

REPÚBLICA DE CUBA

UNIVERSIDAD DE LAS CIENCIAS INFORMÁTICAS



**MODELO DE AYUDA A LA TOMA DE DECISIONES BASADO EN MAPAS
COGNITIVOS DIFUSOS**

**Tesis presentada en opción al Grado Científico de Doctor en
Ciencias Técnicas**

MAIKEL YELANDI LEYVA VÁZQUEZ

La Habana

2013

REPÚBLICA DE CUBA

UNIVERSIDAD DE LAS CIENCIAS INFORMÁTICAS



**MODELO DE AYUDA A LA TOMA DE DECISIONES BASADO EN MAPAS
COGNITIVOS DIFUSOS**

**Tesis presentada en opción al Grado Científico de Doctor en
Ciencias Técnicas**

Autor: MSc. Maikel Yelandi Leyva Vázquez
Tutor: Dra. Ailyn Febles Estrada

La Habana

2013

AGRADECIMIENTOS

A todos los grandes hombres y mujeres que han forjado la historia de nuestro país y sobre cuyos hombros también nos levantamos hoy.

A mi tutora la Dra. Ailyn Febles, por su apoyo y sugerencias a lo largo del trabajo, por exigir siempre correr la milla extra, por confiar en mí en todo momento.

Al Dr. Jorge Gulín por su contribución al éxito del trabajo.

Al Dr. Pedro Y. Piñero por su apoyo y ayuda en especial en la recta final de este trabajo.

A nuestra rectora, Dra. Miriam Nicado García, por su pasión por las matemáticas.

A los colectivos de las facultades 5 y 6 por su apoyo.

A mis maestrantes Oscar, Yadira y Miguel Ángel por su trabajo y dedicación.

A los integrantes del PEFCl y su colectivo de dirección por sus sugerencias y su ayuda.

A mis oponentes de la predefensa, Dr. Rafael Alejandro Espín y Dr. Giraldo León por sus señalamientos que contribuyeron a mejorar este trabajo.

A los doctores Rafael Bello y Alejandro Rosete por sus comentarios constructivos sobre la tesis.

A mi familia y en especial a mis padres y abuelos por su apoyo a lo largo de mi carrera.

A todos los que de una forma u otra han contribuido a mi crecimiento profesional y a este trabajo.

DEDICATORIA

A mi hijo por permitirme volver a la infancia.

A mi esposa por el milagro de transformarnos en tres, por hacer que cada día comience con un pequeño gran milagro, por todo lo demás.

SÍNTESIS

Los mapas cognitivos difusos (MCD) constituyen una técnica que ha recibido una creciente atención debido a sus posibilidades para la representación de la causalidad. Sin embargo persisten un conjunto de dificultades que limitan su utilización en la ayuda a la toma de decisiones, relacionadas fundamentalmente con la agregación de múltiples MCD, la determinación de los nodos más importantes, la realización del razonamiento orientado a metas y el ordenamiento de los distintos escenarios. En el presente trabajo se propone un modelo para la toma de decisiones (FCM-Fusion) basado en el uso de los MCD como técnica de inferencia causal y operadores de agregación para evaluar las distintas alternativas. Su implementación posibilita aumentar la aplicabilidad y fiabilidad de esta técnica en la toma de decisiones. Se desarrolla un estudio de caso y varias aplicaciones apoyadas en una herramienta informática (FCM-Decision). Se realizan además un experimento, la comparación con otros modelos existentes y se obtiene retroalimentación de los usuarios evidenciándose la correspondencia entre el objetivo y los resultados obtenidos.

TABLA DE CONTENIDOS

INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO 1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA DE LA INVESTIGACIÓN.....	10
1.1 Toma de decisiones.....	10
1.2 Métodos de decisión multicriterio.....	12
1.2.1 Agregación de la información.....	15
1.3 Modelos causales.....	22
1.3.1 Redes Bayesianas.....	24
1.3.2 Mapas cognitivos y mapas cognitivos difusos.....	25
1.4 Mapas cognitivos difusos en la toma de decisiones.....	32
1.4.1 Herramientas informáticas.....	36
Conclusiones parciales.....	37
CAPÍTULO 2. MODELO DE AYUDA A LA TOMA DE DECISIONES BASADO EN MCD.....	39
2.1 Características del modelo.....	39
2.2 Estructura general del modelo.....	40
2.3 Obtención del modelo causal.....	43
2.4 Análisis estático.....	46
2.5 Aprendizaje de la matriz de adyacencia.....	49
2.6 Análisis de escenarios.....	52
2.7 Análisis orientado a metas.....	55
Conclusiones parciales.....	58
CAPÍTULO 3. RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DEL MODELO.....	60
3.1 Herramienta propuesta.....	60
3.2 Validación del modelo propuesto.....	63
3.3 Estudio de caso.....	64
3.4 Resultados experimentales en la agregación de MCD.....	74
3.5 Comparación con otros modelos basados en MCD.....	81
3.6 Validación estática.....	87
3.7 Discusión de la validación.....	91
Conclusiones parciales.....	93

CONCLUSIONES.....	95
RECOMENDACIONES	97
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	98
GLOSARIO.....	114
ANEXO I. NOTACIONES EMPLEADAS	115
ANEXO II. PREMIOS Y PUBLICACIONES	117
ANEXO III. ALGUNAS TABLAS DE COMPARACIÓN ENTRE MODELOS DE AGREGACIÓN.....	121
ANEXO IV. ENCUESTA PARA APLICACIÓN DEL MÉTODO IADOV.....	123
ANEXO V. COMPARACIÓN CON OTROS MODELOS MULTICRITERIO	125

INTRODUCCIÓN

Los modelos causales son instrumentos empleados frecuentemente para comprender los sistemas complejos [1-3]. El razonamiento causal es útil en la toma de decisiones por dos razones fundamentales: primero, es natural y fácil de entender; segundo, es convincente porque explica el por qué se llega a una conclusión particular. En la toma de decisiones bajo incertidumbre [4], los modelos causales pueden ser empleados para realizar razonamiento evidencial [5, 6].

Para considerar la causalidad desde un punto de vista computacional, se requiere la obtención de modelos causales imprecisos empleando grafos dirigidos [7]. En este sentido existen dos técnicas de soft computing para la inferencia causal: redes bayesianas (RB) y mapas cognitivos difusos (MCD) [8].

Las RB utilizan probabilidades condicionales para representar el conocimiento causal. La obtención y análisis de conocimiento de esta forma suele resultar no natural y tediosa para los expertos [8]. Otra alternativa para el modelado causal son los MCD. Estos proveen esquemas más realistas para la representación del conocimiento brindando la posibilidad de representar ciclos y modelar la vaguedad [9].

Los MCD han sido empleados en un creciente número de dominios [10-12]. Entre sus áreas de aplicación se reporta su empleo en la toma de decisiones [13-15] y la construcción de sistemas de soporte a la toma de decisiones [16-18]. La representación de conceptos en forma de mapa permite sintetizar la información

seleccionando los principales conceptos que están vinculados en el problema. Además con esta técnica es posible estudiar la dinámica que hace posible pasar de un estado a otro en la situación que se analiza [19].

En el contexto de la toma de decisiones en general, y en específico en la ayuda a la toma de decisiones utilizando MCD, existen dos propiedades fundamentales que deben cumplir los modelos [20, 21]:

- Aplicabilidad: determinada por ser práctico, adaptarse a las características de las organizaciones, fácil de usar [20], flexible y adaptable [22, 23], e independiente de dominios o sistemas específicos [24].
- Fiabilidad: relacionada con la capacidad para incluir adecuadamente las preferencias del decisor, tener en cuenta de forma apropiada múltiples criterios [25] y dar respuestas cercanas a las que daría un experto o grupo de expertos [26], o las conocidas en la práctica [25, 27].

A pesar de la amplia utilización de los MCD en la toma de decisiones existen deficiencias en estas dos propiedades.

Los trabajos en el área de los modelos de ayuda a la toma de decisiones basados en MCD se han centrado fundamentalmente en dominios específicos [25, 28, 29]. Existen limitaciones en cuanto al soporte metodológico para incluir de forma integrada las actividades de obtención [30], análisis estático [15], orientado a metas [31] y de escenarios [32].

Las herramientas informáticas que brindan soporte a la toma de decisiones requieren, entre otras funcionalidades, del modelado de las preferencias, de la especificación de alternativas y criterios, y del ordenamiento de las soluciones [33]. Las herramientas existentes basadas en MCD [8, 34-36] carecen parcial o totalmente de estas funcionalidades. Estas herramientas son un reflejo de los modelos existentes que no abarcan todo el proceso de toma de decisiones ni incluyen actividades para determinar preferencias de los decisores limitando su aplicabilidad [8, 33]. Las arquitecturas de MCD para la toma de decisiones [37, 38] resultan poco flexibles obligando a modelar las alternativas de modo excluyente junto a los criterios.

Una actividad significativa en la toma de decisiones lo constituye la construcción de modelos que faciliten la participación de los expertos y especialmente la agregación de modelos causales [39]. Las características de los MCD facilitan la construcción de modelos colectivos [30]. Los operadores de agregación empleados son la media y la media ponderada [40]. Estos operadores presentan limitantes en cuanto al manejo de valores atípicos y la presencia de errores en las relaciones causales provocando falta de fiabilidad en el modelo final [41]. Las características de estos operadores provocan además que generalmente la densidad del modelo agregado se eleve significativamente con respecto a los modelos individuales, limitando la aplicabilidad a problemas de decisión [42, 43].

El análisis estático permite fundamentalmente la reducción del MCD o la selección de los conceptos en los cuales intervenir. Las propuestas existentes se basan en el análisis a partir de una sola medida de centralidad (centralidad de grado) [15], o

la prescripción de un número reducido de estas [44] a pesar de existir un grupo amplio de medidas [45]. Este hecho afecta la fiabilidad debido a que la determinación de los nodos más importantes del modelo es un problema multicriterio [31], por lo que limitando el número de criterios se puede llevar a una decisión errónea [46].

En la toma de decisiones el análisis de escenarios es ampliamente empleado para la selección de alternativas, en especial en ambientes de incertidumbre [47, 48]. Los MCD permiten tener en cuenta en el análisis de escenarios la interacción entre los distintos factores, su dinámica en el tiempo, la obtención de conocimiento de los expertos del dominio, y el manejo de la incertidumbre [32].

A pesar de que los MCD han sido utilizados para el análisis de escenarios [49-51], las metodologías y herramientas que permiten un análisis fiable y práctico son insuficientes [25, 32]. Entre las principales limitaciones se encuentra el análisis fundamentalmente cualitativa de los resultados de la simulación lo que limita su fiabilidad [2]. No se posibilita un modelado adecuado de las preferencias de los decisores ni expresar el nivel de compensación entre los criterios [52].

En los MCD el proceso de encadenamiento hacia delante responde a preguntas del tipo *qué sucedería si* y el encadenamiento hacia atrás a preguntas del tipo *por qué y cómo* [8]. Este último tipo de razonamiento aplicado a la toma de decisiones con MCD es denominado análisis orientado a metas. El mismo ha sido poco estudiado de manera general, faltando una estructuración metodológica de esta actividad [53, 54]. Sin embargo a pesar de ser un proceso de toma de decisiones

los modelos analizados no tienen en cuenta adecuadamente el modelado de las preferencias de los decisores, la tolerancia al riesgo y modelar la importancia de los criterios [55].

Considerando la situación descrita se ha definido el siguiente **diseño teórico de la investigación**.

Problema de investigación: ¿Cómo elevar la aplicabilidad y fiabilidad en la ayuda a la toma de decisiones mediante MCD?

Hipótesis de investigación:

El desarrollo de un modelo de ayuda a la toma de decisiones mediante MCD, que incluya métodos para la obtención, análisis estático, aprendizaje, análisis de escenarios y orientado a metas y basado en el uso de operadores de agregación para evaluar las distintas alternativas, permitirá elevar la aplicabilidad y fiabilidad de los MCD en la toma de decisiones.

Objeto de estudio: Técnicas de representación del conocimiento causal para la toma de decisiones.

Campo de acción: Mapas cognitivos difusos para la toma de decisiones.

Sistema de Objetivos:

Objetivo General: El desarrollo de un modelo de ayuda a la toma de decisiones mediante MCD, que incluya métodos para la obtención, análisis estático, aprendizaje, análisis de escenarios y orientado a metas y basado

en el uso de operadores de agregación para evaluar las distintas alternativas, que contribuya a elevar la aplicabilidad y fiabilidad de los MCD en la toma de decisiones.

Objetivos Específicos:

- Elaborar el marco teórico conceptual relacionado con los aspectos teóricos que sustentan la investigación.
- Desarrollar un modelo de ayuda a la toma de decisiones basado en MCD que integre las distintas actividades que intervienen en este proceso.
- Desarrollar una herramienta informática como soporte al modelo.
- Validar el modelo propuesto a través de los métodos definidos en la investigación.

En la investigación se destaca la utilización de los siguientes **métodos de trabajo científico:**

Métodos teóricos. Se emplea el método **histórico lógico y el dialéctico** para el estudio crítico de los trabajos anteriores y utilizar estos como puntos de referencia y comparación de los resultados alcanzados; **la modelación** contribuye al desarrollo del modelo de ayuda a la toma de decisiones y su implementación; el método **analítico-sintético** al descomponer el problema de investigación en elementos por separado y profundizar en el estudio de

cada uno de ellos, para luego sintetizarlos en la solución propuesta; **la inducción-deducción** que permite reflejar los elementos comunes entre los fenómenos estudiados, establecer generalizaciones y analizar cada uno de los detalles hasta establecer las relaciones existentes entre los fenómenos estudiados.

Métodos empíricos. La técnica **ladov** para validar y obtener retroalimentación de los usuarios sobre el nivel de satisfacción con la fiabilidad lograda por el modelo.

En la presente investigación se utiliza la **experimentación** con datos provenientes de casos reales. Se aplican pruebas estadísticas debidamente fundamentadas para analizar los resultados de la agregación de los MCD. Se establecen indicadores adecuados que permiten realizar correctas mediciones de los resultados.

Novedad científica.

Un nuevo modelo basado en el uso de los MCD como técnica de inferencia causal, integrando las distintas actividades que componen este proceso, y cuya implementación posibilita aumentar la aplicabilidad y la fiabilidad de esta técnica en la toma de decisiones.

Principales aportes de la investigación.

La investigación presenta dentro de sus principales aportes los siguientes:

a) Aportes teóricos:

- La concepción y fundamentación de un modelo de ayuda a la toma de decisiones basado en MCD y empleando operadores de agregación para evaluar las distintas alternativas.
- Nuevos métodos para la obtención, análisis estático, de escenarios y orientado a metas que permiten mejorar la fiabilidad y la aplicabilidad de los MCD en la ayuda en la toma de decisiones.

b) Aportes prácticos:

- Una herramienta para desarrollar sistemas basados en el conocimiento que simplifica el proceso de ingeniería del conocimiento causal en la ayuda a la toma de decisiones.
- Formalización del conocimiento causal mediante MCD en distintos modelos posibilitando su posterior reutilización.

La tesis está estructurada de la siguiente forma:

- **Capítulo 1.** Dedicado al marco teórico. Se incluye aquí un análisis de la toma de decisiones bajo incertidumbre, los métodos multicriterio y los operadores de agregación. Se muestran las principales técnicas de representación computacional del conocimiento causal y su aplicación a la toma de decisiones. Se hace énfasis en los MCD y especialmente en su empleo en la toma de decisiones.
- **Capítulo 2.** Se presenta el modelo FCM-Fusion, sus características y estructura general. Se presentan las actividades del mismo: obtención del

modelo causal, análisis estático, aprendizaje de la matriz de adyacencia, análisis de escenarios y orientado a metas. Se detallan los principales algoritmos del modelo.

- **Capítulo 3.** Se presentan las características generales de la herramienta informática propuesta para soportar el modelo. Se valida la aplicabilidad y fiabilidad del modelo a partir de un estudio de caso, un experimento, la comparación con otros modelos y la retroalimentación de los usuarios.

Finalmente se presentan las **Conclusiones** y **Recomendaciones** derivadas de la investigación, las **Referencias bibliográficas**, así como los **Anexos** que apoyan la comprensión y dan información adicional sobre el trabajo realizado.

CAPÍTULO 1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA DE LA INVESTIGACIÓN

Introducción

En el presente capítulo se precisan un conjunto de elementos que conforman la fundamentación teórica de la investigación. Se realiza una revisión de los métodos de ayuda a la decisión multicriterio y el papel de los operadores de agregación. Se comparan las técnicas para la representación de la causalidad. Se concluye con un examen de los modelos de ayuda a la toma de decisiones y los sistemas de soporte a la toma de decisiones basados en MCD.

1.1 Toma de decisiones

La toma de decisiones hace referencia al conjunto de operaciones que comprenden desde el momento en que se detecta una situación que hace necesaria la toma de decisiones hasta que esta es adoptada y ejecutada [56]. Herrera y otros [57] presentan un procedimiento tipo para la toma de decisiones, el cual consta de las siguientes actividades:

1. Definir el problema de toma de decisiones.
2. Analizar el problema y la información.
3. Identificar las alternativas de solución.
4. Establecer criterios o expertos por los cuales ellas puedan ser evaluadas.
5. Evaluar alternativas y seleccionar la mejor.

En el proceso de toma de decisiones se parte de establecer lo que se conoce como matriz de decisión, cuya forma general se muestra en la Figura 1.1. La información existente en esta matriz puede ser precisa, imprecisa, borrosa, lingüística, etc. [58].

$$\begin{array}{c}
 E_1 \\
 \vdots \\
 \vdots \\
 E_m
 \end{array}
 \begin{pmatrix}
 N_1 & \dots & N_n \\
 a_{11} & \dots & a_{1n} \\
 \vdots & \dots & \vdots \\
 \vdots & \dots & \vdots \\
 a_{m1} & \dots & a_{mn}
 \end{pmatrix}$$

Figura 1.1. Matriz de decisión.

Los elementos presentes en la matriz de decisión son los siguientes:

N_1, \dots, N_n : los diferentes estados de la naturaleza que se pueden presentar.

E_1, \dots, E_m : las diferentes decisiones o estrategias que puede adoptar el decisor.

a_{11}, \dots, a_{mn} : los diferentes resultados que surgen de combinar una estrategia con los diferentes estados de la naturaleza. Estos resultados pueden ser exactos o imprecisos según la información disponible para el problema.

La matriz puede ser diseñada también desde la fijación de criterios. Este caso es conocido en la literatura como métodos de decisión multicriterio (MDMC) [59], o desde la utilización de múltiples expertos (decisiones multiexperto) [60].

Los ambientes de decisión por su parte se pueden clasificar de la siguiente forma [58]:

- Certidumbre: la decisión es inmediata y se conoce cuál es la mejor decisión posible.
- Riesgo: no se conoce cuál es la mejor solución posible, pero sí se puede asociar un grado de probabilidad a las posibles situaciones futuras.
- Incertidumbre: se conoce cuáles son los posibles resultados futuros pero se desconoce el grado de probabilidad asociada a ellos.

1.2 Métodos de decisión multicriterio

Los métodos de decisión multicriterio (MDMC) [61], también conocidos como métodos de ayuda a la decisión multicriterio [62], constituyen un conjunto de metodologías que brindan soporte a las situaciones donde criterios en conflicto, metas, objetivos y puntos de vista deben ser tomados en consideración. Estos métodos se componen generalmente de las siguientes actividades: estructuración del problema, modelado de las preferencias, construcción y caracterización de diferentes funciones de agregación de criterios y construcción de herramientas que le brinden soporte a los modelos. En la actualidad la decisión multicriterio se considera un área fundamental de la teoría de la decisión [62].

La toma de decisiones bajo múltiples criterios es una tarea subjetiva que depende de las preferencias de un decisor o grupo de decisores. El marco de trabajo general de un problema de toma de decisión multiexperto multicriterio es la siguiente [63]:

- $E=\{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ ($n \geq 2$), los expertos que participan en el proceso.
- $A=\{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ ($m \geq 2$), el conjunto de alternativas a ser evaluadas.
- $C=\{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ ($k \geq 2$), los criterios que caracterizan cada alternativa.

Existen distintos modelos en los cuales se basan los MDMC. Estos son:

- Funciones de valor o utilidad [64]: se agregan todos los criterios para dar una medida del valor V definida de manera tal que:

$$V(x) > V(y) \Leftrightarrow X \succ Y \quad (1.1)$$

$$V(x) = V(y) \Leftrightarrow X \sim Y \quad (1.2)$$

Donde \succ y \sim denotan las relaciones de preferencia e indiferencia entre las opciones x y y respectivamente. Una función de valor puede ser expresada en formas diferentes según la independencia entre los criterios [65]. Debido a su simplicidad, la más usada es la forma aditiva [66].

- Relaciones de superación [67]: se usa como mecanismo básico las comparaciones binarias de alternativas. Una relación de superación puede ser definida como: $x \succ y \Leftrightarrow$ la opción x es al menos tan buena como la opción y . Los métodos ELECTRE [68] y PROMETHEE [69] se consideran dentro de este modelo.

- Reglas de decisión [70]: se basa en reglas y árboles de decisión. La teoría de los conjuntos aproximados es ampliamente empleada en este tipo de modelo [70-72].

Distintos MDMC hacen uso del concepto de punto ideal y definen tanto la solución óptima como la solución que se encuentra más próxima a ella. Este punto es una solución normalmente no factible en la que los diferentes objetivos en consideración alcanzan su valor óptimo [73]. Se parte de un conjunto de alternativas $A_i, i = 1, 2, \dots, m$ y una matriz de decisión con $x_{ij} = V_j(A_i), j = 1, 2, \dots, n$ donde V es la función de valor del decisor. A partir de estos elementos se puede definir el punto ideal del modo siguiente:

Definición 1.1. Se denomina punto ideal en (\mathbb{R}^n) al punto $A^M = (A_1^M, A_2^M, \dots, A_n^M)$, donde $A_i^M = \text{Max}_i x_{ij}$, para el caso de los criterios de tipo beneficio, y $A_i^M = \text{Min}_i x_{ij}$ para el caso de los criterios tipo costo. La alternativa A^M es llamada alternativa ideal.

La programación compromiso es uno de los métodos que hacen uso del punto ideal [74]. Esta consiste en minimizar la siguiente expresión matemática:

$$L_p(x) = \left[\sum_{i=1}^n w_i^p \left| \frac{f_i^* - f(x)}{f_i^* - f_{*i}} \right|^p \right]^{\frac{1}{p}} \quad (1.3)$$

Donde f_i^* y f_{-i} representan el ideal y anti-ideal respectivamente para el criterio i , w_i es el peso que indica las preferencias del decisor, y p es un parámetro denominado métrica.

Otro método ampliamente empleado es TOPSIS (Técnica de la Preferencia de Orden para la Similitud a una Solución Ideal) [75] el cual utiliza la distancia a la solución ideal y a la no ideal para ordenar las alternativas. Se han realizado múltiples propuestas basadas en este método para la toma de decisión en grupo [76-78]. Estos MDMC presentan la limitante de no tener en cuenta las relaciones causales que se establecen entre los criterios.

1.2.1 Agregación de la información

Los operadores de agregación son un tipo función matemática empleada para la fusión de la información. Combinan n valores en un dominio D y devuelven un valor en ese mismo dominio [79]. Denominando esas funciones C [79], los operadores de agregación son funciones de forma:

$$C: N^n \rightarrow N \quad (1.4)$$

Los operadores de agregación presentan múltiples aplicaciones en diversos dominios [80]. En la toma de decisiones su papel fundamental está en la evaluación y en la construcción de alternativas [79]. Su empleo se enmarca fundamentalmente en la toma de decisiones multicriterio.

Algunos de los operadores de agregación más empleados son los siguientes:

- Media ponderada: la media ponderada (WA por sus siglas en inglés) es uno de los operadores de agregación más empleados en la literatura. La media ponderada se define de la siguiente forma:

Definición 1.2. Un operador WA tiene asociado un vector de pesos V , con $v_i \in [0,1]$ y $\sum_{i=1}^n v_i = 1$, teniendo la siguiente forma:

$$WA(a_1, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^n v_i a_i \quad (1.5)$$

donde v_i representa la importancia/relevancia de la fuente de datos a_i .

- Familia de operadores OWA (ordered weighted averaging o traducido al español media ponderada ordenada) [81]: Este método unifica los criterios clásicos de decisión con incertidumbre en un solo modelo. Es decir, esta unificación abarca los criterios optimista, el pesimista, el de Laplace y el de Hurwicz en una sola expresión [58].

Este operador puede ser definido de la forma siguiente:

Definición 1.3. Un operador OWA es una función $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ de dimensión n si tiene un vector asociado W de dimensión n con $w_j \in [0, 1]$ y $\sum_{j=1}^n w_j = 1$, de forma tal que:

$$F(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j \quad (1.6)$$

donde b_j es el j -ésimo más grande de los a_j .

- Integrales difusas: Parten de la obtención de medidas difusas (μ) [82]. Las integrales difusas más empleadas son la integral de Sugeno y la integral de Choquet [83].

La integral de Choquet es definida de la siguiente forma:

Definición 1.4. La integral de Choquet de una función $f: X \rightarrow [0,1]$ con respecto a μ es definida como:

$$C_{\mu}(f(x_1), \dots, f(x_n)) = \sum_{i=1}^n (f(x_{(i)}) - f(x_{(i-1)})) \mu(A_{(i)}) \quad (1.7)$$

Cada una de estas familias de operadores presentan características que les permiten modelar determinadas situaciones. La WA posibilita asignar peso a las fuentes de información lo que permite su empleo para representar fiabilidad o importancia/preferencia. Por su parte el operador OWA posibilita la compensación o dar peso a los datos en dependencia de sus valores. Las integrales difusas permiten modelar redundancia, complementariedad e interacciones entre criterios. Sin embargo estas últimas presentan la limitante de que sus coeficientes crecen exponencialmente con el número de criterios a ser agregados [84, 85], lo que dificulta su aplicabilidad.

Existen distintas formulaciones de operadores de agregación que unifican los operadores OWA y WA. De esta forma, se pueden ponderar las variables según el grado de importancia, y al mismo tiempo se puede sobrevalorar o infravalorar la información según el grado de optimismo del decisor. Dentro las formulaciones que lo permiten se encuentran el OWA ponderada (WOWA por sus siglas en inglés) [86], el operador media híbrida [87] (HA por sus siglas en inglés), la media ponderada inmediata [88] (IWA por sus siglas en inglés) y el operador ordered weighted averaging weighted averaging (OWAWA) [58]. Este último definido de la siguiente forma:

Definición 1.5. Un operador OWAWA es una función $OWAWA: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ de dimensión n si tiene un vector de ponderaciones W asociado, con $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ y $w_j \in [0,1]$ tal que:

$$OWAWA(a_1, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n \hat{v}_j b_j \quad (1.8)$$

donde b_j es el j -ésimo más grande de los a_i , cada argumento a_i tiene asociada una ponderación v_i con $\sum_{i=1}^n v_i = 1$ y $v_j \in [0,1]$, $\hat{v}_j = \beta w_j + (1 - \beta)v_j$ con $\beta \in [0,1]$ y v_j es la ponderación v_i ordenada según b_j , es decir, según el j -ésimo más grande de los a_i .

Estos operadores permiten la agregación de un conjunto de valores utilizando dos vectores de pesos. Uno corresponde al vector en la media aritmética y el otro corresponde a los pesos en el operador OWA. El operador OWAWA además de unificar los operadores OWA y media aritmética, permite reflejar en qué grado se quiere considerar cada uno de ellos. Es necesario destacar que tanto el operador WA como el OWA son casos particulares del operador OWAWA.

Los operadores OWA sobre la noción de distancia (OWAD) [89], son una extensión de las medidas de distancia utilizando los operadores OWA.

Definición 1.6. Una función OWAD es un operador OWA de dimensión n , si tiene un vector de ponderaciones W asociado, con $\sum_j w_j = 1$ y $w_j \in [0,1]$ tal que:

$$OWAD(A,B) = \sum_{j=1}^n w_j D_j \quad (1.9)$$

donde D_j representa el j-ésimo más grande de las distancias individuales entre A y B.

Existen una gran variedad de distancias disponibles. Entre las más empleadas se encuentra la de Hamming [90]:

$$D_i = |A_i - B_i| \quad (1.10)$$

Es necesario destacar que existe una amplia gama de medidas de distancias [58]. Una limitación asociada al empleo de operadores OWA es la sensibilidad de la agregación con respecto a los argumentos extremos [91]. Usualmente estos argumentos pueden proceder de un conjunto de expertos, los cuales son propensos a cometer errores o brindar valoraciones prejuiciadas [92].

Existen distintas propuestas de operadores para enfrentar estas situaciones. Podemos clasificarlos como independientes o dependientes de los argumentos. Los pesos derivados de las propuestas independientes de los argumentos están asociados con las posiciones ordenadas de los elementos a agregar y no con los argumentos [92]. Dentro de estos se encuentra el operador Window-OWA [93] y los OWA centrados (C-OWA) [94].

Los operadores cuyo vector de peso dependen de los de los argumentos forman parte de la familia de operadores neat-OWA [95]. El operador OWA dependiente (D-OWA) [92], penaliza con una menor fiabilidad los elementos que se alejen de la media aritmética (μ) disminuyendo la influencia de estos valores en la agregación, según la siguiente expresión matemática:

$$D - OWA(a_1, \dots, a_n) = \frac{\sum_{j=1}^n s(a_j, \mu) a_j}{\sum_{j=1}^n s(a_j, \mu)} \quad (1.11)$$

donde $s(a_j, \mu)$ es una función de similitud entre el elemento a_j y μ [96].

Con el operador Clus-DOWA se propone una solución al problema de los consensos locales pero tiene con una complejidad temporal de $O(n^3)$. Se han realizado propuestas para calcular el valor de los pesos en los operadores de tipo Window-OWA [93], sin embargo para el caso del tratamiento de los valores extremos no se ha reportado ninguna propuesta específica.

En los operadores OWA, Yager introduce una medida del grado de orness asociado con cualquier vector de peso [97], o el grado en que un operador tiende hacia la condición de "or". El grado de orness puede ser formulado de dos formas diferentes dependiendo del tipo de ordenamiento utilizado. Para el ordenamiento descendente se formula:

$$orness(W) = \sum_{j=1}^n \frac{(n-j)w_j}{n-1} \quad (1.12)$$

y para el ascendente :

$$orness(W) = \sum_{j=1}^n \frac{(j-1)w_j}{n-1} \quad (1.13)$$

El nivel de orness se puede interpretar en términos de optimismo de la decisión tomada o el grado de aceptación del riesgo [58]. Determina además el nivel de compensación de los criterios [79].

La dispersión es otra medida que indica el grado de utilización de la información en la agregación. Su formulación es la siguiente [94]:

$$\text{Disp}(W) = -\sum_{i=1}^n w_i \ln(w_i) \quad (1.14)$$

Un mayor valor de la dispersión se ha tomado como un indicador de una mejor utilización de la información, pero a la vez la agregación se ve afectada por la presencia de valores extremos [98].

Existen distintas alternativas para la determinación de los vectores de pesos. En el caso del operador WA, AHP es un método muy empleado [79]. El vector de pesos asociado al operador OWA puede ser determinado de modo funcional [97]. Dentro de este enfoque se destaca el empleo de los cuantificadores regulares no decrecientes Q [97]. Los cuantificadores lingüísticos difusos son empleados para representar cuantificadores del quehacer diario como por ejemplo: casi todos, muchos, al menos la mitad, etc. [95].

A pesar de la aplicabilidad de los operadores de agregación mencionados existen múltiples situaciones en que se requieren otros métodos de agregación de la información en el desarrollo de sistemas inteligentes. Algunas de las propuestas están basadas en el empleo de uninormas como es el caso de las funciones de acumulación de evidencias empleadas en los sistemas expertos PROSPECTOR y MYCIN [79]. En este último sistema la función empleada es la siguiente:

$$\mathbb{C}(x, y) = \begin{cases} x + y - xy & \text{si } 0 \leq \min(x, y) \\ \frac{x+y}{1-\min(|x|, |y|)} & \text{si } \min(x, y) < 0 < \max(x, y) \\ x + y + xy & \text{si } \max(x, y) \leq 0 \end{cases} \quad (1.15)$$

Sin embargo la naturaleza dual de las uninormas, con regiones disyuntiva y conjuntiva, hacen que, aunque puedan ser empleados en distintos problemas, su aplicación se centre fundamentalmente en el agregación de factores de certeza [79]. Otras propuestas van más allá de las funciones matemáticas simples mediante la composición de operadores y/o la utilización de algoritmos para la fusión de la información [99].

1.3 Modelos causales

La causalidad es un tipo de relación entre dos entidades, causa y efecto. Es un proceso directo cuando A causa B y B es el efecto directo de A, o indirecto cuando A causa C a través de B y C es un efecto indirecto de A [100]. A pesar de la dificultad de desarrollar una definición de la causalidad los humanos poseen una comprensión de esta que permite elaborar modelos mentales de la interacción entre los fenómenos existentes a su alrededor [3]. En las ciencias de la computación existen esfuerzos para hacer que la computadora tenga la capacidad de aprendizaje y comprensión de los fenómenos causales innata en los niños pequeños (ej. [101]).

En este trabajo se toma la definición sistémica de causalidad. Definida como: las interacciones que involucran un conjunto de elementos (las entradas o causas) afectando el estado futuro de otros (las salidas o efectos) [3].

Los modelos causales constituyen instrumentos prácticos que se emplean frecuentemente para comprender los sistemas complejos [102]. A partir de los modelos causales se pueden establecer las causas de los eventos y predecir sus

efectos. La representación y análisis del conocimiento causal facilita el proceso de toma de decisiones [39, 103, 104].

Cada modelo causal M se puede representar por un grafo dirigido $G(M)$, denominado grafo causal [105]. Existen diferentes tipos de causalidad que pueden ser expresados de forma gráfica (Figura 1.2).

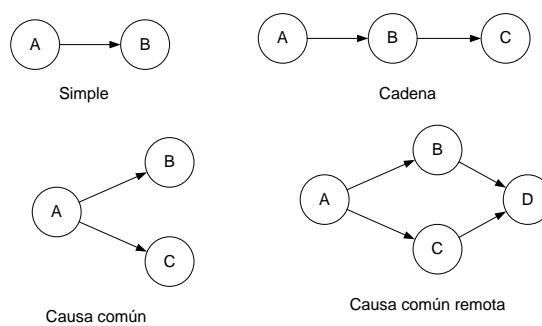


Figura 1.2. Ejemplos de grafos causales.

La causalidad se ve generalmente como una relación precisa: la misma causa provoca siempre el mismo efecto. Sin embargo en el mundo cotidiano los enlaces entre causa y efecto son frecuentemente imprecisos o imperfectos por naturaleza [106]. Este tipo de causalidad, denominada causalidad imperfecta, desempeña un papel importante en la toma de decisiones [105].

Para considerar la causalidad imperfecta desde un punto de vista computacional se requiere la obtención de modelos causales imprecisos. Es necesario considerar la utilización de técnicas de soft computing [7] por las posibilidades que brinda para el trabajo con la incertidumbre propia de la causalidad imperfecta. Se han

desarrollado en este sentido dos técnicas fundamentales: las redes bayesianas y los mapas cognitivos difusos [107].

1.3.1 Redes Bayesianas

Las probabilidades condicionales brindan una herramienta para manejar la incertidumbre en las relaciones causales [108, 109]. La actualización de las probabilidades condicionadas se fundamenta en la aplicación del teorema de Bayes:

$$P(\text{causa}|\text{efecto}) = \frac{P(\text{efecto}|\text{causa}) \times P(\text{causa})}{P(\text{efecto})} \quad (1.16)$$

Las redes bayesianas (RB) (Figura 1.3) permiten seleccionar solo las variables que tienen relaciones causales para el cálculo de las probabilidades condicionales. Una RB muestra la estructura relación-dependencia entre las diferentes variables del dominio (nodos) y su distribución de probabilidades. Las RB ofrecen un modelo apropiado para caracterizar la causalidad en términos de probabilidades condicionales [105]. En este sentido han sido ampliamente utilizadas [108, 110].

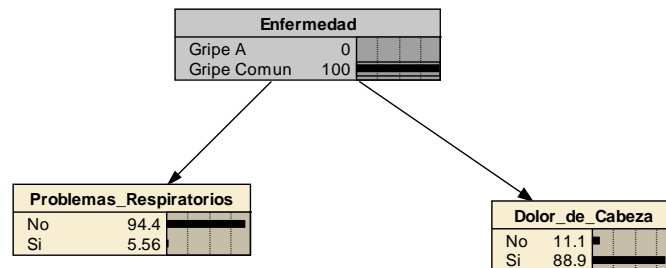


Figura 1.3. Red Bayesiana [111].

Sin embargo las RB presentan limitaciones para manejar la retroalimentación en la relaciones causales [9]. Otra limitación está dada por la dificultad para determinar de manera exacta las probabilidades en muchos problemas [105]. Otros aspectos importantes que limitan su utilización, y en especial en la toma de decisiones, son las dificultades para la obtención de las RB a partir de expertos y su interpretabilidad [8].

1.3.2 Mapas cognitivos y mapas cognitivos difusos

Los mapas cognitivos representan el conocimiento causal sin indicar el grado de fortaleza de la relación causa-efecto [2]. Ejemplos de mapas cognitivos aplicados en la informática son las cadenas de resultados (CR) [112] y la red de dependencia de beneficios (RDB) [113, 114] (Figura 1.4.). La RDB contribuye a lograr consenso a través de una mapa cognitivo compartido en la evaluación de los sistemas de información [115]. Las CR por su parte resultan útiles para la representación de programas de proyectos.

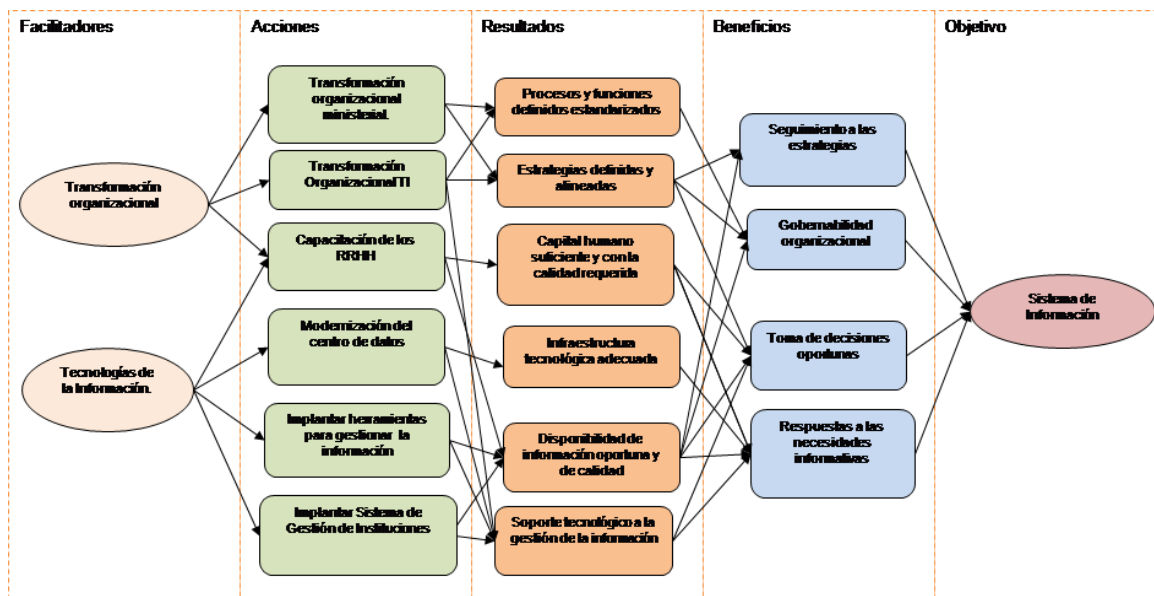


Figura 1.4. Red de Dependencia de Beneficios.

En muchos problemas prácticos es necesario representar el grado de influencia causal entre conceptos. La lógica difusa resulta entonces una alternativa para representar la causalidad.

La teoría de los conjuntos difusos o borrosos fue introducida por Zadeh [116] en el año 1965. La teoría de los conjuntos difusos o borrosos parte de la teoría clásica de conjuntos, añadiendo una función de pertenencia [117]. Las relaciones causales son frecuentemente granulares [118], lo cual hace adecuado su representación mediante variables lingüísticas [119, 120].

La lógica difusa ofrece un marco adecuado para tratar con la causalidad imperfecta. Para expresar el grado de causalidad entre conceptos se pueden emplear expresiones lingüísticas como "negativamente fuerte", "positivamente fuerte", "negativamente débil", "positivamente débil", etc. [121].

Los MCD (Figura 1.5) son una técnica introducida por Kosko [122] como una extensión de los mapas cognitivos [123]. Mejoran los mapas cognitivos describiendo la fortaleza de la relación mediante el empleo de valores borrosos en el intervalo $[-1,1]$. Los nodos son conceptos causales y pueden modelar eventos, acciones, valores, metas o procesos [14]. Constituyen una estructura de grafo difuso con retroalimentación para representar causalidad [8]. Ofrecen un marco de trabajo más potente y flexible para representar el conocimiento humano y para el razonamiento de los sistemas expertos tradicionales que implementan explícitamente reglas de tipo “SI/ENTONCES” [124].

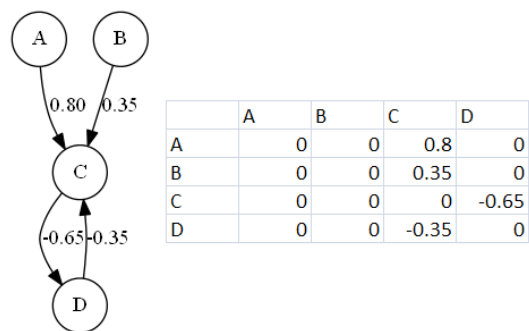


Figura 1.5. Mapa cognitivo difuso y su correspondiente matriz de adyacencia.

Un MCD se puede representar a través de un grafo dirigido ponderado en el cual los nodos representan conceptos y los arcos indican relación causal [125]. La matriz de adyacencia se obtiene a partir los valores asignados a los arcos.

En los MCD existen tres posibles tipos de relaciones causales entre conceptos:

–Causalidad positiva ($W_{ij} > 0$): Indica una causalidad positiva entre los conceptos C_i y C_j , es decir, el incremento (disminución) en el valor de C_i lleva al incremento (disminución) en el valor de C_j .

– Causalidad negativa ($W_{ij} < 0$): Indica una causalidad negativa entre los conceptos C_i y C_j , es decir, el incremento (disminución) en el valor de C_i lleva la disminución (incremento) en el valor de C_j .

–No existencia de relaciones ($W_{ij} = 0$): Indica la no existencia de relación causal entre C_i y C_j .

Los valores de los conceptos son calculados en cada paso de la simulación de acuerdo a la siguiente regla:

$$A_i^{(k+1)} = f\left(A_i^{(k)} + \sum_{j \neq i, j=1}^N A_j^{(k)} \cdot W_{ji}\right) \quad (1.17)$$

donde $A_i^{(k+1)}$ es el valor del concepto C_i en el paso $k + 1$ de la simulación, $A_j^{(k)}$ es el valor del concepto C_j en el paso k de la simulación, W_{ji} es el peso de la conexión que va del concepto C_j al concepto C_i y $f(x)$ es la función de activación [126].

Existen de forma general cuatro formulaciones para el cálculo de los valores de los conceptos teniendo en cuenta o no, de acuerdo al problema, el valor anterior de los conceptos y su autoconexión [127]. Las principales funciones de activación

empleadas son la sigmoide y la tangente hiperbólica [126]. Estas funciones emplean un valor λ para indicar la pendiente [29].

De acuerdo al vector de entrada, el MCD convergerá a un punto fijo, ciclo límite o atractor caótico [128]. El ajuste del valor λ influye en que se llegue a una solución única [29, 129].

Existen tres enfoques fundamentales para el aprendizaje en MCD [29]: la obtención de la matriz de pesos a partir de datos históricos, la adaptación de la relación causa-efecto sobre la base de la intervención de los expertos, y la obtención de los pesos de la matriz combinando la opinión de los expertos y los datos. Los principales métodos para el aprendizaje se pueden clasificar en: aprendizaje hebbiano [130], basados en poblaciones [131] y enfoques mixtos que combinan los métodos anteriores [132].

Distintos criterios intervienen en la selección de un método de aprendizaje en MCD. En caso del aprendizaje hebbiano aunque requiere un menor tiempo de ejecución, no se obtienen modelos precisos para el análisis dinámico [41]. En el contexto de la toma de decisiones los modelos generalmente no presentan un elevado número de nodos limitando el impacto del criterio tiempo. Los algoritmos genéticos presentan entonces una mejor alternativa debido a que se logran modelos más fiables para el análisis dinámico [133]. Dichos algoritmos están inspirados en los modos de solución de problemas que ha utilizado la naturaleza para hacer evolucionar a los seres vivos. Los pasos en un algoritmo genético típico son los siguientes:

1. Crear una población inicial de individuos de manera aleatoria.
2. Evaluar cada una de las soluciones que componen la generación actual y asignarle un valor idoneidad (fitness).
3. Seleccionar las mejores soluciones basadas en la idoneidad y descartar el resto.
4. Si una solución aceptable es encontrada en la generación actual, o el máximo número de generaciones se excede, entonces se finaliza la búsqueda.
5. Alterar la población utilizando cruzamiento y mutación para crear una nueva generación de soluciones.
6. Ir al paso 2.

En cuanto a las fortalezas y debilidades de los MCD para la representación del conocimiento causal en relación con las RB, en la Tabla 1.1 se muestra una comparación entre ambas técnicas. Los criterios de comparación son un resumen de los propuestos por Zhi-Qiang [9] y por Ping [8] en su tesis doctoral. Para la asignación de valores se utiliza la experiencia del autor y la revisión de la literatura. En el caso del poder de razonamiento se analizó el soporte de los procesos de encadenamiento hacia atrás y hacia delante. En el caso del criterio relacionado con la existencia de herramientas, se consideró la relativa disponibilidad para su empleo en proyectos prácticos de herramientas comerciales o libres.

Tabla 1.1. Comparación entre RB y MCD.

Criterios	RB	MCD
Usabilidad	Baja	Alta
Poder de razonamiento	Alto	Bajo
Representación temporal	No	Si
Representación de retroalimentación	No	Si
Disponibilidad de herramientas	Alta	Baja

Como se puede apreciar, los MCD proveen esquemas más realistas para la representación del conocimiento con respecto a las RB [2, 134, 135]. Entre los elementos que lo permiten se encuentran la posibilidad de representar retroalimentación, influencia del tiempo, vaguedad y ambigüedad. Presentan además una mayor usabilidad para obtener conocimiento de los expertos.

En cuanto al poder de razonamiento, los MCD, en su concepción original, solo permiten encadenamiento hacia delante (forward chaining). Actualmente no existe amplia disponibilidad de herramientas, ni comerciales ni libres, que den soporte adecuado al trabajo con los MCD en la práctica [8, 36].

El número de extensiones basadas en la concepción original de los MCD para incluir distintas formas de representación de la incertidumbre muestra su flexibilidad: computación con palabras [25], teoría de los sistemas grises [136], intervalos [137], lógica difusa tipo 2 [138], lógica difusa intuicionista [14], lógica neutrosófica [139], conjuntos aproximados [140] y la teoría de las evidencias [141].

Los valores numéricos asociados con las relaciones causales en los MCD dependen del problema específico que se analice [8].

Los MCD han sido aplicados a un sinnúmero de dominios entre los cuales se pueden destacar la biomedicina [17], el análisis de los fallos en la calidad del agua [142], la formulación de la estrategia financiera [21], la visión artificial [143], la bioinformática [144] y la planificación de sensores [145]. Recientemente se han hecho propuestas en el campo del aprendizaje de aspectos ambientales [3, 146]. En el área de la ingeniería de software se destaca su empleo en la simulación de proyectos de desarrollo de software [147] y el análisis de riesgos en el mantenimiento de los ERP [148, 149].

1.4 Mapas cognitivos difusos en la toma de decisiones

A pesar de ser múltiples las aplicaciones de los MCD en la toma de decisiones, los trabajos en el área de las metodologías se han centrado fundamentalmente en extender los dominios a los cuales se aplican los MCD. Salmerón junto a otros colaboradores ha propuesto varios modelos para la toma de decisiones como es el caso de la selección de proyectos de tecnologías de la información [28] y el análisis de escenarios [13]. Sin embargo están enfocadas a dominios específicos y/o no incluyen de forma sistémica todas las actividades en las cuales los MCD soportan la toma de decisiones.

Una actividad significativa en la toma de decisiones lo constituye la construcción de modelos que faciliten la participación de los expertos. Especial importancia reviste la agregación de modelos causales provenientes de múltiples expertos

[39]. Khan y Quaddus [30] emplean los MCD para la toma de decisiones en grupo aprovechando las facilidades que estos brindan.

Cuando participa un conjunto de expertos (k), la matriz de adyacencia se formula a través de la media [40]:

$$E = \frac{1}{k}(E_1 + E_2 + \dots + E_k) \quad (1.18)$$

Esta agregación de conocimiento permite mejorar la fiabilidad del modelo final, el cual es menos susceptible a creencias potencialmente erróneas de un único experto [133]. Esta agregación resulta especialmente útil en la construcción de escenarios debido a la importancia que presenta integrar conocimientos de diferentes expertos con modelos mentales diversos [150]. Sin embargo la media aritmética es muy sensible a la presencia de valores atípicos. Se han propuesto métodos que tratan de minimizar el error, los cuales requieren que se llegue a cierto consenso [151], o la interacción posterior con el experto [152] lo cual, aunque deseable, no siempre es posible.

Para la toma de decisiones los modelos causales se pueden derivar además de otros modelos. A partir del modelado organizacional se pueden obtener modelos causales [153]. Hasta el momento solo se ha explotado la utilización mediante RB [154].

En los MCD aplicados a problemas de decisión resulta importante analizar las características estáticas del modelo. El análisis estático puede contribuir a determinar en qué aspectos del sistema incidir o en reducir la cantidad de criterios

que se analizan. Hasta ahora las propuestas se han centrado fundamentalmente en buscar la centralidad de los nodos a partir del número de conexiones [46].

Entre las deficiencias existentes en el análisis estático se encuentran la falta de análisis de la importancia de los nodos en el flujo de información, las conexiones indirectas, la cercanía a determinados nodos y su posición en el MCD entre otros elementos y su posterior consideración en el ordenamiento de los nodos. Otro aspecto a tener en cuenta es que en muchos problemas es necesario incorporar un ordenamiento multicriterio de los nodos [31].

El proceso de inferencia (o encadenamiento hacia delante) en los MCD puede ser utilizado para analizar distintos escenarios y alternativas. A pesar de que los MCD han sido utilizados para el análisis de escenarios [49, 50], resulta difícil interpretar de forma cuantitativa los resultados de la simulación provocando ambigüedad en los mismos [8, 52].

El análisis orientado a metas permite, a partir de un estado deseado, encontrar la mejor alternativa que lleve a él, o explicar el posible comportamiento del sistema. El análisis orientado a metas se puede considerar un caso particular de aprendizaje en MCD [124]. Chong y Wong [27] proponen minimizar la distancia entre el atractor, el vector objetivo y el real. Sin embargo esta función no tiene en cuenta adecuadamente la importancia de los criterios junto con la compensación, lo que incide en una limitada flexibilidad de la propuesta [55].

Existen varias adaptaciones de los MCD para la toma de decisiones o construcción de sistemas de soporte a la toma de decisiones. Stylios y otros [37]

proponen la aplicación de los MCD a la toma de decisiones en la medicina, y denominan su modelo mapa cognitivo difuso competitivo. En él se introducen dos tipos de nodos fundamentales, los de decisión y los asociados a factores. Esta arquitectura pudiera ser generalizada para representar criterios y alternativas (Figura 1.6.) [38]. Se encuentran ejemplos de su aplicación en el diagnóstico de la patologías del lenguaje [37] y en la obstetricia [155]. Sin embargo la necesidad de que las alternativas sean mutuamente excluyentes y competitivas, y su modelación junto a los criterios dentro de los MCD, limitan la aplicabilidad de este modelo.

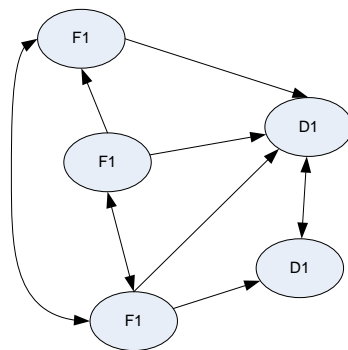


Figura 1.6. Mapa cognitivo difuso competitivo constituido por dos alternativas (nodos de decisión) y tres criterios (factores).

León y otros [156] presentan una propuesta que permite ordenar distintos escenarios de acuerdo a $n-3$ variables descriptoras. El ordenamiento se basa en el cálculo de la utilidad. Para ello asocia algunos conceptos con vectores e introduce un nodo específico para su cálculo. Se ha aplicado a problemas relacionados con la transportación [36, 157]. Este enfoque presenta las limitantes de requerir la introducción de nodos artificiales para representar vectores y la necesidad de incluir las alternativas en el modelo.

1.4.1 Herramientas informáticas

Existen varias herramientas reportadas en la literatura para el soporte a la toma de decisiones basadas en MCD. Entre los dominios de aplicación se destacan la medicina [17, 37], la gestión de proyectos [28] y la agricultura de precisión [158]. Sin embargo esas herramientas no pueden ser generalizadas a otros dominios ni soportan todo el ciclo de vida del MCD.

Partiendo de un conjunto de funcionalidades que deben poseer los sistemas de soporte a la toma de decisiones [33] y del análisis de las particularidades de los MCD en la toma de decisiones por parte del autor [46, 52, 55, 159-161], en la Tabla 1.2 se muestra una comparación de las principales herramientas identificadas en la literatura para el soporte a los MCD. Los criterios empleados son: la posibilidad de realizar la agregación de MCD, el aprendizaje, las opciones de realizar análisis orientado a metas, y la presencia de soporte explícito a la toma de decisiones. Se obvian características básicas como la presencia de modelado visual y análisis de tipo *qué pasa si*.

Tabla 1.2. Comparación entre herramientas

Herramienta	Agregación de MCD	Análisis estático	Aprendizaje	Análisis orientado a metas	Toma de decisiones
FCMapper [162, 163]	No	Si	No	No	No
FCM Designer Tool [35]	No	No	No	No	No
FCM Constructor [8, 164]	Si	No	No	No	No
FCM-tool[36, 156]	No	No	Si	No	Si

De manera general estas herramientas presentan características muy variables y ninguna cumple con todos los aspectos. Este hecho muestra la carencia de herramientas que brinden soporte a la toma de decisiones basadas en MCD, y de metodologías que las soporten.

Conclusiones parciales

- Los operadores de agregación permiten aumentar la flexibilidad y adaptabilidad en la toma de decisiones bajo incertidumbre.
- La representación y análisis del conocimiento causal constituyen aspectos importantes para la toma de decisiones, y los MCD resultan útiles para su representación desde el punto de vista computacional.
- En la literatura existen múltiples aplicaciones de los MCD a la toma de decisiones. Sin embargo los modelos y herramientas informáticas actuales presentan carencias fundamentalmente en los procesos de agregación de

conocimiento y en el análisis estático y dinámico, limitando su aplicabilidad y fiabilidad.

- Definir los elementos anteriores permitió identificar la necesidad de un modelo de ayuda a la toma de decisiones basado en MCD que contribuya al logro de una mayor aplicabilidad y fiabilidad de la técnica a este proceso.

CAPÍTULO 2. MODELO DE AYUDA A LA TOMA DE DECISIONES BASADO EN MCD

El objetivo de este capítulo es presentar el modelo de ayuda a la toma de decisiones basado en MCD (FCM-Fusion). Se describen las características del modelo y su estructura general. Se presenta su flujo de trabajo: obtención, análisis estático, aprendizaje, análisis de escenarios y razonamiento dirigido por metas. Finalmente se describe en detalle cada una de las actividades.

2.1 Características del modelo

Un modelo es una representación simplificada de la realidad que cumple una función heurística [165-167]. El desarrollo de un modelo implica revelar desde una perspectiva de análisis, una manifestación que permite una comprensión más plena del objeto de estudio para resolver el problema y representarlo de alguna manera con un enfoque sistémico [168, 169].

Sobre la base de lo anterior, FCM-Fusion presenta como principios y características la integración de distintas actividades relacionadas con la toma de decisiones apoyadas en MCD en un marco de trabajo único. El modelo se orienta al incremento de la aplicabilidad y fiabilidad de la toma de decisiones empleando MCD. El enfoque sistémico está presente en FCM-Fusion con el objetivo de obtener resultados sinérgicos a partir de la interacción e integración de sus componentes.

Las premisas fundamentales del modelo están relacionadas con la capacidad del centro decisor para obtener modelos causales en forma de MCD y la existencia del nivel de madurez básico requerido para implantar un proceso de toma de decisiones. Los modelos causales formalizados mediante MCD se pueden obtener mediante la reutilización de modelos existentes o directamente a partir de los expertos. La capacidad de modelar las preferencias mediante operadores de agregación constituye otra premisa del modelo.

2.2 Estructura general del modelo

El modelo FCM-Fusion (Figura 2.1) está basado en el uso de los MCD como técnica de inferencia causal y operadores de agregación para evaluar las distintas alternativas. El modelo computacional en que se basa puede ser clasificado dentro de los modelos conexionistas para la toma de decisiones [38].

Está compuesto por un flujo de trabajo principal del cual se descomponen flujos de trabajo correspondientes a sus actividades. Se presentan los principales algoritmos que automatizan elementos del modelo (Figuras 2.4, 2.7 y 2.11). Los operadores de agregación se emplean para el ordenamiento y posibilitan flexibilidad en las recomendaciones que brinda el modelo. FCM-Fusion está soportado en una herramienta informática denominada FCM-Decision (Capítulo 3).

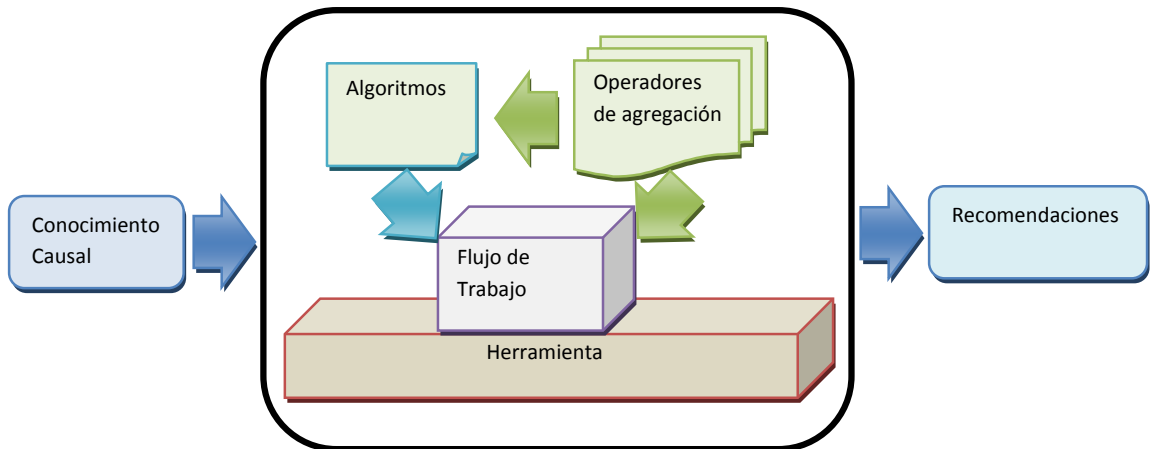


Figura 2.1. Esquema general del modelo FCM-Fusion.

FCM-Fusion integra elementos relacionados con los MCD que generalmente se ven de forma aislada. Estos se pudieran resumir en:

- a) Agregación de MCD de múltiples expertos en un solo modelo.
- b) Determinación de los conceptos más importantes del modelo.
- c) Aprendizaje a partir de entradas y salidas conocidas.
- d) Análisis orientado a metas en MCD.
- e) Ordenamiento de alternativas.

Las actividades fundamentales son: la obtención del modelo, el análisis estático, el aprendizaje, el análisis de escenarios y el análisis orientado a metas. A continuación se presenta el flujo de trabajo de FCM-Fusion (Figura 2.2). Las actividades pueden ocurrir en distinto orden o de forma parcial o aislada, pero en el flujo se presentan en el orden recomendado de ocurrencia.

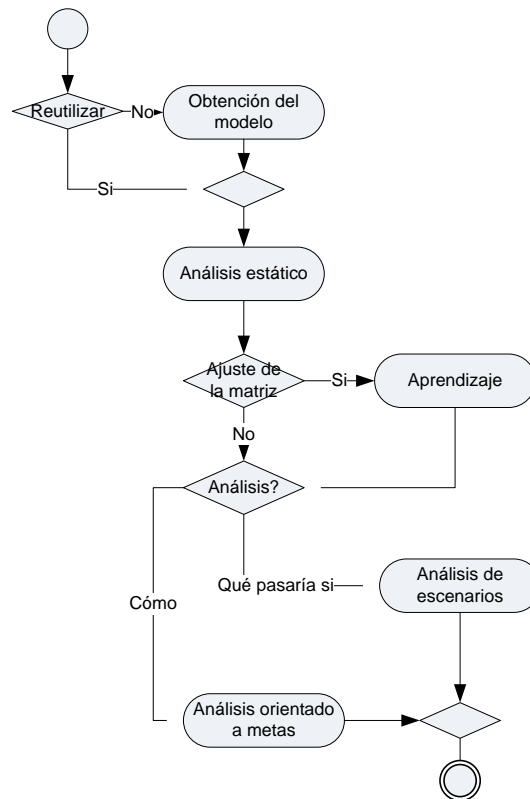


Figura 2.2. Flujo de trabajo del modelo.

A lo largo del modelo se trabaja con operadores de agregación que unifican la media aritmética y el operador OWA (OWAWA) [58] y su extensión sobre la noción de distancia (OWAWAD) lo que permite unificar aspectos que tienen en cuenta estos operadores por separado, como son la posibilidad de expresar fiabilidad, importancia y compensación. Los métodos propuestos para la obtención del modelo, el análisis estático, el análisis de escenarios y el análisis orientado a metas son aportes teóricos del autor.

2.3 Obtención del modelo causal

Esta actividad presenta como objetivo la obtención del MCD que representa el conocimiento causal de los expertos sobre el dominio mediante la agregación de los mapas individuales, haciéndolo menos susceptible a creencias potencialmente erróneas de un único experto y sirviendo como base de conocimiento colectivo [52]. La Figura 2.3 muestra el flujo de trabajo para la obtención del modelo.

La participación de múltiples expertos posibilita comprender de forma conjunta el problema y la búsqueda de una solución compartida. Este flujo de trabajo representa los pasos indispensables en la obtención y puede ser ampliado con propuestas basadas fundamentalmente en el logro de consenso [151, 152]

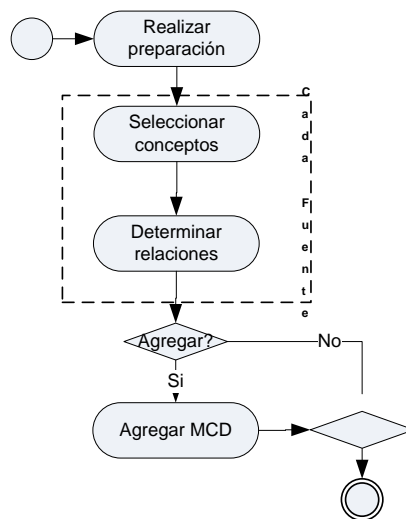


Figura 2.3. Flujo de trabajo para la obtención del modelo causal.

A continuación se describe el flujo de trabajo:

- 1 Realizar preparación: Se identifican las fuentes de información a incluir en el estudio. Preferentemente se deben seleccionar varios expertos que

representen distintos puntos de vista y así evitar las posibles concepciones erróneas que pudiera tener algún experto. Se recomienda seleccionar un experto principal para en caso de ser posible dirija el proceso.

- 2 Seleccionar conceptos: Se determina el alcance del mapa mediante la determinación de sus principales conceptos.
- 3 Determinar relaciones: Se determina el tipo de causalidad existente entre conceptos (positiva y negativa) y el peso de la relación.
- 4 Agregar MCD: En caso de participar más de un especialista y de obtenerse los modelos de manera independiente, se realiza la agregación. Esta actividad consiste en la fusión de los MCD individuales obtenidos. De existir diferencias en el número de conceptos antes de ejecutar el algoritmo de agregación (Figura 2.4) se debe igualar el tamaño de las matrices. Si la cantidad de conceptos diferentes es n entonces cada matriz será aumentada hasta tener como orden n^2 [152].

Algoritmo para la agregación de MCD

En este trabajo el autor propone un algoritmo basado en la asignación de un peso dinámico a cada experto teniendo en cuenta su distancia al punto central del consenso global, un umbral y su valor previo de fiabilidad. Para indicar el consenso global se utiliza la media aritmética [96], aunque pudiera ser empleada la mediana.

El algoritmo combina el filtrado y la agregación de los datos para disminuir el efecto de valoraciones extremas en las características estructurales y de

comportamiento del MCD. Emplea un vector de pesos V que indica el grado de fiabilidad de las fuentes de información.

<p><i>Nombre: agregación de MCD</i></p> <p><i>Entrada: matrices de adyacencia individuales, ω, vector V</i></p> <p><i>Salida: matriz de adyacencia agregada</i></p>
<p><i>Inicio</i></p> <p><i>P1. Repetir desde $i=1$ hasta cantidad de filas</i></p> <p style="padding-left: 20px;"><i>P1.1. Repetir desde $j=1$ hasta cantidad de columnas</i></p> <p style="padding-left: 40px;"><i>P1.1.1 Para cada interconexión examinar los N pesos a_{ij}^k ($k=1,2,\dots,N$) de cada una de las N matrices de adyacencia y calcular la media aritmética $a_{ij}^{med} = \frac{\sum_{k=1}^N a_k}{N}$.</i></p> <p style="padding-left: 40px;"><i>P1.1.2 Si $m > 0$ (m igual a la cantidad de elementos con $a_{ij}^{med} - a_{ij}^k < \omega$)</i></p> <p style="padding-left: 40px;"><i>ENTONCES</i></p> <p style="padding-left: 40px;"><i>calcular un vector de pesos W de la siguiente forma:</i></p> $w_k = \begin{cases} 0 & \text{si } a_{ij}^{med} - a_{ij}^k \geq \omega \\ \frac{1}{m} & \text{en otro caso} \end{cases}$ <p style="padding-left: 40px;"><i>SINO</i></p> <p style="padding-left: 40px;"><i>Solicitar nuevo valor de ω e ir a P1.</i></p> <p style="padding-left: 40px;"><i>P1.1.3 Se calcula el valor de la agregación: $a_{ij}^{nuevo} = \frac{\sum_{k=1}^N w_k v_k a_k}{\sum_{k=1}^N w_k v_k}$</i></p> <p style="padding-left: 20px;"><i>P1.2. Fin del repetir.</i></p> <p><i>P2. Fin del repetir</i></p> <p><i>P3. Construir la nueva matriz de adyacencia con cada uno de los pesos a_{ij}^{nuevo} calculados.</i></p> <p><i>Fin</i></p>

Figura 2.4. Algoritmo de agregación.

La selección del parámetro ω influye en el valor de dispersión de la agregación (1.14). Yager [98] propone se busque un balance entre la dispersión máxima y mínima. Este criterio puede guiar la selección de este parámetro.

Siendo H igual a la cantidad de expertos y n^2 el orden de las matrices que representa la cantidad de conceptos al cuadrado que tiene en cuenta un experto, se analiza a continuación la complejidad temporal de cada uno de sus pasos:

- El paso 1.1.1 tiene complejidad $O(H)$ porque se consultan los elementos a_{ij} de las H matrices.
- El paso 1.1.2 tienen complejidad $O(H)$, debido a que se debe calcular la media aritmética de los elementos a agregar para obtener el vector de pesos W .
- El paso 1.1.3 tienen complejidad $O(H)$, debido a que se debe calcular una media ponderada de los elementos a agregar.

Los pasos del 1.1.1 al 1.1.3 se repiten n^2 veces, por lo que la complejidad temporal del algoritmo de agregación de MCD es $O(n^2 * H)$.

2.4 Análisis estático

El análisis estático (Figura 2.5.) presenta como objetivo el ordenamiento de los nodos de acuerdo a su importancia en el modelo y/o la selección de un conjunto de conceptos dentro del MCD para su simplificación. El autor propone la creación de medidas de centralidad compuestas a partir del operador OWAWA que resuman un grupo de medidas seleccionadas por el decisor. La utilización de este operador permite combinar las ventajas del operador OWA y WA en el cálculo de medidas compuestas [170].

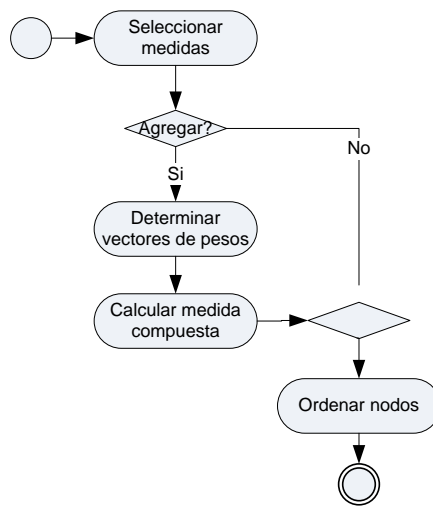


Figura 2.5. Análisis estático.

1. Seleccionar medidas: Se selecciona el o la combinación de aspectos del MCD que se desea analizar. Se recomienda la determinación de medidas para los siguientes aspectos: qué tan fuertemente conectado está un nodo (2.1), qué importancia tiene en el flujo de información (2.2), y qué tan rápido es la difusión de la información del nodo (2.3). Finalmente se calcula(n) la(s) medida(s) seleccionada(s) a partir del valor absoluto de los pesos en la matriz de adyacencia.
2. Determinar vectores de pesos: Se determinan los vectores de pesos que reflejan la importancia que se le otorga a cada una de las medidas y el nivel de compensación que determine el decisor. El vector correspondiente a la media aritmética (V) define la importancia de las medidas. Los niveles de compensación son definidos mediante el vector asociado al operador OWA (W).
3. Calcular medida compuesta: Se calcula una medida compuesta de centralidad.

La agregación de los valores normalizados de las medidas se realiza mediante el operador OWAWA.

4. Ordenar nodos: En esta actividad se ordenan los nodos de acuerdo a su importancia en el modelo a partir de la medida compuesta de centralidad calculada.

Los MCD son representados como un grafo dirigido ponderado (V, E) , donde V es el conjunto de nodos y E es el conjunto de conexiones entre esos nodos. A continuación se describen en detalles las medidas de centralidad recomendadas:

- Centralidad de grado.

La centralidad de grado ($C(v)$) se calcula a partir de la suma de su grado de entrada ($id(v)$) y grado de salida ($od(v)$), tal como se expresa en la fórmula siguiente:

$$C(v) = id(v) + od(v) \quad (2.1)$$

La centralidad en un MCD indica cuán fuertemente está relacionado un nodo con otros a partir de sus conexiones directas.

- Intermediación.

La intermediación se calcula mediante la siguiente expresión:

$$C_B(v) = \sum_{s \neq v \neq t \in V} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}} \quad (2.2)$$

donde σ_{st} representa el número de caminos de longitud menor desde el nodo s hasta el nodo t y $\sigma_{st}(v)$ es el número de caminos de menor longitud que van de s a t a través de v . En un MCD indica la importancia de un nodo en el flujo de la información [44].

- Cercanía.

Por otra parte la cercanía se define como:

$$C_c(v) = \frac{1}{\sum_{t \neq v} d_G(v,t)} \quad (2.3)$$

donde $t \neq v$ y $d_G(v,t)$ es la distancia del camino más corto entre v y t . En el caso de un MCD brinda información sobre cuán rápido se difunde la información de un nodo por la red [44].

Se podrán tener en cuenta además otro conjunto de medidas como la centralidad por vector propio [171], la centralidad de Bonacich [172], etc. El decisor podrá tomar un conjunto de estas medidas de centralidad en dependencia de los factores que desea tener en cuenta.

2.5 Aprendizaje de la matriz de adyacencia

Otro elemento importante en la adaptabilidad del modelo lo constituye la posibilidad que brindan los MCD de aprender. El aprendizaje ocurre mediante el ajuste del modelo causal a partir de las entradas y salidas esperadas [133]. En la Figura 2.6 se muestra el flujo de trabajo.

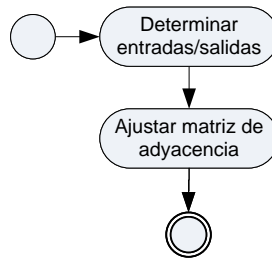


Figura 2.6. Aprendizaje en MCD.

1. Determinar entradas/salidas: Se seleccionan las entradas y salidas esperadas del modelo. Aquí se define un listado de vectores de entrada y los correspondientes vectores de salida estimados.
2. Ajustar matriz de adyacencia: Se ajusta la matriz de manera tal que se minimice el *Error total* [173, 174], determinado por el vector de salida estimado (S) y el vector resultante (R):

$$Error = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N |S_i - R_i| \quad (2.4)$$

$$Error\ total = \frac{1}{(K-1)N} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N |S_i - R_i| \quad (2.5)$$

Donde K es el número de ejemplos utilizados en el aprendizaje y N es el número de conceptos.

Para el ajuste de las conexiones se tienen en cuenta restricciones derivadas del modelo obtenido por los expertos. Las conexiones con pesos $W_{ij} = 0$ no son ajustadas y se mantiene el signo de la relación en el resto.

Algoritmo de aprendizaje en MCD

El algoritmo propuesto está basado en el empleo de algoritmos genéticos debido fundamentalmente a que con ellos se han obtenido los mejores resultados en el aprendizaje en MCD [41, 124]. La Figura 2.7 muestra el pseudocódigo del algoritmo de aprendizaje.

<p>Nombre: aprendizaje MCD. Entrada: probabilidad de mutación, tamaño de la población, número máximo de iteraciones, error mínimo. Salida: matriz de adyacencia ajustada.</p>
<p><i>Inicio</i></p> <ul style="list-style-type: none">P1. $t = 0$P2. Inicializar $P(t)$ generando una población aleatoria de matrices de adyacenciaP3. Evaluar $P(t)$ utilizando (2.13)P4. Mientras no se llegue al número máximo de iteraciones o el error sea mayor que error mínimo<ul style="list-style-type: none">P4.1 $t = t + 1$P4.2. Seleccionar $P(t)$ de $P(t-1)$P4.3 Generar una nueva población de matrices $P(t)$ mediante los operadores de entrecruzamiento y mutaciónP4.4. Evaluar $P(t)$ utilizando (2.13)P5. Fin del mientras <p><i>Fin.</i></p>

Figura 2.7. Algoritmo de aprendizaje.

$P(t)$ representa la población generada en el instante de tiempo t . En este caso la población estará compuesta por matrices de adyacencia. El genotipo se crea como se muestra en la Figura 2.8. A continuación se realiza la evaluación de la función objetivo (2.12). Solo los individuos dentro de la población que logran un rendimiento alto se mantienen.

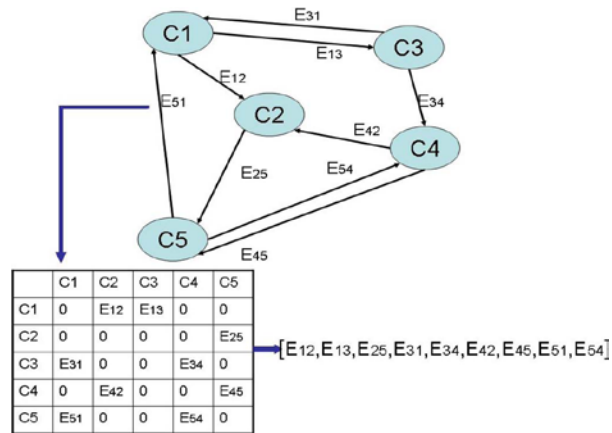


Figura 2.8. Creación del genotipo a partir de la matriz de adyacencia [124].

El proceso de entrecruzamiento, mutación y reinserción se lleva a cabo para reproducir nuevos individuos en la población. La condición de parada está relacionada con la obtención de un Error total (2.12) menor a un determinado valor, o se alcance el número máximo de iteraciones.

2.6 Análisis de escenarios

Para la cuantificación de los escenarios y el ordenamiento de estos mediante MCD el autor propone hacer uso de los operadores OWA para su evaluación. Este método posibilita el ordenamiento de los mismos y da una interpretación cuantitativa a los resultados de la simulación. La propuesta se muestra gráficamente en la Figura 2.9, donde se presenta un flujo de trabajo para el análisis de los escenarios utilizando MCD.

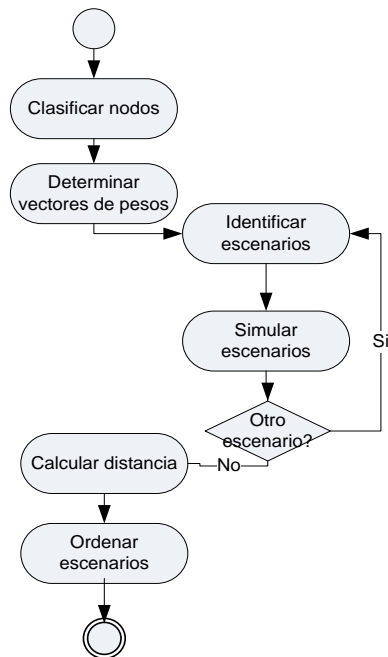


Figura 2.9. Flujo de trabajo propuesto para el análisis de escenarios.

A continuación se detallan las actividades:

1. Clasificar nodos: En el modelo propuesto es importante realizar la clasificación de los nodos por capas [32]. Los nodos de entrada serán estimulados mediante el vector de estímulo y los de salida conformarán el vector ideal (Definición 2.1).
2. Determinar vectores de pesos: Se determinan los vectores de pesos que reflejan la importancia de los nodos y el nivel de compensación que determine el decisor. El vector correspondiente a la media aritmética define la importancia de los nodos. El grado de aceptación del riesgo y la compensación se definen mediante el vector asociado al operador OWA.
3. Identificar escenarios: Se identifican los escenarios a analizar. El vector de

estímulo (E), es definido por cada escenario. Este representa el valor inicial de cada nodo.

4. Simular escenarios: La simulación de los distintos escenarios se realiza y se obtiene el vector resultante (R) en forma de conceptos con distintos niveles de activación después de alcanzar el estado de equilibrio. De no existir la convergencia del MCD a una solución única esta puede lograrse a través del ajuste del parámetro λ en la función de activación [29].
5. Calcular distancia: Se determina el escenario ideal el cual se representa mediante el vector ideal (Definición 2.1). Se calcula la distancia mediante el operador OWAWAD entre el vector resultante R de cada simulación y el vector que representa el escenario ideal (I).
6. Ordenar escenarios: Finalmente se ordenan los escenarios siendo aquellos con un menor valor en la distancia los más deseables.

El cálculo de la distancia al escenario ideal es la base para su ordenamiento. Si se parte de un conjunto de vectores resultantes $R_i, i = 1, 2, \dots, m$ y, siendo v_{ij} el valor j del vector resultante $R_i, j = 1, 2, \dots, n$, se define entonces el escenario ideal de la siguiente forma:

Definición 2.1. Escenario ideal.

Se denomina escenario ideal en (\mathbb{R}^n) al escenario representado por el vector

$I = (v_1^M, v_2^M, \dots, v_n^M)$, donde $v_i^M = \text{Max}_i x_{ij}$, para el caso de los nodos de tipo

beneficio y $v_i^M = \text{Min}_i v_{ij}$ para el caso de los nodos tipo costo. La alternativa representada por el vector I se denomina escenario ideal.

Este nuevo método propuesto por el autor permite interpretar de un modo cuantitativo los resultados de la simulación de los distintos escenarios utilizando MCD y el posterior ordenamiento de los mismos. Otras alternativas para el ordenamiento consisten en maximizar la distancia al anti-ideal [73, 175], o la combinación de esta con la distancia al ideal [64].

2.7 Análisis orientado a metas

El análisis orientado a metas tiene como objetivo encontrar el vector de estímulo que puede ocasionar que el MCD converja a un atractor determinado [53]. El flujo de trabajo para el análisis orientado a metas que propone el autor se muestra en la Figura 2.10.

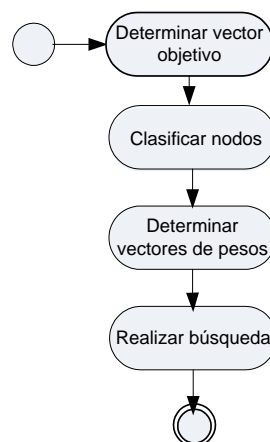


Figura 2.10. Flujo de trabajo para el razonamiento orientado a metas.

A continuación se detallan las actividades:

1. Determinar vector objetivo: Se plantea el vector objetivo (\mathbf{O}). Este constituye el estado deseado o la meta, y contiene los valores deseados para el vector de salida. En este contexto es equivalente a plantear "¿qué vector de estímulo se requiere para llegar a este estado?"
2. Clasificar nodos: En el modelo propuesto es importante realizar la clasificación de los nodos. A los nodos de entrada se le ajustan los valores en el proceso de aprendizaje-optimización.
3. Determinar vectores de peso: Se plantean los vectores del operador OWAWAD. En el caso de V representa la importancia de cada nodo en el alcance de la meta. En el caso de W representa el nivel de optimismo/pesimismo, y por tanto de riesgo. El valor I -ésimo del vector V define la importancia del I -ésimo nodo en el MCD.
4. Realizar búsqueda: Se realiza la búsqueda del vector de entrada más adecuado para llegar al estado objetivo. Como función objetivo se emplea el valor obtenido con el operador OWAWAD entre el vector resultante de la simulación R y el vector objetivo O (2.6).

Esta actividad se puede considerar como de aprendizaje del vector de entrada que lleva a un estado objetivo teniendo en cuenta las preferencias y la actitud con respecto al riesgo del decisor.

Algoritmo para el análisis orientado a metas

La distancia modificada por el operador OWAWAD puede ser minimizada ejecutando los pasos de un algoritmo genético como se muestra en la Figura 2.11. El autor propone la utilización de los operadores OWA como función de idoneidad para el análisis orientado a metas en los MCD. La expresión matemática se muestra a continuación:

$$Error = OWAWAD(O,R) \quad (2.6)$$

Siendo **O** y **R** los vectores objetivo y resultante respectivamente.

Esta medida de distancia permite una mayor flexibilidad y generaliza la función idoneidad existente hasta el momento [27]. En el caso del error, permite manejar el nivel de importancia y el nivel de compensación contribuyendo al aumento de la aplicabilidad y fiabilidad del proceso.

<p>Nombre: aprendizaje del vector de estímulo. Entrada: probabilidad de mutación, tamaño de la población, número máximo de iteraciones, error mínimo, vectores de pesos. Salida: vector de estímulo ajustado.</p>
<p><i>Inicio</i></p> <p>P1. $t = 0$ P2. Inicializar $P(t)$ generando una población aleatoria de vectores de estímulo P3. Evaluar $P(t)$ utilizando (2.14) P4. Mientras no se llegue al número máximo de iteraciones o el error es menor que el error mínimo P4.1 $t = t + 1$ P4.2. Seleccionar $P(t)$ de $P(t-1)$ P4.3 Generar una nueva población de vectores $P(t)$ mediante los operadores de entrecruzamiento y mutación P4.4. Evaluar $P(t)$ utilizando (2.14) P5. Fin del mientras</p> <p><i>Fin</i></p>

Figura 2.11. Algoritmo genético propuesto.

$P(t)$ representa la población de vectores de estímulo E generada en el instante de tiempo t . Utilizando los vectores de estímulo, se determinan los vectores resultantes R . A continuación se realiza la evaluación de la función objetivo en la ecuación (2.6), con el fin seleccionar los individuos dentro de la población que logran un rendimiento alto. El proceso de entrecruzamiento, mutación y reinserción se lleva a cabo para reproducir nuevos individuos en la población. Estos pasos se repiten hasta que se obtenga un error menor a un determinado valor, o se alcance el número máximo de iteraciones.

Conclusiones parciales

- El modelo de ayuda a la toma de decisiones basado en MCD (FCM-Fusion) se orienta a lograr el incremento de la aplicabilidad y fiabilidad de la toma de decisiones empleando MCD.
- FCM-Fusion incluye las actividades de obtención, análisis estático, aprendizaje, análisis de escenarios y orientados a metas en MCD como ayuda a la toma de decisiones.
- Para la agregación de los MCD se propone un algoritmo con complejidad temporal polinomial que tiene en cuenta la fiabilidad de las fuentes y el filtrado de los valores extremos.
- Se incluye como parte del modelo la agregación de las distintas medidas de centralidad en una medida compuesta con el propósito de lograr un mejor análisis y ordenamiento de los nodos de acuerdo a su centralidad en los MCD.

- El análisis de escenarios y el análisis orientado a metas con la utilización de los operadores OWA haciendo uso de la noción de distancia, permite introducir una mayor flexibilidad al proceso. La utilización de algoritmos genéticos permite la búsqueda de soluciones en el análisis orientado a metas.

CAPÍTULO 3. RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DEL MODELO

Introducción

La aplicación de modelos de ayuda a la toma de decisiones se torna compleja si no se automatizan algunos de sus componentes. En este capítulo se presenta la herramienta informática que soporta el modelo FCM-Fusion. Se valida la propuesta mediante un estudio de caso real. Se diseña un experimento para evaluar los resultados del algoritmo de agregación. Se incluye además la validación estática del modelo.

3.1 Herramienta propuesta

A pesar de existir un grupo de herramientas reportadas en la literatura para el trabajo con MCD, estas no son adecuadas como ayuda a la toma de decisiones de forma general [35, 36, 164] (ver Sección 1.3), ni se ajustan al modelo propuesto en particular. Para suplir estas carencias se desarrolló una herramienta denominada FCM-Decision [176, 177]. La aplicación informática permite a usuarios no expertos en inteligencia artificial crear de forma visual el MCD.

En la Figura 3.1 se puede apreciar una vista general de la aplicación. La misma consta de un panel central donde se encuentra el área de trabajo, a la izquierda se muestra la paleta de componentes, y a la derecha se encuentra el área de trabajo. En la parte superior se encuentra ubicada la barra de herramientas la cual contiene funcionalidades básicas de la aplicación.

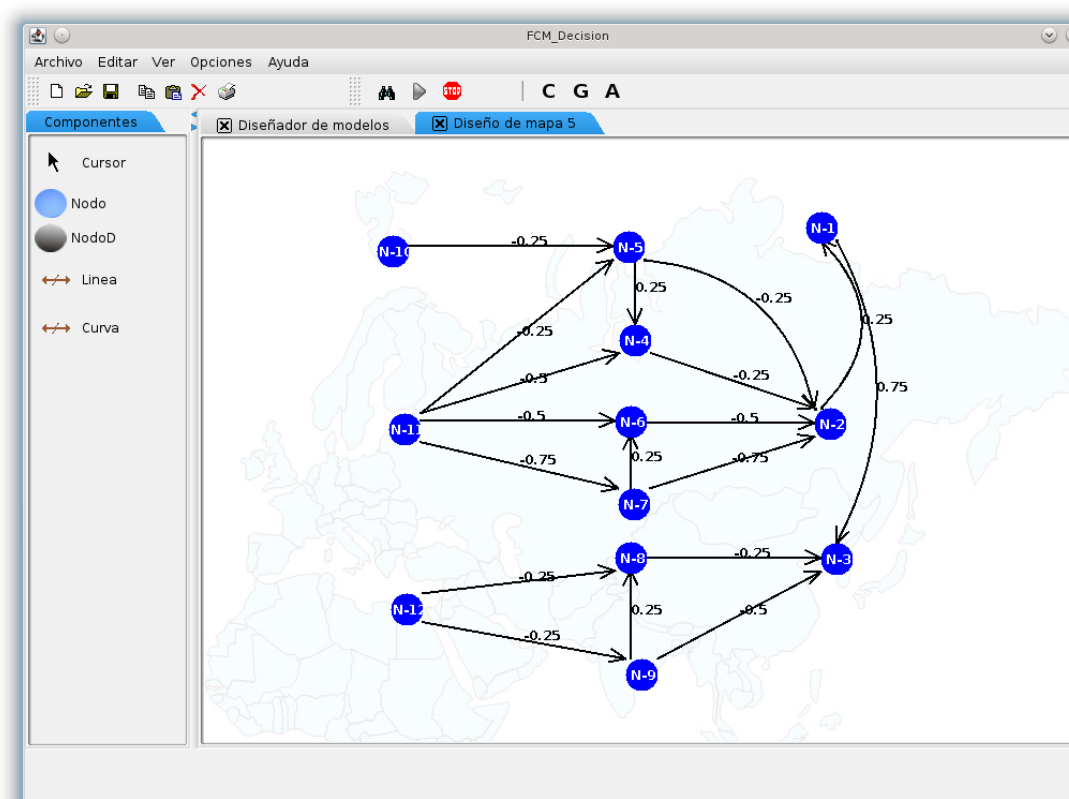


Figura 3.1. Vista principal de la aplicación.

FCM-Decision permite además ajustar un grupo de parámetros relacionados al modelo como es el valor de λ , la selección de la función de activación, los vectores de pesos relacionados con los operadores de agregación y las demás opciones relacionadas fundamentalmente con el aprendizaje y el análisis orientado a metas. En la Figura 3.2 se puede apreciar la ventana con el gráfico de la evolución del valor de los nodos en las distintas iteraciones.



Figura 3.2. Ventana para el análisis dinámico

El software desarrollado ha tenido aplicación en el desarrollo de sistemas basados en el conocimiento para la resolución de problemas concretos, contribuyendo a simplificar el proceso de ingeniería del conocimiento. También ha sido utilizado como medio de enseñanza para el desarrollo de habilidades prácticas en la construcción de sistemas inteligentes y la ingeniería de software.

FCM-Decisión permite que los modelos sean almacenados en una base de datos lo que posibilita su consulta y actualización, funcionando como un repositorio de modelos causales. Esta funcionalidad facilita su empleo en la ingeniería y gestión del conocimiento en las organizaciones.

3.2 Validación del modelo propuesto

La validación de los métodos de decisión y en especial de los métodos multicriterio es un tema con múltiples dificultades y particularidades [61]. La validación estricta de un problema de decisión implicaría ejecutar todas las alternativas y darles seguimiento, lo cual en la mayoría de los casos es imposible o no factible.

En los modelos de decisión, reviste especial importancia evaluar la capacidad que brinde el modelo de ser interpretable y comprensible por los involucrados. Esto implica que, a pesar de ser un área que requiere rigor matemático, la validación pasa por juicios subjetivos [25].

Es de destacar además que no existe un método de decisión que sea universal y aplicable a todas las situaciones. El objetivo de los métodos de decisión no debe ser mostrar una única alternativa sino permitir a los decisores una mayor comprensión del problema para posibilitar una decisión informada [25].

Las raíces epistemológicas subyacentes sobre las que se sustenta el proceso de validación del conocimiento se han movido, especialmente en el área de la ingeniería, hacia un enfoque relativista/holístico. La validación es entonces un proceso centrado fundamentalmente en mostrar la utilidad con respecto a un propósito en contraposición al enfoque formalista/reduccionista, propio del positivismo, que busca medir más la exactitud que el uso práctico [178]. Este nuevo enfoque se considera más adecuado para la validación de los modelos de decisión [25].

En la validación de modelos de decisión predomina el empleo de estudios de caso [8], la comparación con otros métodos [25] y la validación estática [20]. Esta última consiste en obtener retroalimentación de especialistas y especialmente de los usuarios del modelo fundamentalmente sobre la aplicabilidad del mismo.

Se desarrolló en detalle un estudio de caso con el fin de validar la propuesta. La comparación con otros modelos está basada en el cumplimiento de las propiedades de aplicabilidad y fiabilidad de los componentes del modelo. Se desarrolló un experimento para validar la propuesta en cuanto a las características estáticas y de comportamiento de los modelos agregados. Para la validación estática del modelo se empleó la técnica de ladov [179]. Esta permitió conocer el grado de satisfacción de los usuarios del modelo en cuanto a la fiabilidad.

3.3 Estudio de caso

El estudio de caso [180] es un método empírico que puede ser empleado para valorar el resultado científico de las investigaciones. En los métodos y modelos de decisión se emplea ampliamente para validar los beneficios y la aplicabilidad de las propuestas principalmente [20]. Para la selección del estudio de caso el autor tuvo en cuenta los requisitos propuestos por Seepersad [178], relativos a que este no fuera artificial, ni específico y que muestre la utilidad del modelo propuesto. Se tuvieron en cuenta además las recomendaciones recogidas en [181].

Estudio de Caso. Modelado de los Factores Críticos de Éxito

El estudio de caso se llevó a cabo en una organización de desarrollo de software que presenta entre sus áreas de trabajo la integración de datos. La integración de datos consiste en la combinación de los datos que residen en diferentes fuentes, y en proporcionar al usuario una visión unificada de estos [182]. A pesar de su importancia relativamente pocos estudios se han realizado para evaluar las prácticas, y en especial los factores críticos de éxito (FCE) en este tipo de proyectos.

Para la determinación de los FCE (Tabla 3.1) se revisaron los factores relacionados con los proyectos de integración en general que aparecen descritos en la literatura [183, 184], los que utilizan tecnologías afines como los almacenes de datos [185], los FCE en los proyectos de software de Latinoamérica [186], los factores reportados por otras entidades que se dedican a la temática y la experiencia de los principales desarrolladores internos.

Tabla 3.1. FCE en proyectos de integración de datos.

Id	Factor	Descripción
N1	Apoyo de la alta gerencia.	Apoyo de los directivos de la organización que permite contar con la coordinación y los recursos necesarios para el desarrollo del proyecto.
N2	Participación de los usuarios.	Participación activa de los usuarios en el proyecto.
N3	Conocimiento técnico de los usuarios.	Conocimientos relacionados con las tecnologías utilizadas en los proyectos de integración de datos por parte de los usuarios finales.
N4	Definición del alcance y prioridades.	Definición clara de las metas del proyecto, su alcance y prioridades de desarrollo.
N5	Calidad de las fuentes de datos.	Grado de calidad de los datos en las fuentes seleccionadas.
N6	Entrenamiento de los usuarios	Preparación brindada a los usuarios finales, en forma de cursos, entrenamientos, etc.
N7	Definición de requisitos.	Grado de definición y entendimiento de los requisitos y necesidades de información de la organización.
N8	Tiempo.	Tiempo en que se da una respuesta a los usuarios de sus necesidades de información.
N9	Compromiso del cliente con la solución.	Grado de compromiso con el éxito de la solución por parte del cliente.
N10	Disponibilidad tecnológica.	Disponibilidad de la tecnología de <u>hardware</u> y <u>software</u> para el desarrollo de la solución.

En el desarrollo del MCD participaron 11 especialistas en la temática. Los datos de cada una de las matrices de adyacencia individuales se encuentran disponibles en: <https://sites.google.com/site/mleyvazshomepage/causal-knowledge-datasets>.

Mediante la utilización del algoritmo descrito para la agregación de MCD (ver Sección 2.3.2) se obtuvo como resultado un nuevo modelo (Figura 3.3). Se

empleó un valor de $\omega = 0,3$ y un vector para indicar la fiabilidad de las fuentes

$$V = [0,2; 0,1; 0,2; 0,05; 0,04; 0,06; 0,05; 0,03; 0,02; 0,08; 0,17].$$

0	0,18	0	0,04	0	0,1	0,3	-0,44	0	0,66
0,81	0	0,8	0,11	0,09	0,2	0,44	-0,19	0,7	0,22
0,45	0,7	0	0,23	0	0,78	0,26	-0,17	0,38	0,3
0,68	0,85	0,84	0	0,42	0,21	0,9	-0,07	0,74	0,08
0,3	0,19	0,22	0,66	0	0,23	0,03	-0,2	0,21	0,21
0,55	0,42	-0,87	0,37	0,31	0	0,13	-0,19	0,37	-0,01
0,84	0,6	0,76	0,63	0,41	0,39	0	-0,32	0,72	0,46
0	-0,83	-0,19	0,7	-0,7	-0,33	-0,23	0	0	-0,78
0,84	0,56	0,45	0,89	0,09	0,53	0,8	-0,67	0	0,14
0,64	0,06	0	0,66	0,08	0,16	0,55	-1	0,4	0

Figura 3.3. Matriz de adyacencia.

El análisis estático se realiza a partir de las tres medidas de centralidad sugeridas, las cuales en este caso son agregadas mediante el operador OWAWA ($W = [0,3; 0,4; 0,3]$, $V = [0,5; 0,3; 0,2]$, $\beta = 0,4$), previa normalización de las medidas por el método del máximo y a partir de los valores absolutos de las conexiones entre los conceptos. Los resultados se muestran en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2. Centralidad de los factores.

Factor	C	C _B	C _C	OWA
N1	0,75	0,00	0,75	0,53
N2	0,88	1,00	1,00	0,95
N3	0,81	0,25	0,90	0,67
N4	1,00	1,00	1,00	1,00
N5	0,48	0,38	1,00	0,57
N6	0,68	1,00	1,00	0,86
N7	0,97	1,00	1,00	0,99
N8	0,77	0,57	0,82	0,72
N9	0,94	0,25	1,00	0,75
N10	0,71	0,70	0,90	0,75

El ordenamiento se realiza de la siguiente forma: **N4 > N7 > N2 > N6 > N9~N10 > N8 > N3 > N5 > N1**. En este caso se muestra un predominio de factores relacionados con los aspectos humanos y de requisitos (**N4, N7, N2**) lo que coincide con la experiencia de los especialistas y lo reportado en la literatura [187].

Se determinaron una serie de escenarios con sus respectivas salidas para realizar el aprendizaje del modelo (Tabla 3.3). Para la simulación se utiliza como función de activación la tangente hiperbólica:

$$F(x) = \tanh(\lambda X), \text{ con } \lambda = 0,3, \quad (3.1)$$

Esta función permite entre otras ventajas que los nodos alcancen valores negativos [126].

Tabla 3.3. Datos de entrenamiento

Entrada	Salida
[0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 1; 0; 0]	[-1;-1; 0; 0; 0; 1; 0; 1;-1; 0]
[-1; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 0]	[-1; 0; 0; 0; 0; 0; 0; 1; 0; 0]
[0; 0; 0; 0; 0; 0;-1; 0; 0; 0]	[0; 0; 0; -1; 0; 0; -1; 1;-1; 0]
[1; 0; 0; 1; 0; 1; 1; 0; 0; 0]	[1; 1; 1; 1; 1; 1; 1; -1; 1; 1]
[0; 1; 1; 0; 1; 0; 0; 0; 0; 0]	[0,2; 1; 1; 0,35; 1; 0,2; 0,5; -0,35; 0,5; 0,5]

La matriz fue ajustada (Figura 3.4) mediante el algoritmo descrito en la Sección 2.5. Los parámetros utilizados fueron los siguientes:

- Probabilidad de mutación: 0,5
- Probabilidad de recombinación: 0,5
- Población: 50

El relativamente alto valor de la probabilidad de mutaciones sigue las recomendaciones dadas por Stach [41] en lo relativo al aprendizaje en MCD debido a las alta tasas de soluciones sub-óptimas que se generan.

0	0,83	0	0,71	0	0,08	0,59	-0,21	0	0,26
0,5	0	0,23	0,74	0,74	0,25	0,41	-0,02	0,05	0,08
0,94	0,31	0	0,61	0	0,56	0,3	-0,65	0,01	0,08
0,69	0,45	0,71	0	0,71	0,06	0,78	-0,2	0,78	0,98
0,79	0,69	0,14	0,59	0	0,05	0,53	-0,22	0,26	0,84
0,1	0,4	-0,32	0,93	0,25	0	0,63	-0,28	0,53	-0,05
0,2	0,28	0,46	0,82	0,86	0,1	0	-0,01	0,18	0,8
0	-0,91	-0,44	0,23	-0,93	-0,01	-0,62	0	0	-0,36
0,43	0,55	0,32	0,63	0,32	0,28	0,27	-0,04	0	0,97
0,16	0,45	0	0,57	0,75	0,05	0,78	-0,62	0,37	0

Figura 3.4. Matriz de adyacencia ajustada.

A partir de este ajuste en la matriz se realizó el análisis de escenarios. Un escenario frecuente lo constituye la decisión de incrementar el tiempo ($N_8 = 1$) dedicado a las actividades de ingeniería de requisitos con el fin de mejorar su definición ($N_7 = 1$). Otro escenario analizado es la posibilidad de la disminución del tiempo de los proyectos ($N_8 = -1$), disminuyendo el tiempo dedicado a la capacitación ($N_6 = -1$). Se determinó otro escenario relativo con un aumento de la definición del alcance ($N_4 = 1$), a expensas de un mayor tiempo ($N_8 = 1$). Por último se determinó como escenario el aumento de la capacitación al usuario ($N_6 = 1$) en conjunto con el aumento del apoyo de la alta gerencia ($N_1 = 1$), pero con un aumento del tiempo de ($N_8 = 1$). Los cuatro escenarios con los vectores de entrada y resultantes se muestran en la Tabla 3.4.

Tabla 3.4. Resultado de la simulación de los escenarios.

Escenarios	<i>E</i>	<i>R</i>
S ₁	[0; 0; 0; 0; 0; 0; 1; 1; 0; 0]	[0,496; 0,433; 0,282; 0,281; 0,226; 0,305; 0,378; -0,341; 0,36; 0,248]
S ₂	[0; 0; 0; 0; 0; -1; 0; -1; 0; 0]	[0,097; 0,082; 0,051; 0,050; 0,040; 0,055; 0,07; -0,063; 0,066; 0,044]
S ₃	[0; 0; 0; 1; 0; 0; 0; 1; 0; 0]	[0,498; 0,434; 0,284; 0,282; 0,227; 0,306; 0,379; -0,342; 0,361; 0,249]
S ₄	[1; 0; 0; 0; 0; 1; 0; 1; 0; 0]	[0,167; 0,141; 0,089; 0,087; 0,07; 0,096; 0,121; -0,10; 0,115; 0,077]

Para este caso en particular el escenario S₃ resultó ser el ideal $I=[0,498; 0,434; 0,284; 0,282; 0,227; 0,306; 0,379; -0,342; 0,361; 0,249]$. Los escenarios se ordenan de menor a mayor a partir de la distancia al ideal. Con este fin se calculan las distancias mediante el operador OWAWAD(R,I). En este caso $W=[0,01; 0,03; 0,05; 0,07; 0,09; 0,11; 0,13; 0,15; 0,17; 0,19]$. En el vector V se les asigna un mayor peso a los factores N1, N4, N9, y N8, con $V=[0,15; 0,1; 0,1; 0,15; 0,1; 0,1; 0,1; 0,15; 0,15; 0,1]$, $\beta=0,5$. La Tabla 3.5 muestra los resultados del cálculo de la distancia al ideal. El ordenamiento final de los escenarios es el siguiente: $S_3 > S_1 > S_4 > S_2$.

Tabla 3.5. Distancia al ideal de los escenarios.

Escenarios	<i>OWAWAD</i>
S ₁	0,002
S ₂	0,306
S ₃	0,0
S ₄	0,256

Se desea conocer el mejor escenario para lograr un elevado apoyo de la alta gerencia (O₁), alta participación de los usuarios (O₂), definición clara del alcance del proyecto (O₃), un grado de definición alto de los requisitos (O₄), y disminuir el tiempo de respuesta a las necesidades de los usuarios (O₅). Mediante el vector N se indican los nodos de entrada (1) $N=[0; 0; 1; 1; 1; 1; 1; 1; 0; 1]$. La importancia de los nodos de salida está reflejada con el vector $V=[0,1; 0,1; 0,2; 0,3; 0,3]$. El nivel de compensación entre los criterios por su parte está determinado por el vector $W=[0,07; 0,23; 0,40; 0,23; 0,07]$. Los parámetros utilizados fueron los siguientes:

- Probabilidad de mutación: 0,3
- Probabilidad de recombinación: 0,7
- Población:100

Los resultados del proceso de optimización arrojan como vector de entrada $R= [0; 0; 1; 1; 1; 1; 1; 1; -0,96; 0; 0,99]$. Este resultado muestra que para lograr el estado objetivo planteado deben aumentarse los factores de entrada asociados con beneficios, y disminuirse el tiempo (factor costo).

En este estudio de caso se obtuvieron y modelaron los FCE de los proyectos de integración de datos. Este es el primer estudio encontrado en la literatura donde

se realiza el modelado y análisis de los FCE en los proyectos de integración de datos. Los resultados obtenidos están de acuerdo a los reportados en la literatura [187] para los proyectos de desarrollo de software y con lo observado en la práctica dentro de la organización. De manera general los resultados del estudio de caso muestran que la propuesta brinda resultados reales y útiles.

Otras aplicaciones del modelo

Entre las aplicaciones del modelo se encuentra la ayuda a la toma de decisiones en las organizaciones de desarrollo de software [52, 55, 107]. En conjunto con el Centro Nacional de Genética se han realizado aplicaciones en el diagnóstico del autismo [176]. El modelo se ha aplicado además en la ayuda a la toma de decisiones en la arquitectura empresarial [160, 161].

Otras aplicaciones del modelo se han realizado en la enseñanza. En el caso de la ingeniería de software se ha utilizado como complemento a la dinámica de sistemas (DS) [188] (Figura 3.5). El autor propone la utilización de MCD como alternativa para el empleo de la simulación en la enseñanza de la IS. Entre las ventajas con respecto a la DS se encuentra que en esta debe conocerse completamente la expresión matemática que relaciona las variables que conforman el sistema lo que dificulta la obtención de los modelos [188].

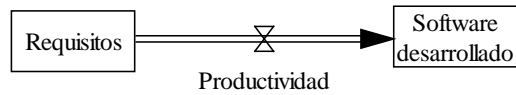


Figura 3.5. Representación del proceso de desarrollo utilizando DS.

Los modelos empleados fueron el de los FCE de los proyectos de integración de datos (Estudio de Caso) [189] y el análisis del caso de negocio [52]. Además se empleó un MCD que representa la ley de Brook [148]. La utilización del modelo permitió que los estudiantes pudieran realizar un análisis de posibles escenarios, obteniendo las respuestas que tendría el sistema ante sus decisiones. El modelo sirve además para desarrollar modelos mentales compartidos y facilitar el proceso de cambio de estos modelos en los estudiantes [190].

3.4 Resultados experimentales en la agregación de MCD

Se diseñó un experimento para probar las mejoras que en los aspectos estáticos y de comportamiento de los MCD agregados logra el algoritmo de agregación propuesto con respecto a otros modelos existentes.

Datos empleados

En la literatura se reportan distintos estudios de casos donde se integra conocimiento causal de múltiples expertos. De los analizados solamente aparecen reportados los MCD individuales en el estudio presentado por Bennini y Bearman [191] con 13 conceptos, pero solo tres expertos por lo cual se hizo necesario obtener nuevos datos. En la realización del experimento se emplearon siete

modelos reales obtenidos por el autor y disponibles en: <https://sites.google.com/site/mleyvazshomepage/causal-knowledge-datasets>.

Estos son: factores críticos de éxito de los proyectos de integración de datos (FCE) [159], análisis del caso de negocio para software biomédico [52] (ACN), el modelado de las relaciones entre requisitos no funcionales (RNF), dos modelos relacionados con la Ley de Brook, (Brook1, Brook2) y con los factores que intervienen en la motivación de los ingenieros de software (Mot1), así como de la motivación de los estudiantes de la carrera de Ingeniería en Ciencias Informáticas (Mot2).

Criterios de evaluación

La evaluación se realizó teniendo en cuenta aspectos estructurales (densidad, error de la matriz) y de comportamiento (error del estado estable). En este caso la densidad del grafo se toma como una medida de la complejidad del modelo e indica la facilidad para interacciones posteriores con el mismo por parte de los expertos [43]. Esta se define de la siguiente forma:

$$\text{Densidad} = \frac{m}{n^2} \quad (3.2)$$

donde m es el número de conexiones y n es la cantidad de nodos.

La fiabilidad está relacionada con reflejar la opinión cercana al experto o grupo de expertos. En el aspecto estructural se analiza el error de matriz (EM), definido de la siguiente forma [41]:

$$EM = \frac{1}{K \cdot N \cdot N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K |e_{ij} - \hat{e}_{ij}^k| \quad (3.3)$$

donde e_{ij} es el valor de la relación existente entre los nodos C_i y C_j en el mapa agregado y \hat{e}_{ij}^k es el peso de la relación existente entre los nodos C_i y C_j para el experto k-ésimo. N representa el número de conceptos y K el número de expertos.

En el aspecto de comportamiento se mide el error del estado estable (EEE) [41]. Este tiene en cuenta el promedio de las diferencias entre los valores finales de los conceptos en las simulaciones generadas por el mapa agregado, y los valores finales de los conceptos correspondientes generados con los MCD individuales. El error del estado estable es calculado como un promedio sobre P experimentos con diferentes vectores iniciales:

$$\text{error_estado_estable} = \frac{1}{P \cdot K \cdot N} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N |C_n(T,p) - \hat{C}_n^k(T,p)| \quad (3.4)$$

donde $C_n(T,p)$ es el valor del concepto C_n en la iteración T (si el sistema de estabiliza o en caso contrario, el promedio de los valores del concepto C_n en un ciclo completo) en el p-ésimo experimento en el MCD agregado, $\hat{C}_n^k(T,p)$ es el valor del concepto C_n en la iteración T (si el sistema de estabiliza o en caso contrario, el promedio de los valores del concepto C_n en un ciclo completo) en el p-ésimo experimento en el MCD obtenido a partir del experto k-ésimo, P es el número de simulaciones a partir de diferentes estados iniciales, T es el número máximo de iteraciones, N es el número de conceptos, y K el número de expertos.

En este caso se obtienen tantos experimentos como nodos existen en el modelo

garantizándose que todos los nodos del modelo sean estimulados por vectores de entrada.

Modelos de agregación empleados en la comparación

La comparación se realiza entre el algoritmo propuesto con dos valores de ω (0.3, 0.4) nombrados A1 y A2 respectivamente y la agregación realizada por los siguientes modelos:

- El operador OWA dependiente (D-OWA) [92], siempre que los valores a agregar sean distintos entre sí, sino se devuelve el valor único.
- Media aritmética (μ).
- El OWA centrado (C-OWA). En este caso para el cálculo de los pesos se emplea la propuesta de Yager [94], para $j \leq n/2$ tenemos:

$$w_j = \frac{2(2j-1)}{n^2} \quad (3.5)$$

Los pesos para $j > n/2$ se encuentran por simetría.

En el caso de A1 y A2 se asumió igual fiabilidad inicial para las fuentes de datos.

Análisis de los resultados

Se muestran los datos de los MCD (número de expertos, número de conceptos) y los resultados de la aplicación de los distintos modelos de agregación en la tabla 3.6. En negrita se muestran los mejores resultados para cada uno de los casos.

Tabla 3.6. Resultados experimentales.

Modelo	Datos		Operador	Medida		
	Número de conceptos	Número de expertos		Densidad	EM	EEE
FCE	10	12	A1	0.77	0.232	0.315
			A2	0.8	0.234	0.326
			D-OWA	0.89	0.251	0.33
			μ	0.89	0.255	0.335
			C-OWA	0.89	0.238	0.319
ACN	8	9	A1	0.844	0.284	0.324
			A2	0.875	0.289	0.345
			D-OWA	0.891	0.298	0.302
			μ	0.891	0.302	0.302
			C-OWA	0.891	0.290	0.306
RNF	10	8	A1	0.87	0.235	0.303
			A2	0.88	0.235	0.292
			D-OWA	0.9	0.245	0.342
			μ	0.9	0.250	0.352

			C-OWA	0.9	0.238	0.314
Brook1	9	8	A1	0.222	0.085	0.201
			A2	0.284	0.088	0.227
			D-OWA	0.481	0.097	0.396
			μ	0.481	0.104	0.453
			C-OWA	0.481	0.090	0.325
Mot1	10	9	A1	0.12	0.047	0.082
			A2	0.17	0.048	0.114
			D-OWA	0.32	0.057	0.507
			μ	0.32	0.061	0.521
			C-OWA	0.32	0.051	0.419
Mot2	7	6	A1	0.224	0.054	0.238
			A2	0.245	0.056	0.239
			D-OWA	0.388	0.063	0.524
			μ	0.388	0.068	0.550
			C-OWA	0.388	0.059	0.487
Brook2	4	7	A1	0.5	0.133	0.235
			A2	0.5	0.135	0.276

			D-OWA	0.625	0.140	0.305
			μ	0.625	0.144	0.314
			C-OWA	0.625	0.136	0.279

Con la propuesta A1 se obtiene en cuanto a la densidad los mejores resultados 7/7 coincidiendo una vez con la A2. En cuanto al EM se obtiene también los mejores resultados con el modelo A1 7/7 coincidiendo una vez con la A2. En cuanto al EEE con el modelo A1 se obtienen los mejores resultados en 5/7, el resto está repartido entre A2 1/7 y D-OWA y la media en un caso compartido 1/7.

En el experimento para la comparación de las muestras se utilizó: Kruskal-Wallis Test o el Mann-Whitney Test según se especifica. En ambos casos para el nivel de significación se aplicó el método de Monte Carlo con intervalos de confianza del 99%. Se considera significativa una significación menor de 0.05. Durante la aplicación de los test, en los casos que se encontraron diferencias significativas entre los modelos, se formaron diferentes grupos. Los grupos formados cumplen con la siguiente propiedad: los modelos de un mismo grupo no tienen diferencias significativas entre ellos. Los grupos cumplen la siguiente propiedad Grupo1 < Grupo2 <..., con los modelos en los grupos menores reportando los mejores resultados.

Se aplicó el Kruskal-Wallis Test comparando las muestras obtenidas de aplicar los resultados de los modelos respecto a las variables densidad, EM y EEE. Como resultado se encontraron diferencias significativas respecto a la variable EEE y no se encontraron diferencias significativas respecto a las variables densidad y EM.

Se aplicó Mann-Whitney Test convenientemente para comparar muestras dos a dos determinando finalmente los siguientes grupos respecto a variable EEE:

Grupo1: A1, A2

Grupo2: C-OWA, D-OWA, μ

En el Anexo III se pueden ver algunas de las tablas resultantes de las pruebas estadísticas.

3.5 Comparación con otros modelos basados en MCD

A continuación se presenta la comparación de los principales métodos aportados por el autor con los modelos reportados en la literatura teniendo en cuenta la aplicabilidad y fiabilidad. Estos son: agregación de MCD, análisis estático, análisis orientado a metas y ordenamiento.

Agregación de los MCD

Los principales métodos de agregación existentes presentan dos limitantes fundamentales. En lo relativo a la fiabilidad, presentan sensibilidad a los valores extremos. En cuanto a aplicabilidad están limitados por la imposibilidad de expresar una mayor flexibilidad en la agregación. A continuación se comparan distintos modelos de agregación con el propuesto en FCM-Fusion.

Tabla 3.7. Comparación los métodos de agregación.

Modelo	Aplicabilidad	Fiabilidad
Kosko [40]	Falta de flexibilidad en la agregación.	Sensible a los valores extremos. No permite representar la fiabilidad de las fuentes [133, 159].
Stach y otros [133]	Flexibilidad limitada en la agregación.	Sensible a los valores extremos. Solo permite utilizar el operador WA para representar la fiabilidad de las fuentes.
Groumpos [192]	Flexibilidad limitada en la agregación, requiere interacción posterior con los expertos del dominio.	Permite eliminar los valores extremos.
FCM-Fusion	Flexible en la agregación, permite expresar la fiabilidad de las fuentes. Se obtienen modelo menos denso lo que facilita su análisis.	Aumenta la fiabilidad de los modelos al eliminar o atenuar el efecto de los valores extremos.

Como se puede apreciar en la comparación, el método de agregación propuesto supera en cuanto a la combinación de aplicabilidad y fiabilidad a los reportados en la literatura.

Análisis estático

Las propuestas existentes se basan mayormente en el análisis a partir de una sola medida (centralidad de grado), o la prescripción de un número reducido de estas. Este hecho limita la aplicabilidad del análisis estático a determinadas circunstancias. La fiabilidad también es afectada debido a que la determinación de

los nodos más importantes del modelo es un problema multicriterio [31], por lo que lo limitado de los criterios puede llevar a una decisión errónea. A continuación se comparan distintas propuesta con la del autor.

Tabla 3.8. Comparación de los métodos para determinar la importancia de los nodos.

Modelo	Aplicabilidad	Fiabilidad
Altay y Kayakutlu [15]	Limitada solo a problemas en que sea relevante el ordenamiento por el número de conexiones directas del nodo.	El empleo de una sola medida de centralidad limita su fiabilidad [44].
Samarasinghea y Strickert [44]	Prescribe el empleo de tres métricas y la combinación de estas pero sin una adecuada flexibilidad en la fusión.	Fusiona en una única medida de centralidad las tres medidas empleadas, pero no puede expresar adecuadamente las preferencias del decisor.
FCM-Fusion	Se basa en el empleo de una métrica compuesta donde se puede expresar compensación e importancia de modo flexible.	La medida compuesta de centralidad permite ordenar los nodos sin ambigüedad y expresando las preferencias del decisor mediante operadores de agregación.

La comparación muestra que el análisis estático propuesto en el modelo presenta ventajas en cuanto a la combinación de aplicabilidad y fiabilidad con respecto a las otras propuestas.

Análisis orientado a metas

El análisis orientado a metas ha sido relativamente poco abordado en la literatura. Se ha tratado en ocasiones como un proceso de aprendizaje del vector de entrada [133]. Sin embargo a pesar de ser un proceso de toma de decisiones los modelos

que existen no tienen en cuenta adecuadamente la agregación de los distintos criterios. Estas limitaciones en cuanto a flexibilidad y adaptabilidad afectan su aplicabilidad. A continuación (Tabla 3.8) se muestra una comparación de los distintos métodos.

Tabla 3.9. Comparación de los métodos para el análisis orientado a metas.

Modelo	Aplicabilidad	Fiabilidad
Khan y Chong[27, 193]	Se utiliza como función objetivo la distancia euclidiana. Poca flexibilidad en la función de idoneidad.	No se incluye de forma adecuada las preferencias del decisor.
Lovrek y otros [54]	Falta de flexibilidad en la función de idoneidad.	No es posible incluir las preferencias del decisor.
FCM-Fusion	Flexibilidad en la función de idoneidad mediante el empleo de operadores OWA	Se incluyen las preferencias del decisor en cuanto a importancia y compensación.

Como se puede apreciar en el contexto del análisis orientado a metas el modelo propuesto presenta ventajas en cuanto a la aplicabilidad y fiabilidad debido a su adaptabilidad a distintos escenarios de aplicación al expresar la compensación e importancia de cada uno de los conceptos.

Ordenamiento de alternativas

En cuanto a las propuestas que hacen uso de los MCD para el ordenamiento y selección de alternativas existe una mayor variedad. A pesar de ello persisten limitaciones que afectan su aplicabilidad y fiabilidad. A continuación se presenta la comparación de los modelos de ordenamiento.

Tabla 3.10. Comparación de FCM-Fusion con otros modelos basados en MCD.

Modelo	Aplicabilidad	Fiabilidad
Giordano y Vurro [194]	Se emplea en el análisis de los conflictos ocasionados por la sequía. Su uso se pudiera extender a otros dominios en que se desee analizar los conflictos entre involucrados.	Se basa en el análisis de la similitud entre las acciones de los involucrados. Sin embargo su fiabilidad está limitada ya que el análisis del impacto de las alternativas se basa en la interpretación cualitativa de los resultados de la simulación.
Stylios y otros [37]	Solo se muestran aplicaciones para la toma de decisiones en la medicina. Las alternativas deben ser modeladas en el MCD lo que limita la aplicabilidad.	Permite seleccionar sin ambigüedades la mejor opción, pero no tiene en cuenta de forma adecuada el manejo de múltiples criterios.
Salmeron [32]	No se muestra ningún estudio de caso real. Requiere la combinación con otro método de decisión.	Permite ordenar sin ambigüedad los escenarios.
Singh [25]	Aplicada solo en etapas tempranas del diseño conceptual en la ingeniería de sistemas.	No es posible expresar la importancia de los criterios.
León y otros [36, 156]	Aplicado solo a problemas relacionados con la transportación. Se introducen nodos artificiales al modelo para el cálculo de la utilidad.	Permite ordenar sin ambigüedad los escenarios.
FCM-Fusion	Aplicada a múltiples dominios. El empleo de operadores de agregación permite una alta flexibilidad.	Permite ordenar sin ambigüedad los escenarios, teniendo en cuenta las preferencias del decisor.

Como muestra la comparación, el modelo propuesto presenta diversas ventajas con respecto a los otros modelos que permiten el ordenamiento y selección de alternativas basados en MCD reportados en la literatura.

3.6 Validación estática

La validación estática se efectuó a partir de los usuarios del modelo [20]. Para ello se aplicó la técnica de ladov [179]. A continuación se describe la aplicación de la técnica.

La técnica de ladov constituye una vía para el estudio del grado de satisfacción de los usuarios. Para el desarrollo de esta técnica se aplicó una encuesta a un grupo de especialistas después de interactuar con el modelo. El objetivo fundamental fue validar la fiabilidad, por ser este un aspecto susceptible de ser evaluado por los usuarios del modelo.

Las respuestas obtenidas permitieron conocer el grado de satisfacción en cuanto a:

- La fiabilidad en la toma de decisiones mediante MCD que se logra con el modelo.
- Las fortalezas del modelo que permiten elevar los niveles de fiabilidad.
- Los aspectos que consideren se debe incorporar para aumentar la fiabilidad.

La técnica de ladov constituye una vía indirecta para el estudio de la satisfacción, ya que los criterios que se utilizan se fundamentan en las relaciones que se establecen entre tres preguntas cerradas y dos abiertas. Estas tres preguntas se relacionan a través de lo que se denomina el "Cuadro Lógico de ladov" (Tabla 3.10) e indican la posición de cada sujeto en la escala de satisfacción.

Tabla 3.11. Cuadro lógico de ladov

	1. ¿Consideras fiables las sugerencias para la toma de decisiones brindadas por los MCD sin el empleo del modelo FCM-Fusion?								
	No			No sé			Si		
3. ¿Satisface los niveles de fiabilidad esperado por usted la propuesta?	2. ¿Si UD. requiere elevar el nivel de fiabilidad en la toma de decisiones empleando MCD utilizaría el modelo FCM-Fusion?								
	Si	No sé	No	Si	No sé	No	Si	No sé	No
Muy satisfecho.	1	2	6	2	2	6	6	6	6
Parcialmente satisfecho.	2	2	3	2	3	3	6	3	6
Me es indiferente.	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Más insatisfecho que satisfecho.	6	3	6	3	4	4	3	4	4
Para nada satisfecho.	6	6	6	6	4	4	6	4	5
No sé qué decir.	2	3	6	3	3	3	6	3	4

La escala de satisfacción es la siguiente:

1. Muy satisfecho.
2. Más satisfecho que insatisfecho.
3. No definida.

4. Más insatisfecho que satisfecho.

5. Clara insatisfacción.

6. Contradictoria.

Para medir el grado de satisfacción se tomó una muestra de 24 especialistas en la Universidad de las Ciencias Informáticas. El resultado de la satisfacción individual se muestra en la Tabla 3.11.

Tabla 3.12. Satisfacción individual.

RESULTADO	CANTIDAD	%
Máximo de satisfacción.	16	64
Más satisfecho que insatisfecho.	8	36
No definida.	0	0
Más insatisfecho que satisfecho.	0	0
Clara insatisfacción.	0	0
Contradictoria.	0	0

Para obtener el índice de satisfacción grupal (ISG) se trabaja con los diferentes niveles de satisfacción que se expresan en la escala numérica que oscila entre +1 y - 1 (Tabla 3.12)

Tabla 3.13. Escala numérica para el ISG.

+1	Máximo de satisfacción
0,5	Más satisfecho que insatisfecho
0	No definido y contradictorio
- 0,5	Más insatisfecho que satisfecho
-1	Máxima insatisfacción

La satisfacción grupal se calcula mediante la siguiente expresión:

$$ISG = \frac{A+(0,5)B+(0)C-(0,5)D-E}{N} \quad (.3.6)$$

donde:

- **A, B, C, D, E**, representan el número de sujetos con índice individual 1, 2, 3 ó 6, 4, 5 respectivamente.
- **N** representa el número total de sujetos del grupo.

El *índice grupal* arroja valores entre + 1 y - 1. Los valores que se encuentran comprendidos entre - 1 y - 0,5 indican insatisfacción; los comprendidos entre - 0,49 y + 0,49 evidencian contradicción y los que caen entre 0,5 y 1 indican que existe satisfacción.

Para este caso el índice de satisfacción grupal se calcula de la siguiente forma:

$$ISG = (16 + 0,5 * 8) / 24 = 0,833.$$
 Este resultado muestra el logro de una adecuada

satisfacción con la propuesta y el reconocimiento del nivel de fiabilidad alcanzada.

Además contempla además dos preguntas complementarias de carácter abierto. En este caso fueron formuladas las siguientes:

- Pregunta 3. ¿Cuáles considera son las principales fortalezas del modelo que contribuyen a la fiabilidad? Argumente.

- Pregunta 7. ¿Qué añadiría al modelo para aumentar su fiabilidad?
Argumente.

Sobre las dos preguntas complementarias de carácter abierto los encuestados respondieron:

- Pregunta 3:
 - El ajuste de la matriz de adyacencia a los datos.
 - La agregación de matrices de adyacencia.
 - La participación de múltiples expertos.
 - La agregación de los distintos criterios en el análisis estático y de escenarios
- Pregunta 7:
 - La construcción de MCD a partir de datos.
 - Mantener actualizados los modelos.

En el resto de las preguntas hubo consenso en cuanto a la importancia de las técnicas y herramientas de ayuda a la toma de decisiones en las organizaciones y a la utilización de la herramienta FCM-Decision.

3.7 Discusión de la validación

En la validación de la propuesta se combinaron los principales métodos reportados en la literatura para la validación de modelos de decisión especialmente los basados en MCD [8, 20, 25], mostrando resultados favorables en cada uno de ellos.

El estudio de caso y las aplicaciones del modelo propuesto muestran la aplicabilidad a distintos dominios como son, la ingeniería de software, la arquitectura empresarial y la biomedicina. Los resultados obtenidos son consistentes con lo esperado por los decisores y lo reportado en la literatura.

El modelo propuesto logra mejoras en la fiabilidad de la agregación de los MCD eliminando errores potenciales en la matriz de adyacencia, tal como se muestra en el experimento. En ese sentido la propuesta facilita integrar en el MCD los distintos modelos causales de los expertos y obtener una agregación del conocimiento permitiendo tener en cuenta distintas perspectivas del problema.

El aprendizaje es otro elemento que permite elevar la fiabilidad del modelo ya que permite que el MCD se ajuste a las observaciones. La agregación de la información aporta fiabilidad al modelo al evitar ambigüedades en el ordenamiento y selección de las alternativas.

La comparación muestra las ventajas en cuanto a la combinación de aplicabilidad y fiabilidad de cada una de las actividades en que el autor ha realizado aportes con respecto a las reportadas en la literatura. La validación estática mediante la técnica de ladov mostró una valoración positiva de los usuarios con respecto al modelo.

El modelo FCM-Fusión está basado fundamentalmente en dos constructos: MCD y operadores de agregación. Ambas técnicas han sido probadas ampliamente en la literatura. Especialmente flexible resulta el operador que se sugiere en el

modelo (OWAWA). El mismo combina los elementos de los operadores WA y OWA.

FCM-Fusion es especialmente adecuado para las situaciones en que se presente alta incertidumbre y en situaciones complejas en que el decisor requiere conocer el impacto de sus acciones sobre un sistema. Otro aspecto importante es que FCM-Fusion integra distintas actividades relacionadas con la toma de decisiones, a diferencia de otras propuestas donde aparecen de forma aislada. El modelo ubicado dentro del contexto de los modelos de decisión multicriterio muestra múltiples ventajas (ver anexo V).

En cuanto a las limitaciones del modelo se encuentra la dependencia a expertos para la construcción del modelo causal. Sin embargo en muchas ocasiones no existen datos disponibles para la construcción. La obtención automática o semiautomática de MCD es un tema no resuelto en la práctica [41].

La imposibilidad de modelar relaciones causales no lineales es otra limitante. Estas relaciones se pueden modelar mediante operadores de agregación complejos o MCD basados en reglas. El primer enfoque presenta como limitante su complejidad computacional. El segundo supone un esfuerzo mucho mayor para el modelado e incorpora mayor subjetividad al proceso.

Conclusiones parciales

- FCM-Decision facilita la aplicación del modelo propuesto mediante la automatización de sus componentes fundamentales. Presenta la ventaja de

permitir tanto la obtención de los modelos causales como la realización del análisis de una forma clara y concisa.

- El modelo FCM-Fusion presenta aplicabilidad a múltiples problemas de disímiles dominios como lo demuestran el estudio de caso y el resto de las aplicaciones del modelo.
- La comparación de los métodos para la obtención, análisis estático, de escenarios y orientado a metas con otros semejantes reportados en la literatura muestra las ventajas con respecto a la aplicabilidad y fiabilidad de las propuestas.
- La comparación de los resultados con distintos modelos de agregación muestra la superioridad del algoritmo de agregación propuesto.
- La aplicación de ladov para la validación estática del modelo permite corroborar la satisfacción con la propuesta por parte de los usuarios.

CONCLUSIONES

1. A partir de la sistematización de los principales referentes teóricos que sustentan la presente investigación, se confirma que los modelos, existentes en la literatura presentan limitaciones, fundamentándose la necesidad de un nuevo modelo.
2. El autor desarrolló un modelo de ayuda a la toma de decisiones basado en MCD como técnica de inferencia causal que integra las distintas actividades que intervienen en este proceso haciendo uso de operadores de agregación para la evaluación de las opciones.
3. La herramienta informática desarrollada por el autor, como soporte al modelo propuesto, contribuye a la aplicabilidad del mismo al constituir un componente básico y útil para su implantación.
4. El conjunto de métodos científicos utilizados para la validación de la propuesta (estudio de caso, experimento, técnica de ladov) permitió comprobar:
 - La aplicabilidad del modelo FCM-Fusion a distintas situaciones prácticas.
 - El algoritmo propuesto por el autor logra mejorar la fiabilidad del modelo causal final con respecto otros modelos de agregación teniendo en cuenta características estructurales y de comportamiento.

- Existe una alta satisfacción de los usuarios actuales y potenciales con respecto al modelo.

RECOMENDACIONES

1. Aplicar FCM-Fusion para la ayuda a la toma de decisiones basado en MCD y operadores de agregación a nuevas áreas y problemas de decisión.
2. Utilizar la FCM-Decision para la construcción y análisis de nuevos MCD enriqueciendo el repositorio de modelos y potenciar su utilización en la enseñanza de la construcción de sistemas inteligentes y el modelado de sistemas.
3. Incluir nuevas extensiones al modelo que permitan otras formas de representación de la incertidumbre.
4. Aplicar la propuesta a problemas de clasificación extendiendo su capacidad de predicción con la búsqueda de nuevas funciones de activación, creación de nodos artificiales, algoritmos de aprendizaje y el manejo de relaciones no lineales.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] A. M. Sharif and Z. Irani, "Applying a fuzzy-morphological approach to complexity within management decision making," vol. 44, ed: Emerald Group Publishing Limited, 2006, pp. 930-961.
- [2] M. Glykas, *Fuzzy Cognitive Maps: Advances in Theory, Methodologies, Tools and Applications*: Springer Verlag, 2010.
- [3] J. Ross, "Assessing Understanding of Complex Causal Networks Using an Interactive Game," Doctor of Philosophy in Information and Computer Science, University of California, Irvine, 2013.
- [4] J. M. Tacnet and J. Dezert, "Cautious OWA and evidential reasoning for decision making under uncertainty," 2011, pp. 1-8.
- [5] R. Srivastava, *et al.*, "Belief Function Approach to Evidential Reasoning in Causal Maps," in *Causal Mapping for Research in Information Technology*, V. K. Narayanan and D. J. Armstrong, Eds., ed: Idea Group Pub., 2005.
- [6] J. Pearl, "Bayesian and belief-functions formalisms for evidential reasoning: a conceptual analysis," in *Readings in uncertain reasoning*, ed: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1990, pp. 540-574.
- [7] C. Puente Agueda, "Causality in Science," *Pensamiento Matemático*, p. 12, 2011.
- [8] C. W. Ping, "A Methodology for Constructing Causal Knowledge Model from Fuzzy Cognitive Map to Bayesian Belief Network," PhD Thesis, Department of Computer Science, Chonnam National University, 2009.
- [9] L. I. U. Zhi-Qiang, "Causation, bayesian networks, and cognitive maps," *ACTA AUTOMATICA SINICA*, vol. 27, pp. 552-566, 2001.
- [10] G. Pajares, *et al.*, "Fuzzy Cognitive Maps Applied to Synthetic Aperture Radar Image Classifications Advances Concepts for Intelligent Vision Systems." vol. 6915, J. Blanc-Talon, *et al.*, Eds., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2011, pp. 103-114.
- [11] J. Carvalho, "Rule Based Fuzzy Cognitive Maps in Humanities, Social Sciences and Economics Soft Computing in Humanities and Social

- Sciences." vol. 273, R. Seising and V. Sanz González, Eds., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2012, pp. 289-300.
- [12] J. L. Salmeron, "Fuzzy cognitive maps for artificial emotions forecasting," *Applied Soft Computing*, 2012.
- [13] J. L. Salmeron, *et al.*, "Ranking fuzzy cognitive map based scenarios with TOPSIS," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, pp. 2443-2450, 2012.
- [14] D. K. Iakovidis and E. Papageorgiou, "Intuitionistic Fuzzy Cognitive Maps for Medical Decision Making," *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*, vol. 15, pp. 100-107, 2011.
- [15] A. Altay and G. Kayakutlu, "Fuzzy cognitive mapping in factor elimination: A case study for innovative power and risks," *Procedia Computer Science*, vol. 3, pp. 1111-1119, 2011.
- [16] S. Lee, *et al.*, "Development of a decision making system for selection of dental implant abutments based on the fuzzy cognitive map," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, pp. 11564-11575, 2012.
- [17] J. L. Salmeron and E. I. Papageorgiou, "A Fuzzy Grey Cognitive Maps-based Decision Support System for radiotherapy treatment planning," *Knowledge-Based Systems*, vol. 30, pp. 151-160, June 2012 2012.
- [18] V. C. Georgopoulos and C. D. Stylios, "Fuzzy Cognitive Map Decision Support System for Successful Triage to Reduce Unnecessary Emergency Room Admissions for the Elderly," in *Fuzziness and Medicine: Philosophical Reflections and Application Systems in Health Care*, ed: Springer, 2013, pp. 415-436.
- [19] L. Curia and A. Lavallo, "Estrategias de decisión en sistemas dinámicos: aplicando mapas cognitivos difusos aplicación a un ejemplo socio - económico.," *Revista de Gestão da Tecnologia e Sistemas de Informação*, vol. 8, pp. 663-680, 2011.
- [20] M. A. Iqbal, *et al.*, "A New Requirement Prioritization Model for Market Driven Products Using Analytical Hierarchical Process," in *International Conference on Data Storage and Data Engineering*, 2010.
- [21] G. Xirogiannis, *et al.*, "Fuzzy Cognitive Maps in Banking Business Process Performance Measurement," in *Fuzzy Cognitive Maps*, M. Glykas, Ed., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2010, pp. 161-200.

- [22] R. Sadiq, *et al.*, "Integrating indicators for performance assessment of small water utilities using ordered weighted averaging (OWA) operators," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, pp. 4881-4891, 2010.
- [23] G. Beliakov, *et al.*, "Aggregation of Preferences in Recommender Systems," in *Recommender Systems Handbook*, F. Ricci, *et al.*, Eds., ed: Springer US, 2011, pp. 705-734.
- [24] G. A. Hazelrigg, "Validation of engineering design alternative selection methods," *Engineering Optimization*, vol. 35, pp. 103-120, 2003/04/01 2003.
- [25] A. Singh, "Architecture value mapping: using fuzzy cognitive maps as a reasoning mechanism for multi-criteria conceptual design evaluation," PhD Thesis, Missouri University of Science and Technology, Missouri, 2011.
- [26] J. B. Lamy, *et al.*, "Testing Methods for Decision Support Systems," in *Decision Support Systems*, C. S. Jao, Ed., ed: InTech, 2010.
- [27] A. Chong and K. W. Wong, "On the Fuzzy Cognitive Map attractor distance," presented at the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Singapore 2008.
- [28] J. L. Salmeron, "Supporting decision makers with Fuzzy Cognitive Maps," *Research-Technology Management*, vol. 52, pp. 53-59, 2009.
- [29] E. I. Papageorgiou and J. L. Salmeron., "A Review of Fuzzy Cognitive Maps research during the last decade," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2012.
- [30] M. S. Khan and M. Quaddus, "Group Decision Support Using Fuzzy Cognitive Maps for Causal Reasoning," *Group Decision and Negotiation*, vol. 13, pp. 463-480, 2004.
- [31] H. Jun, *et al.*, "Evaluating Node Importance with Multi-Criteria," in *Green Computing and Communications (GreenCom), 2010 IEEE/ACM Int'l Conference on & Int'l Conference on Cyber, Physical and Social Computing (CPSCoM)*, 2010, pp. 792-797.
- [32] J. L. Salmeron, *et al.*, "Ranking Fuzzy Cognitive Map based scenarios with TOPSIS," *Expert Systems with Applications*, 2012.
- [33] D. G. Ullman, "The ideal engineering decision support system," ed: Robust Decisions Inc., 2002.
- [34] M. Wildenberg, *et al.*, "Linking thoughts to flows-Fuzzy cognitive mapping as tool for integrated landscape modeling," 2010, pp. 3-5.

- [35] A. Jose and J. Contreras, "The FCM Designer Tool." vol. 247, M. Glykas, Ed., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2010, pp. 71-87.
- [36] M. León, *et al.*, "A Fuzzy Cognitive Maps Modeling, Learning and Simulation Framework for Studying Complex System New Challenges on Bioinspired Applications." vol. 6687, J. Ferrández, *et al.*, Eds., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2011, pp. 243-256.
- [37] Stylios, *et al.*, "Fuzzy cognitive map architectures for medical decision support systems," *Applied Soft Computing*, vol. 8, pp. 1243-1251, 2008.
- [38] A. Iglesias, *et al.*, "Connectionist Models of Decision Making," in *Decision Support Systems*, C. S. Jao, Ed., ed: INTECH, 2010.
- [39] R. Bradley, *et al.* (2006, April 18). *Aggregating causal judgements*. Available: <http://eprints.lse.ac.uk/20088/>
- [40] B. Kosko, "Hidden patterns in combined and adaptive knowledge networks," *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 2, pp. 377-393, 1988.
- [41] W. Stach, "Learning and aggregation of fuzzy cognitive maps-An evolutionary approach," Doctor of Philosophy, University of Alberta, 2011.
- [42] Maikel Leyva-Vázquez, *et al.*, "Operador TW-OWA y su aplicación en la fusión de la información," in *Taller de Cibernética Aplicada ICIMAF-2012*, La Habana, 2012.
- [43] W. Stach, *et al.*, "Learning of fuzzy cognitive maps using density estimate," *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 42, pp. 900-912, 2012.
- [44] S. Samarasinghea and G. Strickert, "A New Method for Identifying the Central Nodes in Fuzzy Cognitive Maps using Consensus Centrality Measure," presented at the 19th International Congress on Modelling and Simulation, Perth, Australia, 2011.
- [45] L. Arco-García, "Agrupamiento basado en la intermediación diferencial y su valoración utilizando la teoría de los conjuntos aproximados " Tesis presentada en opción al grado científico de Doctor en Ciencias Técnicas Facultad de Matemática, Física y Computación, Departamento de Ciencia de la Computación, Universidad Central "Marta Abreu" de las Villas 2008.
- [46] M. Leyva-Vázquez, *et al.*, "Modelo para el análisis estático en mapas cognitivos difusos," in *I Congreso Internacional de Ingeniería Informática y Sistemas de Información*, La Habana, 2012.

- [47] C. W. Karvetski, *et al.*, "Scenario and multiple criteria decision analysis for energy and environmental security of military and industrial installations," *Integrated Environmental Assessment and Management*, vol. 7, pp. 228-236, 2011.
- [48] R. Hickman, *et al.*, "Examining transport futures with scenario analysis and MCA," *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 46, pp. 560-575, 2012.
- [49] M. Amer, "Development of fuzzy cognitive map (FCM) based scenarios," in *Technology Management in the Energy Smart World (PICMET), 2011 Proceedings of PICMET '11.*, 2011, pp. 1-15.
- [50] L. S. Soler, *et al.*, "Using fuzzy cognitive maps to describe current system dynamics and develop land cover scenarios: a case study in the Brazilian Amazon," *Journal of Land Use Science*, pp. 1-27, 2011.
- [51] A. Jetter and W. Schweinfurt, "Building scenarios with Fuzzy Cognitive Maps: An exploratory study of solar energy," *Futures*, vol. 43, pp. 52-66, 2011.
- [52] M. Y. Leyva-Vázquez, *et al.*, "Modelo para el análisis de escenarios basado en mapas cognitivos difusos," *Ingeniería y Universidad* vol. 17, 2013.
- [53] M. Khan and A. Chong, "Fuzzy cognitive map analysis with genetic algorithm," presented at the 1st Indian Int'l Conf. on Artificial Intelligence, IICAI 2003, Hyderabad, India, 2003.
- [54] I. Lovrek, *et al.*, "Application Study in Decision Support with Fuzzy Cognitive Map," in *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*. vol. 5178, ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2008, pp. 324-331.
- [55] M. Leyva-Vázquez, "Algoritmos genéticos y operadores de agregación para el análisis orientado a metas basado en mapas cognitivos difusos," presented at the VIII Seminario Euro Latinoamericano de Sistemas de Ingeniería, 2012.
- [56] N. Munier, *A Strategy for Using Multicriteria Analysis in Decision-making: A Guide for Simple and Complex Environmental Projects*: Springer, 2011.
- [57] F. Herrera, *et al.*, "Computing with words in decision making: foundations, trends and prospects," *Fuzzy Optimization and Decision Making*, vol. 8, pp. 337-364, 2009.

- [58] J. Merigó, "New extensions to the OWA operators and its application in decision making," PhD Thesis, Department of Business Administration, University of Barcelona, 2008.
- [59] E. K. Zavadskas and Z. Turskis, "Multiple criteria decision making (MCDM) methods in economics: an overview," *Technological and Economic Development of Economy*, vol. 17, pp. 397-427, 2011/06/01 2011.
- [60] H.-B. Yan, *et al.*, "A probabilistic model for linguistic multi-expert decision making involving semantic overlapping," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 8901-8912, 2011.
- [61] M. Doumpos and C. Zopounidis, "Preference disaggregation and statistical learning for multicriteria decision support: A review," *European Journal of Operational Research*, vol. 209, pp. 203-214, 2010.
- [62] G. F. Barberis and M. C. E. Ródenas, "La Ayuda a la Decisión Multicriterio: orígenes, evolución y situación actual," presented at the VI Congreso Internacional de Historia de la Estadística y de la Probabilidad. , Valencia, 2011.
- [63] M. Espinilla, *et al.*, "A comparative study of heterogeneous decision analysis approaches applied to sustainable energy evaluation," *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, vol. 20, pp. 159-174, 2012.
- [64] C. Romero López, *Análisis de las decisiones multicriterio*. Madrid: Isdefe, 1996.
- [65] R. Keeney and H. Raiffa, *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-offs*. Cambridge: Cambridge University Press, 1993.
- [66] J. Aznar and F. Guijarro, *Nuevos métodos de Valoración. Valoración multicriterio*, 1ra Edición ed. Valencia, España., 2005.
- [67] B. Roy, "The outranking approach and the foundations of electre methods," *Theory and Decision*, vol. 31, pp. 49-73, 1991.
- [68] P. Haurant, *et al.*, "Multicriteria selection aiding related to photovoltaic plants on farming fields on Corsica island: A real case study using the ELECTRE outranking framework," *Energy Policy*, vol. 39, pp. 676-688, 2011.
- [69] M. Behzadian, *et al.*, "PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications," *European Journal of Operational Research*, vol. 200, pp. 198-215, 2010.

- [70] S. Greco, *et al.*, "Rough sets theory for multicriteria decision analysis," *European Journal of Operational Research*, vol. 129, pp. 1-47, 2001.
- [71] K. Dembczyński, *et al.*, "Rough set approach to multiple criteria classification with imprecise evaluations and assignments," *European Journal of Operational Research*, vol. 198, pp. 626-636, 2009.
- [72] R. Chen, *et al.*, "Prediction of protein interaction hot spots using rough set-based multiple criteria linear programming," *Journal of Theoretical Biology*, vol. 269, pp. 174-180, 2011.
- [73] G. C. María Socorro, "Métodos para la comparación de alternativas mediante un Sistema de Ayuda a la Decisión (S.A.D.) y "Soft Computing", Tesis en opción al grado de doctor en ciencias., Departamento de Electrónica, Tecnología de Computadoras y Proyectos, Universidad Politécnica de Cartagena, Cartagena, 2009.
- [74] M. Zeleny, "Compromise programming," *Multiple criteria decision making*, pp. 262-301, 1973.
- [75] K. Yoon, *Systems selection by multiple attribute decision making*: Univ. Mikrofils Internat., 1981.
- [76] H.-S. Shih, *et al.*, "An extension of TOPSIS for group decision making," *Mathematical and computer modelling*, vol. 45, pp. 801-813, 2007.
- [77] Y. Z. Mehrjerdi, "Group decision making process for RFID-based system selection using fuzzy TOPSIS approach," *Artificial Intelligence Research*, vol. 2, p. p1, 2013.
- [78] A. Zouggari and L. Benyoucef, "Simulation based fuzzy TOPSIS approach for group multi-criteria supplier selection problem," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 25, pp. 507-519, 2012.
- [79] V. Torra and Y. Narukawa, *Modeling decisions: information fusion and aggregation operators*: Springer, 2007.
- [80] G. Beliakov, *et al.*, *Aggregation functions: a guide for practitioners*: Springer, 2007.
- [81] R. R. Yager, "On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 18, pp. 183-190, 1988.
- [82] G. Arenas-Díaz, "Medidas difusas e integrales difusas," *Universitas Scientiarum*, vol. 18, pp. 7-32, 2013.

- [83] J. L. Marichal, "On Choquet and Sugeno Integrals as Aggregation Functions," *Fuzzy measures and integrals: theory and applications*, vol. 40, p. 247, 2000.
- [84] R. R. Yager, *et al.*, *Recent Developments in the Ordered Weighted Averaging Operators: Theory and Practice*: Springer, 2011.
- [85] M. Grabisch, "The application of fuzzy integrals in multicriteria decision making," *European Journal of Operational Research*, vol. 89, pp. 445-456, 1996.
- [86] V. Torra, "The weighted OWA operator," *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 12, pp. 153-166, 1997.
- [87] Z. S. Xu and Q. L. Da, "An overview of operators for aggregating information," *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 18, pp. 953-969, 2003.
- [88] J. M. Merigó, "A unified model between the weighted average and the induced OWA operator," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 11560-11572, 2011.
- [89] J. M. Merigó and A. M. Gil-Lafuente, "New decision-making techniques and their application in the selection of financial products," *Information Sciences*, vol. 180, pp. 2085-2094, 2010.
- [90] R. W. Hamming, "Error detecting and error correcting codes," *Bell System technical journal*, vol. 29, pp. 147-160, 1950.
- [91] M. Garcia and D. Puig, "Robust Aggregation of Expert Opinions Based on Conflict Analysis and Resolution." vol. 3040, R. Conejo, *et al.*, Eds., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2004, pp. 488-497.
- [92] Z. Xu, "Dependent OWA operators," *Modeling Decisions for Artificial Intelligence*, pp. 172-178, 2006.
- [93] R. R. Yager, "Families of OWA operators," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 59, pp. 125-148, 1993.
- [94] R. R. Yager, "Centered OWA operators," *Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, vol. 11, pp. 631-639, 2007.
- [95] J. M. Doña Fernández, "Modelado de los procesos de toma de decisión en entornos sociales mediante operadores de agregación OWA," Tesis en opción al grado de doctor en ciencias, Universidad de Málaga, 2008.
- [96] T. Boongoen and Q. Shen, "Clus-DOWA: A new dependent OWA operator," in *Fuzzy Systems, 2008. FUZZ-IEEE 2008.(IEEE World*

- Congress on Computational Intelligence*). *IEEE International Conference on*, 2008, pp. 1057-1063.
- [97] R. R. Yager, "Quantifier guided aggregation using OWA operators," *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 11, pp. 49-73, 1996.
- [98] R. R. Yager, "On the dispersion measure of OWA operators," *Information Sciences*, vol. 179, pp. 3908-3919, 2009.
- [99] V. Torra, "Aggregation Operators," in *On Fuzziness*, ed: Springer, 2013, pp. 691-695.
- [100] C. Puente Águeda, *et al.*, "Estudio de las relaciones causales: de un marco teórico a una aplicación práctica," in *Anales de mecánica y electricidad*, 2010, pp. 54-59.
- [101] J. B. Tenenbaum, *et al.*, "How to grow a mind: Statistics, structure, and abstraction," *Science*, vol. 331, p. 1279, 2011.
- [102] S. Iamratanakul, *et al.*, "Improving Project Portfolio Management with Strategic Alignment," in *PICMET 2009*, Portland, Oregon USA, 2009.
- [103] R. Garcia-Retamero and U. Hoffrage, "How causal knowledge simplifies decision-making," *Minds Mach.*, vol. 16, pp. 365-380, 2006.
- [104] Y. Hagmayer and S. A. Sloman, "Causal models of decision making: choice as intervention," 2005.
- [105] A. Sobrino, "Imperfect Causality: Combining Experimentation and Theory." vol. 271, E. Trillas, *et al.*, Eds., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2012, pp. 371-389.
- [106] C. Puente Águeda, *et al.*, "Estudio de las relaciones causales," *Anales de mecánica y electricidad*, vol. 87, pp. 54-59, 2010.
- [107] M. Leyva-Vázquez, *et al.*, "Técnicas para la representación del conocimiento causal. Un estudio de caso en Informática Médica," *ACIMED*, vol. 24, 2013.
- [108] J. Williamson, *Bayesian nets and causality: philosophical and computational foundations*: Oxford University Press, 2005.
- [109] Y. Cai, *et al.*, "Creating an Immersive Game World with Evolutionary Fuzzy Cognitive Maps," ed: IEEE Computer Society, 2010, pp. 58-70.
- [110] J. Pearl, *Causality: models, reasoning, and inference*: Cambridge University Press, 2000.
- [111] J. L. Puga, "Cómo Construir y Validar Redes Bayesianas con Netica," *Revista Electrónica de Metodología Aplicada*, vol. 17, pp. 1-17, 2012.

- [112] A. Peña, *et al.*, "Mapas Cognitivos: un Perfil y su Aplicación al Modelado del Estudiante," vol. 10, ed: Centro de Investigación en computación, IPN, 2007, pp. 230-250.
- [113] J. WARD and J. PEPPARD, *Strategic Planning for Information Systems*, Third Edition ed.: John Wiley & Sons Ltd, 2001.
- [114] J. Thorp, *The information paradox: realizing the business benefits of information technology*: McGraw-Hill, 2003.
- [115] J. Peppard, *et al.*, "Managing the realization of business benefits from IT investments," vol. 6, ed, 2007, pp. 1-11.
- [116] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Information and Control*, vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [117] B. M. d. Brio and A. S. Molina, *Redes Neuronales y Sistemas Borosos*, Segunda Edición ed.: Alfaomega, 2001.
- [118] L. J. Mazlack, "Causal modeling approximations in the medical domain," in *Fuzzy Systems (FUZZ), 2011 IEEE International Conference on*, 2011, pp. 1822-1829.
- [119] M. R. Berthold and D. J. Hand, *Intelligent Data Analysis: An Introduction*: Springer, 2010.
- [120] M. S. Garcia-Cascales and M. T. Lamata, "Nueva aproximación al método tópsis difuso con etiquetas lingüísticas," presented at the ESTYLF 2010, Huelva, 2010.
- [121] I. Y. Sokar, *et al.*, "KPIs Target Adjustment Based on Trade-off Evaluation Using Fuzzy Cognitive Maps," *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, vol. 5, pp. 2048-2053, 2011.
- [122] J. L. Salmeron, "Supporting decision makers with Fuzzy Cognitive Maps," vol. 52, ed: Industrial Research Institute, Inc, 2009, pp. 53-59.
- [123] B. Kosko, "Fuzzy cognitive maps," *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 24, pp. 65-75, 1986.
- [124] E. I. Papageorgiou, "Learning Algorithms for Fuzzy Cognitive Maps--A Review Study," *Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on*, vol. PP, pp. 1-14, 2011.
- [125] B. Kosko, "Fuzzy engineering," ed: Prentice-Hall, Inc., 1997.
- [126] S. Bueno and J. L. Salmeron, "Benchmarking main activation functions in fuzzy cognitive maps," *Expert Systems with Applications.*, vol. 36, pp. 5221-5229, 2009.

- [127] G. Papakostas and D. Koulouriotis, "Classifying Patterns Using Fuzzy Cognitive Maps Fuzzy Cognitive Maps." vol. 247, M. Glykas, Ed., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2010, pp. 291-306.
- [128] R. M. Axelrod, *Structure of decision: The cognitive maps of political elites*: Princeton University Press Princeton, NJ, 1976.
- [129] Y. Boutalis, *et al.*, "On the existence and uniqueness of solutions for the concept values in fuzzy cognitive maps," in *Decision and Control, 2008. CDC 2008. 47th IEEE Conference on*, 2008, pp. 98-104.
- [130] E. I. Papageorgiou, *et al.*, "Active Hebbian learning algorithm to train fuzzy cognitive maps," *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 37, pp. 219-249, 2004.
- [131] D. E. K. I. E. D. D. M. Emiris, "Learning Fuzzy Cognitive Maps using Evolution Strategies: a Novel Schema for Modeling and Simulating High-Level Behavior," 2001, p. 364.
- [132] E. I. Papageorgiou and P. P. Groumpos, "A new hybrid method using evolutionary algorithms to train Fuzzy Cognitive Maps," *Applied Soft Computing*, vol. 5, pp. 409-431, 2005.
- [133] W. Stach, *et al.*, "Expert-Based and Computational Methods for Developing Fuzzy Cognitive Maps," in *Fuzzy Cognitive Maps*, M. Glykas, Ed., ed Berlin: Springer, 2010, pp. 23-41.
- [134] L. J. Mazlack, "Representing Causality Using Fuzzy Cognitive Maps," pp. 1-6, 2009.
- [135] C. T. Lin and C. S. G. Lee, "Neural-network-based fuzzy logic control and decision system," vol. 40, ed: IEEE, 2002, pp. 1320-1336.
- [136] J. L. Salmeron, "Modelling grey uncertainty with Fuzzy Grey Cognitive Maps," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, pp. 7581-7588, 2010.
- [137] E. Papageorgiou, *et al.*, "Introducing Interval Analysis in Fuzzy Cognitive Map Framework Advances in Artificial Intelligence." vol. 3955, G. Antoniou, *et al.*, Eds., ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2006, pp. 571-575.
- [138] R. John and S. Coupland, "Type-2 Fuzzy Logic: A Historical View," *Computational Intelligence Magazine, IEEE*, vol. 2, pp. 57-62, 2007.
- [139] W. B. V. Kandasamy and F. Smarandache, *Fuzzy Cognitive Maps and Neutrosophic Cognitive Maps*: Xiquan, 2003.
- [140] Z. Chunying, *et al.*, "Research of Rough Cognitive Map Model," in *Advanced Research on Electronic Commerce, Web Application, and*

- Communication Communications in Computer and Information Science*, 2011, p. 224.
- [141] B. Kang, *et al.*, "Evidential cognitive maps," *Knowledge-Based Systems*, 2012.
- [142] R. Sadiq, *et al.*, "Interpreting fuzzy cognitive maps (FCMs) using fuzzy measures to evaluate water quality failures in distribution networks," in *Joint International Conference on Computation in Civil and Building Engineering (ICCCBE XI)*, Montreal, QC, 2006, pp. 1-10.
- [143] G. Pajares, *et al.*, "Fuzzy Cognitive Maps Applied to Computer Vision Tasks," ed: Springer, 2010, pp. 259-289.
- [144] G. Nápoles, *et al.*, "Modelling, aggregation and simulation of a dynamic biological system through Fuzzy Cognitive Maps," in *Advances in Computational Intelligence*, ed: Springer, 2013, pp. 188-199.
- [145] D. D. Nguyen, (CO, US), Hampton, Michael T. (Naperville, IL, US), Janoso, Anthony M. (Littleton, CO, US), "System and method for sensor scheduling using fuzzy cognitive maps," United States Patent, 2012.
- [146] J. A. R. Gordaliza and R. E. V. Flórez, "Using Fuzzy Cognitive Maps to Support Complex Environmental Issues Learning," presented at the International Conference New Perspectives in Science Education, 2013.
- [147] R. Yu and G. H. Tzeng, "A soft computing method for multi-criteria decision making with dependence and feedback," vol. 180, ed: Elsevier, 2006, pp. 63-75.
- [148] W. Stach and L. Kurgan, "Modeling software development project using fuzzy cognitive maps," in *ASERC Workshop Quantitative Soft Software Eng*, 2004, pp. 55-60.
- [149] W. Stach and L. Kurgan, "Parallel fuzzy cognitive maps as a tool for modeling software development projects," vol. 1, ed: IEEE, 2004, pp. 28-33.
- [150] C. Goodier, *et al.*, "Causal mapping and scenario building with multiple organisations," *Futures*, vol. 42, pp. 219-229, 2010.
- [151] N. Bryson, "Generating consensus fuzzy cognitive maps," in *1997 IASTED International Conference on Intelligent Information Systems (IIS '97)*, Grand Bahama Island, BAHAMAS, 1997, pp. 231-231.

- [152] P. Groumpos, "Fuzzy Cognitive Maps: Basic Theories and Their Application to Complex Systems," in *Fuzzy Cognitive Maps*. vol. 247, ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2010, pp. 1-22.
- [153] P. Johnson, *et al.*, "Enterprise architecture analysis with extended influence diagrams," *Information Systems Frontiers*, vol. 9, pp. 163-180, 2007.
- [154] U. Franke, *et al.*, "Availability of enterprise IT systems: an expert-based Bayesian framework," *Software Quality Journal*, pp. 1-26, 2011.
- [155] C. S. Stylios and V. C. Georgopoulos, "Fuzzy Cognitive Maps for Medical Decision Support; A paradigm from obstetrics," in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, 2010, pp. 1174-1177.
- [156] M. León, *et al.*, "Método para el aprendizaje de mapas cognitivos difusos inspirado en optimización basada en partículas," in *UCIENCIA*, La Habana, 2012.
- [157] G. N. Ruiz, *et al.*, "Comparación en la Efectividad de Clasificación de Los Mapas Cognitivos Difusos Frente a Otras Técnicas Clásicas de La Inteligencia Artificial," 2012.
- [158] E. I. Papageorgiou, *et al.*, "Fuzzy cognitive map based approach for predicting yield in cotton crop production as a basis for decision support system in precision agriculture application," *Applied Soft Computing*, vol. 11, pp. 3643-3657, 2011.
- [159] M. Y. Leyva-Vázquez, *et al.*, "Modelado y análisis de los factores críticos de éxito de los proyectos de software mediante mapas cognitivos difusos," *Ciencias de la Información*, vol. 43, pp. 41-46, 2012.
- [160] M. Leyva-Vázquez, *et al.*, "Mapas cognitivos difusos para la selección de proyectos de tecnologías de la información," *Contaduría y Administración*, 2012.
- [161] M. Leyva-Vázquez, *et al.*, "Enterprise Architecture Scenario Analysis Based on Fuzzy Cognitive Maps and OWA Operators," in *CICCI 2013*, La Habana, 2013.
- [162] L. Ceccato, "Using participatory Fuzzy Cognitive Maps for structuring the Environmental Flow Assessment process in the Lower Paraguaçu Basin," *Three Essays on participatory processes and Integrated Water Resource Management in developing countries*, p. 60, 2012.

- [163] M. Bachhofer and M. Wildenberg. (2009, Mayo 4). *FCmapper*. Available: <http://www.fcappers.net/joomla/index.php>
- [164] W. P. Cheah, *et al.*, "Systematic causal knowledge acquisition using FCM Constructor for product design decision support," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 15316-15331, 2011.
- [165] G. Leon, "Modelo de gestión del conocimiento para las áreas económicas del sistema de instituciones del Ministerio de Educación Superior," Tesis en opción al grado de doctor en ciencias de la educación, 2011.
- [166] L. R. Galagovsky and A. Adúriz-Bravo, "Modelos y analogías en la enseñanza de las ciencias naturales: el concepto de" modelo didáctico analógico"," *Enseñanza de las Ciencias: revista de investigación y experiencias didácticas*, vol. 19, pp. 231-242, 2001.
- [167] P. J. Denning, "Closing Statement: What Have We Said About Computation?," *The Computer Journal*, vol. 55, pp. 863-865, 2012.
- [168] N. d. Armas, *et al.* (2003, Julio, 18). *Caracterización y Diseño de los Resultados Científicos como Aportes a la Investigación Educativa*. Available: moodle.ceces.upr.edu.cu/file.php/19/Aportes_de_la_Investigacin.pdf
- [169] E. Reina-Romo, *et al.*, "In-Silico Models as a Tool for the Design of Specific Treatments: Applications in Bone Regeneration," in *Technologies for Medical Sciences*, ed: Springer, 2012, pp. 1-17.
- [170] G. Munda and M. Nardo, "On the methodological foundations of composite indicators used for ranking countries," *Ispra, Italy: Joint Research Centre of the European Communities*, 2003.
- [171] S. P. Borgatti, "Centrality and network flow," *Social Networks*, vol. 27, pp. 55-71, 2005.
- [172] R. Criado, *et al.*, "Interest point detection in images using complex network analysis," *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 236, pp. 2975-2980, 2012.
- [173] M. Ghazanfari, *et al.*, "Comparing simulated annealing and genetic algorithm in learning FCM," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 192, pp. 56-68, 2007.
- [174] D. Koulouriotis, *et al.*, "Learning fuzzy cognitive maps using evolution strategies: a novel schema for modeling and simulating high-level behavior," in *Evolutionary Computation, 2001. Proceedings of the 2001 Congress on*, 2001, pp. 364-371.

- [175] M. Amiri, *et al.*, "Nadir compromise programming: A model for optimization of multi-objective portfolio problem," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 7222-7226, 2011.
- [176] O. Reimar-Cedeño, *et al.*, "Herramienta para la simulación y análisis de mapas cognitivos difusos " presented at the VI Taller de Inteligencia Artificial. UCIENCIA 2012, Habana, Cuba, 2012.
- [177] M. Leyva, *et al.*, "Mapas cognitivos difusos y modelado empresarial para la selección de proyectos," presented at the VI Taller de Inteligencia Artificial. UCIENCIA, Habana, Cuba, 2012.
- [178] C. C. Seepersad, *et al.*, "The Validation Square: How Does One Verify and Validate a Design Method," ASME Press, New York, NY2006.
- [179] N. Kuzmina, *Metódicas investigativas de la actividad pedagógica*: Editorial Leningrado, 1970.
- [180] R. K. Yin, *Case study research: Design and methods* vol. 5: SAGE Publications, Incorporated, 2002.
- [181] L. Dubé and G. Paré, "Rigor in information systems positivist case research: current practices, trends, and recommendations," *Mis Quarterly*, pp. 597-636, 2003.
- [182] M. Lenzerini, "Data integration: a theoretical perspective," presented at the Proceedings of the twenty-first ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART symposium on Principles of database systems, Dison, Wisconsin, 2002.
- [183] A. Schwinn and R. Winter, "Success factors and performance indicators for enterprise application integration," in *Enterprise architecture and integration: methods, implementation, and technologies*, V. S. Wing Hong Lam, Ed., ed: Idea Group Inc (IGI), 2007, p. 23.
- [184] A. Gericke, *et al.*, "Success Factors of Application Integration: An Exploratory Analysis," *Communications of the Association for Information Systems*:, vol. 27, 2010.
- [185] A. N. AbuAli and H. Y. Abu-Addose, "Data Warehouse Critical Success Factors," *European Journal of Scientific Research*, vol. 42, pp. 326-335, 2010.
- [186] C. G. Leopoldo, "Factores críticos de éxito para implantar sistemas empresariales en pequeñas y medianas empresas en Venezuela," *Universidad, Ciencia y Tecnología*, vol. 12, pp. 31-38, ene. 2008 2008.

- [187] M. H. N. Nasir and S. Sahibuddin, "Critical success factors for software projects: A comparative study," *Scientific Research and Essays*, vol. 6, pp. 2174-2186, 2011.
- [188] R. Cabral Silva Filho and A. R. Cavalcanti da Rocha, "Towards an Approach to Support Software Process Simulation in Small and Medium Enterprises," in *Software Engineering and Advanced Applications (SEAA), 2010 36th EUROMICRO Conference on*, 2010, pp. 297-305.
- [189] M. Leyva, *et al.*, "Modelado y análisis de los factores críticos de éxito de los proyectos de software mediante mapas cognitivos difusos.," *Ciencias de la información*, vol. 43, pp. 41-46, 2012.
- [190] J. R. Cole and K. A. Persichitte, "Fuzzy cognitive mapping: Applications in education," *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 15, pp. 1-25, 2000.
- [191] G. Banini and R. Bearman, "Application of fuzzy cognitive maps to factors affecting slurry rheology," *International journal of mineral processing*, vol. 52, pp. 233-244, 1998.
- [192] P. Groumpos, "Fuzzy cognitive maps: Basic theories and their application to complex systems," in *Fuzzy Cognitive Maps*, G. Michael, Ed., ed: Springer, 2010, pp. 1-22.
- [193] M. S. Khan, *et al.*, "Fuzzy cognitive maps with genetic algorithm for goal-oriented decision support," *International Journal Of Uncertainty Fuzziness And Knowledge Based Systems*, vol. 12, pp. 31-42, 2004.
- [194] M. Glykas, *et al.*, "Fuzzy Cognitive Map to Support Conflict Analysis in Drought Management," in *Fuzzy Cognitive Maps*. vol. 247, ed: Springer Berlin / Heidelberg, 2010, pp. 403-425.
- [195] T. L. Saaty and L. G. Vargas, "The Seven Pillars of the Analytic Hierarchy Process Models, Methods, Concepts & Applications of the Analytic Hierarchy Process." vol. 34, ed: Springer US, 2001, pp. 27-46.
- [196] W. Watthayu and Y. Peng, "A Bayesian network based framework for multi-criteria decision making," in *MCDM 2004*, Whistler, B. C. Canada, 2004.

GLOSARIO

Agregación: Fusión de distintos datos en un único valor.

Causalidad: Concepto utilizado para nombrar a la relación entre una causa y su efecto.

Matriz de decisión: Representación en filas y columnas del conjunto de elementos que se emplea para decidir.

Operadores de agregación: Funciones matemáticas empleadas para la fusión de información.

Soft Computing: Colección de técnicas computacionales que intenta estudiar, modelar y analizar fenómenos muy complejos, para los que los métodos convencionales no proporcionan soluciones completas, o no las proporcionan en un tiempo razonable.

ANEXO I. NOTACIONES EMPLEADAS

Ordenadas de acuerdo a su aparición en el texto:

$V(x)$: función de valor.

\mathbb{C} : operador de agregación.

E : matriz de adyacencia.

Q : cuantificador incremental monótono regular.

μ : media aritmética.

$C(v)$: centralidad.

$C_B(v)$: intermediación.

$C_e(V)$: cercanía.

I : vector ideal.

E : vector inicial o vector de estímulos.

R : vector resultante.

S : vector resultante estimado.

O : vector objetivo.

V : vector de pesos asociado con media aritmética.

W : vector de pesos asociado con el operador OWA.

ANEXO II. PREMIOS Y PUBLICACIONES

PRINCIPALES PREMIOS Y RECONOCIMIENTOS RECIBIDOS

- *Premio Relevante en el Fórum de Ciencia y Técnica Nivel UCI. Metodología para la Identificación de Soluciones Integrales a partir de un Diagnóstico de las Organizaciones. Julio 2011.*
- *Premio de la Academia de Ciencias de Cuba. Nuevos modelos para la predicción de mutaciones y de la resistencia a fármacos de virus como el VIH y la influenza Febrero 2012.*

PUBLICACIONES EN REVISTAS

1. *Maikel Leyva-Vázquez, Karina Pérez-Teruel, Ailyn Febles-Estrada, Jorge Gulín-González, "Técnicas para la representación del conocimiento causal. Un estudio de caso en Informática Médica.," ACIMED, vol. 24, 2013.*
2. *Maikel Leyva-Vázquez, Karina Pérez-Teruel, Ailyn Febles-Estrada, Jorge Gulín-González., "Modelo para el análisis de escenarios basado en mapas cognitivos difusos," Ingeniería y Universidad vol. 17, 2013.*
Indizaciones: Scopus. Scielo, Ebsco –Information Journal Services

3. Maikel Y. Leyva-Vázquez, Reynaldo Rosado-Rosello, Gloria Idalia Baca-Lobera, Irene Sánchez-Guevara, "Modelo para el análisis estático en mapas cognitivos difusos," *Ingeniería Informática*, 2013. (Aceptado)
4. Karina. Pérez-Teruel and Maikel Y. Leyva-Vázquez, "Modelo para la priorización de requisitos basado en la agregación de información," *Ingeniería Informática*, 2013. (Aceptado)
5. Maikel Leyva-Vázquez, Karina Pérez-Teruel, Ailyn Febles-Estrada, Jorge Gulín-González., *Mapas cognitivos difusos para la selección de proyectos de tecnologías de la información. Contaduría y Administración*, 2012.
Indizaciones: Conacyt, EconLit, Redalyc, Scielo, DOAJ, Catálogo Latindex, Clase, Iresie, Revistas UNAM.
6. Maikel Leyva-Vázquez, Reynaldo Rosado-Rosello., Ailyn Febles-Estrada, *Modelado y análisis de los factores críticos de éxito de los proyectos de software mediante mapas cognitivos difusos. Ciencias de la información*, 2012(3).
Indizaciones: Lisa, Scopus, Latindex, Compendex.
7. Maikel Leyva-Vázquez. and P. Piñero, *Modelo para la evaluación y selección de proyectos de innovación en las tecnologías de la información. Revista Virtual Pro* 2010(01): p. 17
Indizaciones: Actualidad Iberoamericana.

PUBLICACIONES EN CONGRESOS Y MEMORIAS DE EVENTOS

1. M. Leyva-Vázquez, *et al.*, "Enterprise Architecture Scenario Analysis Based on Fuzzy Cognitive Maps and OWA Operators," in *CICCI 2013*, 2013.
2. M. Leyva-Vázquez, *et al.*, "Modelo para el Análisis Estático en Mapas Cognitivos Difusos," in *I Congreso Internacional de Ingeniería Informática y Sistemas de Información*, La Habana, 2012.
3. K. Pérez-Teruel and M. Leyva-Vázquez, "Modelo para la priorización de requisitos basado en la agregación de información," in *I Congreso Internacional de Ingeniería Informática y Sistemas de Información*, La Habana, 2012.
4. M. Leyva-Vázquez, "Algoritmos genéticos y operadores de agregación para el análisis orientado a metas basado en mapas cognitivos difusos," presented at the VIII Seminario Euro Latinoamericano de Sistemas de Ingeniería, 2012.
5. Pérez, K., *et al.* *Modelo matemático y procedimiento para evaluación por complejidad de los requisitos software.* in *15th Workshop on Requirements Engineering (WER 2012)*. 2012: Bueno Aires, Argentina.
6. Leyva, M., *et al.*, *Mapas cognitivos difusos y modelado empresarial para la selección de proyectos*, in *VI Taller de Inteligencia Artificial. UCIENCIA*. 2012: Habana, Cuba.
7. Reimar, O., M. Leyva, and Y. Barroso., *Herramienta para la simulación y análisis de mapas cognitivos difusos.* , in *VI Taller de Inteligencia Artificial. UCIENCIA 2012*. 2012: Habana, Cuba.

8. Leyva, M., et al., *Mapas Cognitivos Difusos para el análisis del portafolio de proyectos de tecnología de la información.* , in *Sinnco 2011*. 2011: León, Guanajuato, México.
9. Armas, E. M. d., Vázquez, M. Y. L., Chávez, M. d. C., Casas, G., Grau, R., Meriño, M. P., et al. (2011). *Software para la Generación de Modelos y Clasificación de Datos Basado en Redes Bayesianas*. Paper presented at the *Informática 2011*: La Habana, Cuba.
10. Sánchez, Y., Pérez, I. M., Vazquez, M. Y. L., & Garcia, Y. C. (2011). *Modelo para el Diseño y Evaluación de la Arquitectura de Sistemas de Gestión de Información*. Paper presented at the *Informática 2011*: La Habana, Cuba.
11. Leyva, M. and P. Piñero, *Cuadro de Mando Integral, Procesos de Jerarquía Analítica y Programación Lineal como herramientas para la evaluación y selección de proyectos de tecnologías de la información*, in *ENCE*. 2009: Holguín, Cuba.
12. Leyva, M. and P. Piñero. *Modelo para la evaluación y selección de proyectos de innovación en las tecnologías de la información*. in *Sistemas de Innovación para la Competitividad 2009*. 2009: Guanajuato, México.

ANEXO III. ALGUNAS TABLAS DE COMPARACIÓN ENTRE MODELOS DE AGREGACIÓN

Tabla 1. Resultados del Kruskal-WallisTest

Modelo	N	Mean Rank	
Densidad	A1	7	13.21
	A2	7	14.64
	D-OWA	7	20.71
	Media	7	20.71
	C-OWA	7	20.71
	Total	35	
EM	A1	7	15.50
	A2	7	16.43
	D-OWA	7	20.00
	Media	7	19.93
	C-OWA	7	18.14
	Total	35	
EEE	A1	7	9.43
	A2	7	11.29
	D-OWA	7	23.93
	Media	7	25.29
	C-OWA	7	20.07
	Total	35	

	Densidad	EM	EEE
Chi-Square	3.767	1.098	14.075
df	4	4	4
Asymp. Sig.	.438	.895	.007
Monte Carlo Sig.	.454(a)	.910(a)	.003(a)
99% Confidence Interval	Lower Bound	.441	.903
	Upper Bound	.467	.917

a Based on 10000 sampled tables with starting seed 2000000.

b Kruskal Wallis Test

c Grouping Variable: algorit

Tabla 2 Resultados Mann-Whitney Test de comparación entre A1 y C-OWA.

Modelos		N	Mean Rank	Sum of Ranks
EEE	A1	7	5.14	36.00
	C-OWA	7	9.86	69.00
	Total	14		

Test Statistics(c)

			EEE
Mann-Whitney U			8.000
Wilcoxon W			36.000
Z			-2.108
Asymp. Sig. (2-tailed)			.035
Exact Sig. [2*(1-tailed Sig.)]			.038(a)
Monte Carlo Sig. (2-tailed)	Sig.		.037(b)
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.032
		Upper Bound	.041
Monte Carlo Sig. (1-tailed)	Sig.		.018(b)
	99% Confidence Interval	Lower Bound	.015
		Upper Bound	.021

a Not corrected for ties.

b Based on 10000 sampled tables with starting seed 334431365.

c Grouping Variable: algorit

ANEXO IV. ENCUESTA PARA APLICACIÓN DEL MÉTODO IADOV

Encuesta para la validación del modelo de ayuda para la toma de decisiones (FCM-Fusion).

1. ¿Considera importante utilizar técnicas y herramienta de ayuda a la toma de decisiones en las organizaciones?

SI _____ NO _____ NO SE _____

2. ¿Consideras fiables las sugerencias para la toma de decisiones brindadas por los MCD sin el empleo del modelo FCM-Fusion?

SI _____ NO _____ NO SE _____

2. ¿Cuáles considera son las principales fortalezas del modelo que contribuyen a la fiabilidad de las respuestas? Argumente.

3. ¿La herramienta informática FCM-Decision contribuye a agilizar el proceso de toma de decisiones?

SI _____ NO _____ NO SE _____

4. ¿Si UD. requiere elevar el nivel de fiabilidad en la toma de decisiones empleando MCD utilizaría el modelo FCM-Fusion?

SI _____ NO _____ NO SE _____

3. ¿Satisface la propuesta los niveles de fiabilidad esperados por usted?

Marque con una X.

Muy satisfecho.	
Parcialmente satisfecho.	
Me es indiferente.	
Más insatisfecho que satisfecho.	
Para nada satisfecho.	
No sé qué decir.	

5. ¿Qué añadiría al modelo para aumentar su fiabilidad? Argumente.

ANEXO V. COMPARACIÓN CON OTROS MODELOS MULTICRITERIO

Para ubicar el modelo en el marco de los MDMC se realiza la comparación en los principales criterios propuestos por Hazelrigg [24] para la validación de modelos de decisión:

- a) Debe permitir la comparación de las alternativas bajo incertidumbre.
- b) Debe ser independiente de cualquier dominio o sistema.

El autor incluye además los siguientes criterios dado las características de los modelos a evaluar:

- c) Debe brindar La posibilidad de manejar retroalimentación.
- d) Deber ser fácilmente interpretable.

A partir de estos criterios se compara FCM-Fusion con el Proceso de Jerarquía Analítica (AHP) [195] por ser uno de los métodos más utilizados, y con las RB para los problemas multicriterio (RB-MC) [196] por ser este un método que permite manejar las relaciones causales. Los resultados de la comparación se muestran en la tabla 1. Una S indica que el método satisface el criterio, una C indica que los cumple bajo condiciones específicas. Una N indica que falla al satisfacer en un determinado grado ese criterio.

Tabla 3. Comparación de los métodos seleccionados.

Método	Criterio			
	a	b	C	D
FCM-Fusion	S	S	S	S
AHP	N	S	N	S
RB-MC	C	S	N	N

En cuanto al criterio a, FCM-Fusion presenta ventajas con respecto al manejo de incertidumbre tanto con respecto a AHP como con respecto a las RB-MC. En el caso de los MCD se podrían emplear distintas formas representación de la incertidumbre [109].

En cuanto al criterio b, Los tres modelos son independientes de cualquier dominio o sistema. En cuanto al manejo de la retroalimentación (criterio c) AHP no lo cumple en su forma original. RB-MM no cumple con este criterio por ser un modelo basado en RB. En cuanto a la facilidad de ser interpretado por los expertos (criterio e) FCM-Fusión y AHP son interpretables con relativa facilidad, no así en el caso RB-MC. Este último presenta dificultades para que los expertos interpreten las tablas de probabilidad condicionadas.