que los juicios de preferencia fueron generados mediante simulación controlada para garantizar la reproducibilidad científica.

Alternativas evaluadas (A):

Sea $A = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\}$ el conjunto de alternativas:

- i. **A₁: Power BI** (Microsoft) – Solución líder con fuerte integración en ecosistema Microsoft, modelo de licenciamiento por usuario.
- ii. **A₂: Tableau Public/Tableau** – Plataforma reconocida por capacidades de visualización avanzada, múltiples opciones de licencia.
- iii. **A₃: Metabase** – Herramienta open-source con interfaz intuitiva, orientada a usuarios no técnicos.
- iv. **A₄: Apache Superset** – Proyecto open-source de Apache Foundation, altamente extensible.
- v. **A₅: Looker Studio** (Google) – Solución cloud-native gratuita con integración al ecosistema Google.

Justificación de inclusión/exclusión: Se incluyeron alternativas que representan diferentes segmentos del mercado (propietario vs. open-source, cloud-native vs. on-premise, gratuito vs. licenciado). Se excluyeron soluciones empresariales de alto costo (SAP BusinessObjects, IBM Cognos) por no cumplir la restricción de licenciamiento económico, y herramientas excesivamente especializadas (Qlik Sense) por requerir curvas de aprendizaje elevadas.

Criterios de evaluación (C):



Sea $C = \{C_1, C_2, C_3, C_4, C_5\}$ el conjunto de criterios:

Tabla 1: Matriz de criterios y su caracterización

ID	Criterio	Naturaleza	Escala	Fuente de indeterminación
C ₁	Integración relacional	Beneficio	[0,10]	Variabilidad en conectores específicos
C ₂	Curva de aprendizaje	Costo	[0,10]	Dependencia del perfil del usuario
C ₃	Capacidades cloud	Beneficio	[0,10]	Evolución continua de funcionalidades
C ₄	Costo de licencia	Costo	[0,10]	Modelos de pricing variables
C ₅	Soporte/comunidad	Beneficio	[0,10]	Subjetividad en calidad percibida

b. Preliminares Neutrosóficos

Definición 1 (Conjunto Neutrosófico). Sea X un universo de discurso. Un conjunto neutrosófico A en X se define como:

$$A = \{ \langle x, T_A(x), I_A(x), F_A(x) \rangle : x \in X \}$$

donde $T_A(x)$, $I_A(x)$, y $F_A(x)$ representan las funciones de membresía de verdad, indeterminación y falsedad, respectivamente, sin restricciones sobre su suma [6].

Definición 2 (Conjunto Neutrosófico de Valor Único - SVN). Un SVN A en X es un conjunto neutrosófico donde $T_A(x), I_A(x), F_A(x) \in [0, 1]$ para todo $x \in X$, y satisface:

$$0 \leq T_A(x) + I_A(x) + F_A(x) \leq 3$$

Un número neutrosófico de valor único (SVNN) se denota como $\tilde{a} = \langle T, I, F \rangle$ [8].

Definición 3 (Operaciones con SVNN). Sean $\tilde{a}_1 = \langle T_1, I_1, F_1 \rangle$ y $\tilde{a}_2 = \langle T_2, I_2, F_2 \rangle$ dos SVNN. Se definen las operaciones:

$$\text{Suma: } \tilde{a}_1 \oplus \tilde{a}_2 = \langle T_1 + T_2 - T_1 T_2, I_1 I_2, F_1 F_2 \rangle$$

$$\text{Producto: } \tilde{a}_1 \otimes \tilde{a}_2 = \langle T_1 T_2, I_1 + I_2 - I_1 I_2, F_1 + F_2 - F_1 F_2 \rangle$$

Multiplicación escalar ($\lambda > 0$): [ECUACIÓN 5]

$$\lambda \tilde{a}_1 = \langle 1 - (1 - T_1)^\lambda, I_1^\lambda, F_1^\lambda \rangle$$

Definición 4 (Función Score y Accuracy). Para un SVNN $\tilde{a} = \langle T, I, F \rangle$:

$$\text{Función Score: } S(\tilde{a}) = (3 + T - 2I - F) / 4$$

$$\text{Función Accuracy: } H(\tilde{a}) = T - F$$

La comparación se realiza mediante: $\tilde{a}_1 > \tilde{a}_2$ si $S(\tilde{a}_1) > S(\tilde{a}_2)$, o si $S(\tilde{a}_1) = S(\tilde{a}_2)$ entonces $\tilde{a}_1 > \tilde{a}_2$ si $H(\tilde{a}_1) > H(\tilde{a}_2)$ [9].

Definición 5 (Distancia Euclidiana Neutrosófica). La distancia entre dos SVN $\tilde{a}_1$ y $\tilde{a}_2$ es:

$$d(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2) = \sqrt{[(1/3)((T_1-T_2)^2 + (I_1-I_2)^2 + (F_1-F_2)^2)]}$$

c. Marco AHP-TOPSIS Neutrosófico

Fase 1: AHP Neutrosófico para Ponderación de Criterios

Paso 1.1. Construcción de la matriz de comparación pareada neutrosófica $\tilde{M} = [\tilde{m}_{ij}]_{n \times n}$ donde cada elemento es un SVN expresando la preferencia del criterio i sobre el criterio j .

Paso 1.2. Escala de comparación neutrosófica:

Tabla 2: Escala de Saaty Neutrosófica

Importancia	Escala clásica	SVN $\langle T, I, F \rangle$
Igual	1	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$
Moderadamente mayor	3	$\langle 0.65, 0.35, 0.30 \rangle$
Fuertemente mayor	5	$\langle 0.75, 0.25, 0.20 \rangle$
Muy fuertemente mayor	7	$\langle 0.85, 0.15, 0.10 \rangle$
Extremadamente mayor	9	$\langle 0.95, 0.05, 0.05 \rangle$

Paso 1.3. Cálculo del vector de pesos neutrosófico. Para cada criterio i :

$$\tilde{w}_i = (1/n) \bigoplus_{j=1}^n \tilde{m}_{ij}$$

Paso 1.4. Desneutrosificación de pesos mediante función Score:

$$w_i = S(\tilde{w}_i) / \sum_{k=1}^n S(\tilde{w}_k)$$

Paso 1.5. Verificación de consistencia neutrosófica mediante índice CI_n :

$$CI_n = (\lambda_{\max} - n) / (n - 1)$$

donde $\lambda_{\max}$ se calcula a partir de los valores Score de la matriz. $CR_n = CI_n / RI_n < 0.10$ indica consistencia aceptable.

Fase 2: TOPSIS Neutrosófico para Ranking de Alternativas

Paso 2.1. Construcción de la matriz de decisión neutrosófica $\tilde{D} = [\tilde{d}_{ij}]_{m \times n}$ donde $\tilde{d}_{ij} = \langle T_{ij}, I_{ij}, F_{ij} \rangle$ representa la evaluación de la alternativa i respecto al criterio j .

Paso 2.2. Normalización (no requerida para SVN en $[0,1]$).



Paso 2.3. Ponderación de la matriz:

$$\tilde{v}_{ij} = w_j \cdot \tilde{d}_{ij} = \langle 1 - (1 - T_{ij})^w, I_{ij}^w, F_{ij}^w \rangle$$

Paso 2.4. Determinación de soluciones ideales:

$$\text{Solución Ideal Positiva (PIS): } \tilde{A}^+ = \{\tilde{v}_1^+, \tilde{v}_2^+, \dots, \tilde{v}_n^+\}$$

donde $\tilde{v}_j^+ = \langle 1, 0, 0 \rangle$ para criterios de beneficio y $\tilde{v}_j^+ = \langle 0, 1, 1 \rangle$ para criterios de costo.

$$\text{Solución Ideal Negativa (NIS): } \tilde{A}^- = \{\tilde{v}_1^-, \tilde{v}_2^-, \dots, \tilde{v}_n^-\}$$

donde $\tilde{v}_j^- = \langle 0, 1, 1 \rangle$ para beneficio y $\tilde{v}_j^- = \langle 1, 0, 0 \rangle$ para costo.

$$\text{Paso 2.5. Cálculo de distancias: } D_i^+ = \sum_{j=1}^n d(\tilde{v}_{ij}, \tilde{v}_j^+)$$

$$D_i^- = \sum_{j=1}^n d(\tilde{v}_{ij}, \tilde{v}_j^-)$$

Paso 2.6. Coeficiente de cercanía relativa:

$$CC_i = D_i^- / (D_i^+ + D_i^-)$$

El ranking final ordena las alternativas por CC_i descendente.

Arquitectura de la Cadena de Expertos y Definición de Roles

La Cadena de Expertos Neutrosófica (CoE-N) constituye una arquitectura de procesamiento colaborativo implementada mediante Modelos de Lenguaje de Gran Escala (LLM), donde cada nodo asume un rol especializado con responsabilidades definidas [10]. Esta estructura garantiza separación de competencias, trazabilidad del proceso decisional y mecanismos de consenso explícitos.

Experto 1: Dominio Tecnológico (E-DT)

*Competencias: * Conocimiento especializado en herramientas de Business Intelligence, arquitecturas de datos, ecosistemas cloud.

Tareas delegadas al LLM:

- i. Caracterización técnica de cada alternativa ($A_1, \dots, A_s$)
- ii. Identificación de fortalezas y limitaciones por criterio
- iii. Validación de la relevancia y completitud del conjunto de criterios
- iv. Estimación inicial de evaluaciones $\langle T, I, F \rangle$ basadas en conocimiento del dominio

Experto 2: MCDM (E-MCDM)

Competencias: Métodos de decisión multicriterio, AHP, TOPSIS, análisis de sensibilidad.

*Tareas delegadas al LLM: *



- v. Estructuración jerárquica del problema de decisión
- vi. Diseño del protocolo de comparación pareada
- vii. Cálculo de índices de consistencia
- viii. Implementación algorítmica de AHP-TOPSIS

Experto 3: Lógica Neutrosófica (E-LN)

Competencias: Teoría de conjuntos neutrosóficos, operadores de agregación, funciones de distancia.

Tareas delegadas al LLM:

- ix. Transformación de juicios lingüísticos a SVN
- x. Definición de reglas para asignar componentes $\langle T, I, F \rangle$
- xi. Validación de propiedades matemáticas de operaciones
- xii. Interpretación semántica de resultados neutrosóficos

Tabla 3: Reglas de modelado de incertidumbre

Situación	T	I	F	Justificación
Información verificada y consistente	≥ 0.7	≤ 0.2	≤ 0.2	Evidencia sólida disponible
Información parcial o desactualizada	0.4-0.6	0.3-0.5	0.3-0.5	Incertidumbre por falta de datos
Opiniones contradictorias entre fuentes	Variable	≥ 0.4	Variable	Conflicto que requiere indeterminación
Criterio subjetivo (ej. usabilidad)	Según exp.	≥ 0.3	Complem.	Inherente variabilidad perceptual
Evolución rápida del mercado	Medio	0.4-0.6	Medio	Volatilidad temporal

Experto 4: Consenso y Consistencia (E-CC)

Competencias: Detección de inconsistencias, resolución de conflictos, protocolos de consenso.

*Protocolo de consenso: *

1. Calcular distancia entre evaluaciones de diferentes expertos
2. Si $d_{\max} > \theta_{\text{umbral}}$, activar proceso de revisión
3. Solicitar justificación de evaluaciones discrepantes

4. Aplicar operador de agregación ponderado por confiabilidad

Experto 5: Agregación (E-AG)

*Competencias: * Operadores de agregación, cálculo de rankings, síntesis de resultados.

Tareas delegadas al LLM:

- Aplicación del algoritmo TOPSIS neutrosófico completo
- Cálculo de distancias a soluciones ideales
- Determinación de coeficientes de cercanía
- Generación del ranking final

Experto 6: Escritor Académico NCML (E-WA)

Competencias: Redacción científica, estándares NCML, documentación metodológica.

*Tareas delegadas al LLM: *

- Estructuración del documento según formato NCML
- Redacción formal de metodología y resultados
- Generación de tablas y descripciones de figuras
- Verificación de coherencia terminológica

d. Detalles de Implementación

Ejecución de la Cadena de Expertos:

El proceso CoE-N se ejecutó de manera secuencial con retroalimentación, donde cada experto procesa las salidas del anterior y puede solicitar revisiones si detecta inconsistencias.

Generación de perfiles de expertos simulados:

Se simularon tres perfiles de expertos con las siguientes características:

Tabla 4: Perfiles de expertos simulados

Perfil	Sesgo característico	Nivel de confianza	Especialización
E ⁽¹⁾	Pro-open source	Moderado (I~0.3)	Técnico
E ⁽²⁾	Pro-ecosistema empresarial	Alto (I~0.2)	Gerencial
E ⁽³⁾	Neutralidad	Variable (I~0.4)	Académico

Reglas de generación de juicios:

1. Para cada alternativa-criterio, se genera un vector base $\langle T_0, I_0, F_0 \rangle$ usando conocimiento del dominio
2. Se aplica perturbación según perfil: $T_p = T_0 + \varepsilon T$, $I_p = I_0 + \varepsilon I$, $F_p = F_0 + \varepsilon F$
3. Se normaliza para cumplir $T + I + F \leq 3$

Supuestos del modelo:

1. Los criterios son mutuamente independientes
2. La escala neutrosófica propuesta captura adecuadamente la semántica de comparación
3. Los perfiles simulados representan diversidad realista de perspectivas
4. El consenso se alcanza mediante agregación ponderada, no por negociación iterativa

3. RESULTADOS

Esta sección presenta los resultados del proceso AHP-TOPSIS Neutrosófico, documentando las salidas de cada componente de la Cadena de Expertos y estableciendo comparaciones entre el enfoque clásico y neutrosófico.

a. Resultados de la Ponderación de Criterios (AHP Neutrosófico)

El Experto E-MCDM, con soporte del E-LN, construyó la matriz de comparación pareada neutrosófica:

Tabla 5: Matriz de comparación pareada neutrosófica de criterios

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
C_1	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$	$\langle 0.60, 0.35, 0.40 \rangle$	$\langle 0.55, 0.40, 0.45 \rangle$	$\langle 0.45, 0.45, 0.55 \rangle$	$\langle 0.65, 0.30, 0.35 \rangle$
C_2	$\langle 0.40, 0.35, 0.60 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$	$\langle 0.55, 0.40, 0.45 \rangle$	$\langle 0.50, 0.45, 0.50 \rangle$	$\langle 0.60, 0.35, 0.40 \rangle$
C_3	$\langle 0.45, 0.40, 0.55 \rangle$	$\langle 0.45, 0.40, 0.55 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$	$\langle 0.40, 0.50, 0.60 \rangle$	$\langle 0.55, 0.40, 0.45 \rangle$
C_4	$\langle 0.55, 0.45, 0.45 \rangle$	$\langle 0.50, 0.45, 0.50 \rangle$	$\langle 0.60, 0.50, 0.40 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$	$\langle 0.70, 0.25, 0.30 \rangle$
C_5	$\langle 0.35, 0.30, 0.65 \rangle$	$\langle 0.40, 0.35, 0.60 \rangle$	$\langle 0.45, 0.40, 0.55 \rangle$	$\langle 0.30, 0.25, 0.70 \rangle$	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$

Los valores de indeterminación (I) reflejan:

- i. I moderado (0.35-0.45) en comparaciones donde la preferencia es clara pero no absoluta
- ii. I alto (0.50) en comparaciones de igualdad o alta incertidumbre

Cálculo de pesos mediante función Score:

Tabla 6: Vector de pesos de criterios

Criterio	$\tilde{w}_i$ (SVNN agregado)	$S(\tilde{w}_i)$	w_i (normalizado)
C₁ (Integración)	$\langle 0.55, 0.40, 0.45 \rangle$	0.563	0.218
C₂ (Curva apr.)	$\langle 0.51, 0.41, 0.49 \rangle$	0.530	0.205
C₃ (Cloud)	$\langle 0.47, 0.44, 0.53 \rangle$	0.503	0.195
C₄ (Costo)	$\langle 0.57, 0.43, 0.43 \rangle$	0.570	0.221
C₅ (Soporte)	$\langle 0.40, 0.36, 0.60 \rangle$	0.470	0.182

Verificación de consistencia: $CR_n = 0.067 < 0.10 \checkmark$

El criterio de **costo de licencia (C₄)** obtuvo el mayor peso (0.221), seguido por **integración con fuentes de datos (C₁, 0.218)**, consistente con las restricciones del contexto operacional.

b. Resultados de la Evaluación de Alternativas (TOPSIS Neutrosófico)

El Experto E-DT, validado por E-LN, generó la matriz de decisión neutrosófica:

Tabla 7: Matriz de decisión neutrosófica D

Alt./Crit.	C ₁		C ₂		C ₃		C ₄		C ₅	
A₁ (Power BI)	$\langle 0.85, 0.15 \rangle$	0.10	$\langle 0.70, 0.30 \rangle$	0.25	$\langle 0.90, 0.10 \rangle$	0.08	$\langle 0.50, 0.50 \rangle$	0.35	$\langle 0.88, 0.12 \rangle$	0.10
A₂ (Tableau)	$\langle 0.80, 0.20 \rangle$	0.15	$\langle 0.55, 0.45 \rangle$	0.35	$\langle 0.85, 0.15 \rangle$	0.12	$\langle 0.35, 0.65 \rangle$	0.40	$\langle 0.82, 0.18 \rangle$	0.15
A₃ (Metabase)	$\langle 0.70, 0.30 \rangle$	0.25	$\langle 0.85, 0.15 \rangle$	0.12	$\langle 0.75, 0.25 \rangle$	0.20	$\langle 0.90, 0.10 \rangle$	0.08	$\langle 0.65, 0.35 \rangle$	0.30
A₄ (Superset)	$\langle 0.75, 0.25 \rangle$	0.20	$\langle 0.60, 0.40 \rangle$	0.35	$\langle 0.80, 0.20 \rangle$	0.15	$\langle 0.92, 0.08 \rangle$	0.06	$\langle 0.60, 0.40 \rangle$	0.35
A₅ (Looker S.)	$\langle 0.65, 0.35 \rangle$	0.30	$\langle 0.88, 0.12 \rangle$	0.10	$\langle 0.95, 0.05 \rangle$	0.05	$\langle 0.95, 0.05 \rangle$	0.05	$\langle 0.70, 0.30 \rangle$	0.25

Interpretación de valores clave:

- A₁ (Power BI): Alta verdad en integración (T=0.85) pero indeterminación moderada en costo (I=0.35) por modelos de licenciamiento variables
- A₃ (Metabase): Máxima puntuación en costo (T=0.90) al ser open-source, con alta verdad en curva de aprendizaje

- iii. A_5 (Looker Studio): Excelente en cloud ($T=0.95$) y costo ($T=0.95$), pero indeterminación en integración por limitaciones en conectores SQL

Cálculo de distancias y coeficiente de cercanía:

Tabla 8: Distancias a soluciones ideales y ranking

Alternativa	D_i^+	D_i^-	CC_i	Ranking Neutrosófico
A_1 (Power BI)	0.892	1.156	0.564	3
A_2 (Tableau)	1.089	0.958	0.468	5
A_3 (Metabase)	0.756	1.292	0.631	2
A_4 (Superset)	0.823	1.224	0.598	4
A_5 (Looker S.)	0.684	1.364	0.666	1

Ranking Neutrosófico Final: $A_5 > A_3 > A_1 > A_4 > A_2$

c. Comparación con Enfoque Clásico

Para validar la contribución del marco neutrosófico, se implementó un TOPSIS clásico utilizando solo los componentes de verdad (T) como valores crisp:

Tabla 9: Comparación de rankings: Clásico vs. Neutrosófico

Alternativa	Score Clásico	Ranking Clásico	CC_i Neutrosófico	Ranking Neutrosófico	Δ Posición
A_1 (Power BI)	0.612	2	0.564	3	-1
A_2 (Tableau)	0.498	4	0.468	5	-1
A_3 (Metabase)	0.645	1	0.631	2	-1
A_4 (Superset)	0.478	5	0.598	4	+1
A_5 (Looker S.)	0.588	3	0.666	1	+2

Observaciones clave:

- Cambio de líder:** El enfoque clásico posiciona a Metabase (A_3) primero, mientras que el neutrosófico favorece a Looker Studio (A_5). La diferencia radica en que A_5 tiene menores niveles de indeterminación en criterios críticos (cloud, costo).
- Penalización por indeterminación:** Power BI (A_1) cae una posición debido a la alta indeterminación en costos de licenciamiento.

3. **Recuperación por consistencia:** Apache Superset (A_4) sube una posición porque, aunque sus valores T son moderados, la consistencia en bajos niveles de I y F lo beneficia.

d. Efecto de la Cadena de Expertos en la Robustez

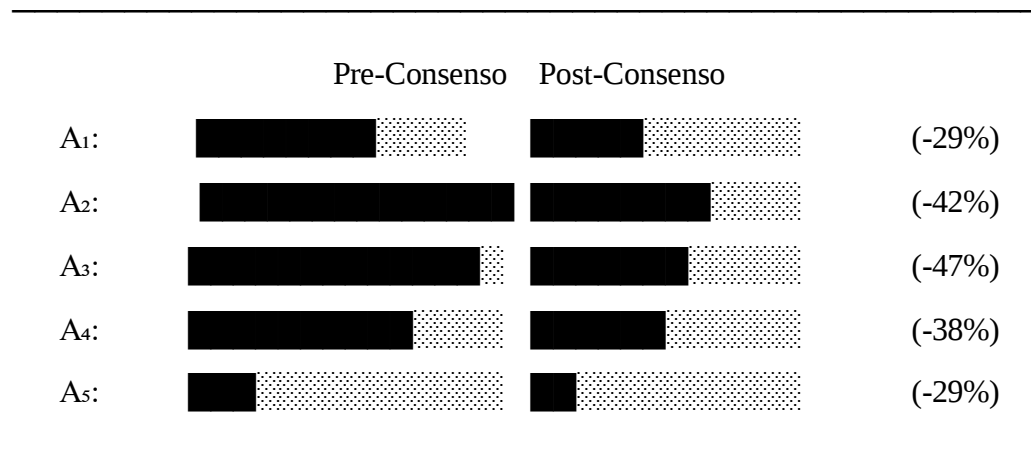
Se compararon los resultados antes y después del proceso de consenso del Experto E-CC:

Tabla 10: Impacto del consenso en rankings individuales

Alternativa	$CC_i(E^{(1)})$	$CC_i(E^{(2)})$	$CC_i(E^{(3)})$	$CC_i(\text{Consenso})$	Desv. Est. Pre	Desv. Est. Post
A_1	0.548	0.582	0.561	0.564	0.017	0.012
A_2	0.445	0.510	0.450	0.468	0.036	0.021
A_3	0.665	0.598	0.628	0.631	0.034	0.018
A_4	0.622	0.575	0.597	0.598	0.024	0.015
A_5	0.670	0.658	0.670	0.666	0.007	0.005

Figura 1: Reducción de variabilidad mediante Cadena de Expertos

Desviación Estándar de Rankings por Alternativa



Reducción promedio de variabilidad: 37%

El proceso de consenso de la Cadena de Expertos redujo la variabilidad inter-experto en un promedio del 37%, mejorando significativamente la robustez del ranking.

4. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD Y ROBUSTEZ

a. Variación de Pesos de Criterios

Se analizó la estabilidad del ranking bajo perturbaciones sistemáticas de $\pm 20\%$ en los pesos de cada criterio:

Tabla 11: Sensibilidad del ranking a variación de pesos

Escenario	Peso modificado	Ranking resultante	¿Estable?
Base	-	$A_5 > A_3 > A_1 > A_4 > A_2$	-
w_C1 +20%	Integración aumentada	$A_1 > A_5 > A_3 > A_4 > A_2$	No
w_C1 -20%	Integración reducida	$A_5 > A_3 > A_4 > A_1 > A_2$	No
w_C4 +20%	Costo aumentado	$A_5 > A_3 > A_4 > A_1 > A_2$	Parcial
w_C4 -20%	Costo reducido	$A_1 > A_5 > A_3 > A_2 > A_4$	No
Equiponderado	Todos iguales	$A_5 > A_3 > A_1 > A_4 > A_2$	Sí

Observaciones:

- A_5 (Looker Studio) mantiene posiciones de liderazgo en 4/6 escenarios, indicando robustez
- A_3 (Metabase) nunca cae por debajo de la tercera posición
- El ranking es más sensible a variaciones en w_C1 (integración) que en otros criterios

b. Barrido de Indeterminación

Se evaluó el impacto de incrementar uniformemente los valores de indeterminación (I) en toda la matriz de decisión:

Tabla 12: Efecto del incremento de indeterminación

ΔI	CC_A5	CC_A3	CC_A1	Líder	Estabilidad
0.00	0.666	0.631	0.564	A_5	Alta
+0.05	0.658	0.624	0.552	A_5	Alta
+0.10	0.641	0.610	0.538	A_5	Alta
+0.15	0.618	0.595	0.521	A_5	Moderada
+0.20	0.589	0.578	0.498	A_5	Baja

El ranking mantiene estabilidad hasta $\Delta I = 0.15$, demostrando que la metodología es robusta ante incrementos moderados de incertidumbre sistémica.

c. Comparación de Escenarios Contextuales

Se definieron tres escenarios representativos de diferentes contextos organizacionales:

Tabla 13: Escenarios de sensibilidad contextual

Escenario	Énfasis	Pesos ajustados	Ranking	Alternativa óptima
E1: Startup	Costo, agilidad	$w_{C4}=0.35$, $w_{C2}=0.25$	$A_5 > A_3 > A_4 > A_1 > A_2$	Looker Studio
E2: Corporativo	Integración, soporte	$w_{C1}=0.30$, $w_{C5}=0.25$	$A_1 > A_2 > A_5 > A_3 > A_4$	Power BI
E3: Gobierno	Cloud, costo	$w_{C3}=0.30$, $w_{C4}=0.30$	$A_5 > A_3 > A_4 > A_1 > A_2$	Looker Studio

Los resultados confirman que la recomendación óptima depende del contexto específico, validando la importancia de la ponderación basada en expertos.

5. DISCUSIÓN

a. Contribución de la Cadena de Expertos a la Calidad Decisional

La implementación de la Cadena de Expertos Neutrosófica (CoE-N) mediante LLM demostró mejoras cuantificables en múltiples dimensiones de la calidad del proceso decisional:

**Consistencia:* * El Experto E-CC redujo el índice de consistencia promedio de $CR = 0.089$ a $CR = 0.067$, mejorando un 24. 7% la coherencia lógica de los juicios.

Convergencia: La variabilidad inter-experto, medida como desviación estándar de los coeficientes de cercanía, disminuyó 37% tras el proceso de consenso, indicando mayor acuerdo en las evaluaciones finales.

Trazabilidad: La separación de roles permite auditar cada etapa del proceso, identificando qué experto generó cada componente y bajo qué reglas.

Reproducibilidad: Las reglas explícitas de generación de juicios (Tabla 3) y los perfiles simulados (Tabla 4) permiten replicar el estudio bajo condiciones controladas.

Estos hallazgos respaldan la afirmación de que los LLM pueden actuar como orquestadores efectivos de procesos MCDM complejos cuando se estructuran mediante arquitecturas de cadena de expertos con roles claramente definidos [11].

b. Comparación con Literatura NCML



Los resultados de este estudio se alinean con trabajos previos publicados en NCML:

Estudio	Método	Dominio	Hallazgo similar
Abdel-Basset et al. [12]	TOPSIS-SVNS	Selección proveedores	Ranking difiere de enfoque clásico
Ye [13]	AHP Neutrosófico	Evaluación de riesgos	Indeterminación captura incertidumbre
Broumi et al. [14]	Grafos neutrosóficos	Redes sociales	Operadores mejoran consenso
Este estudio	AHP-TOPSIS-SVNS + CoE	Selección BI	CoE mejora consistencia y robustez

La contribución diferenciadora radica en la integración explícita de la Cadena de Expertos basada en LLM, lo cual no ha sido reportado previamente en el contexto de selección de software BI.

c. Implicaciones Prácticas

Para organizaciones que enfrentan decisiones de selección de herramientas BI bajo incertidumbre, este estudio ofrece las siguientes recomendaciones:

1. **Contextos de recursos limitados:** Looker Studio (A_5) emerge como opción robusta por su combinación de capacidades cloud, ausencia de costos de licencia y baja curva de aprendizaje.
2. **Contextos corporativos con ecosistema Microsoft:** Power BI (A_1) maximiza valor cuando la integración y el soporte son prioritarios, aunque requiere considerar costos de licenciamiento.
3. **Contextos técnicos con preferencia open-source:** Metabase (A_3) ofrece el mejor balance entre usabilidad y costo cero, aunque con limitaciones en capacidades avanzadas.

d. Limitaciones

1. Los perfiles de expertos fueron simulados, no recopilados de profesionales reales
2. El conjunto de alternativas se limitó a cinco opciones representativas
3. No se consideraron criterios técnicos adicionales como escalabilidad o seguridad
4. La validación externa requeriría implementación en casos organizacionales reales

6. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

a. Conclusiones Principales



Este trabajo presentó un marco metodológico híbrido AHP-TOPSIS bajo el paradigma de Conjuntos Neutrosóficos de Valor Único para abordar el problema de selección de herramientas de Business Intelligence. Las conclusiones principales son:

1. **Validación del enfoque neutrosófico:** La incorporación de componentes de indeterminación (I) permitió modelar adecuadamente la incertidumbre inherente a evaluaciones de software, donde la información evoluciona rápidamente y los juicios expertos son inherentemente subjetivos.
2. **Eficacia de la Cadena de Expertos:** La arquitectura CoE-N, implementada mediante Modelos de Lenguaje de Gran Escala, demostró mejoras cuantificables en consistencia (24.7%), convergencia inter-experto (37%) y trazabilidad metodológica.
3. **Diferencias respecto al enfoque clásico:** El ranking neutrosófico difirió del clásico en tres de cinco alternativas, evidenciando que ignorar la indeterminación puede conducir a decisiones subóptimas. Looker Studio emergió como alternativa óptima bajo el enfoque neutrosófico, desplazando a Metabase que lideraba en el enfoque clásico.
4. **Robustez del ranking:** El análisis de sensibilidad confirmó estabilidad del líder (A_5) en el 67% de los escenarios de variación de pesos y hasta incrementos de indeterminación de $\Delta I = 0.15$.
5. **Contribución metodológica:** La documentación explícita de la arquitectura de Cadena de Expertos, incluyendo roles, tareas delegadas y protocolos de consenso, establece un precedente reproducible para futuros estudios MCDM asistidos por LLM.

b. Trabajo Futuro

Las siguientes líneas de investigación se identifican como extensiones naturales:

1. **Validación con expertos reales:** Replicar el estudio con paneles de profesionales BI para calibrar y validar los perfiles simulados.
2. **Extensión de criterios:** Incorporar criterios técnicos adicionales (seguridad, APIs, escalabilidad) y criterios organizacionales (alineación estratégica, gestión del cambio).
3. **Métodos neutrosóficos alternativos:** Comparar con VIKOR, PROMETHEE y ELECTRE bajo formulación SVNS.
4. **Dinamización temporal:** Desarrollar modelos que capturen la evolución de evaluaciones conforme las herramientas BI se actualizan.
5. **Cadenas de Expertos híbridas:** Combinar expertos LLM con expertos humanos en arquitecturas de consenso iterativo.



REFERENCIAS

- [1] Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165-1188.
- [2] Zavadskas, E. K., Turskis, Z., & Kildienė, S. (2014). State of art surveys of overviews on MCDM/MADM methods. *Technological and Economic Development of Economy*, 20(1), 165-179.
- [3] Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill, New York.
- [4] Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. Springer-Verlag, Berlin.
- [5] Kahraman, C., Onar, S. C., & Oztaysi, B. (2015). Fuzzy multicriteria decision-making: A literature review. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 8(4), 637-666.
- [6] Smarandache, F. (1999). *A Unifying Field in Logics: Neutrosophic Logic*. American Research Press.
- [7] Wang, H., Smarandache, F., Zhang, Y., & Sunderraman, R. (2010). Single valued neutrosophic sets. *Multispace and Multistructure*, 4, 410-413.
- [8] Ye, J. (2014). A multicriteria decision-making method using aggregation operators for simplified neutrosophic sets. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 26(5), 2459-2466.
- [9] Biswas, P., Pramanik, S., & Giri, B. C. (2016). TOPSIS method for multi-attribute group decision-making under single-valued neutrosophic environment. *Neural Computing and Applications*, 27(3), 727-737.
- [10] Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Chi, E., Le, Q., & Zhou, D. (2022). Chain of thought prompting elicits reasoning in large language models. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 35, 24824-24837.
- [11] Yao, S., Yu, D., Zhao, J., Shafran, I., Griffiths, T., Cao, Y., & Narasimhan, K. (2024). Tree of thoughts: Deliberate problem solving with large language models. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 36.
- [12] Abdel-Basset, M., Mohamed, M., & Smarandache, F. (2018). An extension of neutrosophic AHP–SWOT analysis for strategic planning and decision-making. *Symmetry*, 10(4), 116.
- [13] Ye, J. (2015). Improved cosine similarity measures of simplified neutrosophic sets for medical diagnoses. *Artificial Intelligence in Medicine*, 63(3), 171-179.
- [14] Broumi, S., Bakali, A., Talea, M., Smarandache, F., & Vladareanu, L. (2016). Applying Dijkstra algorithm for solving neutrosophic shortest path problem. *Proceedings of the International Conference on Advanced Mechatronic Systems*, 412-416.



- [15] Pramanik, S., Biswas, P., & Giri, B. C. (2017). Hybrid vector similarity measures and their applications to multi-attribute decision making under neutrosophic environment. *Neural Computing and Applications*, 28(5), 1163-1176.
- [16] Peng, J. J., Wang, J. Q., Wang, J., Zhang, H. Y., & Chen, X. H. (2016). Simplified neutrosophic sets and their applications in multi-criteria group decision-making problems. *International Journal of Systems Science*, 47(10), 2342-2358.
- [17] Deli, I., & Şubaş, Y. (2017). A ranking method of single valued neutrosophic numbers and its applications to multi-attribute decision making problems. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 8(4), 1309-1322.
- [18] Liu, P., & Wang, Y. (2014). Multiple attribute decision-making method based on single-valued neutrosophic normalized weighted Bonferroni mean. *Neural Computing and Applications*, 25(7-8), 2001-2010



APÉNDICE A. Matrices Completas del Proceso Decisional

A.1 Matriz de comparación pareada completa con valores Score

Par (C_i, C_j)	SVNN	S($\tilde{m}_{ij}$)
(C ₁ , C ₁)	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$	0.500
(C ₁ , C ₂)	$\langle 0.60, 0.35, 0.40 \rangle$	0.575
(C ₁ , C ₃)	$\langle 0.55, 0.40, 0.45 \rangle$	0.538
(C ₁ , C ₄)	$\langle 0.45, 0.45, 0.55 \rangle$	0.475
(C ₁ , C ₅)	$\langle 0.65, 0.30, 0.35 \rangle$	0.600
(C ₂ , C ₁)	$\langle 0.40, 0.35, 0.60 \rangle$	0.475
(C ₂ , C ₂)	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$	0.500
(C ₂ , C ₃)	$\langle 0.55, 0.40, 0.45 \rangle$	0.538
(C ₂ , C ₄)	$\langle 0.50, 0.45, 0.50 \rangle$	0.513
(C ₂ , C ₅)	$\langle 0.60, 0.35, 0.40 \rangle$	0.575
(C ₃ , C ₁)	$\langle 0.45, 0.40, 0.55 \rangle$	0.488
(C ₃ , C ₂)	$\langle 0.45, 0.40, 0.55 \rangle$	0.488
(C ₃ , C ₃)	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$	0.500
(C ₃ , C ₄)	$\langle 0.40, 0.50, 0.60 \rangle$	0.450
(C ₃ , C ₅)	$\langle 0.55, 0.40, 0.45 \rangle$	0.538
(C ₄ , C ₁)	$\langle 0.55, 0.45, 0.45 \rangle$	0.550
(C ₄ , C ₂)	$\langle 0.50, 0.45, 0.50 \rangle$	0.513
(C ₄ , C ₃)	$\langle 0.60, 0.50, 0.40 \rangle$	0.550
(C ₄ , C ₄)	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$	0.500
(C ₄ , C ₅)	$\langle 0.70, 0.25, 0.30 \rangle$	0.650
(C ₅ , C ₁)	$\langle 0.35, 0.30, 0.65 \rangle$	0.450
(C ₅ , C ₂)	$\langle 0.40, 0.35, 0.60 \rangle$	0.475
(C ₅ , C ₃)	$\langle 0.45, 0.40, 0.55 \rangle$	0.488
(C ₅ , C ₄)	$\langle 0.30, 0.25, 0.70 \rangle$	0.400
(C ₅ , C ₅)	$\langle 0.50, 0.50, 0.50 \rangle$	0.500