

Departamento de Matemáticas para la Economía y la Empresa Programa: Estadística y Optimización Facultad de Ciencias Matemáticas

GESTIÓN DE RECURSOS HUMANOS BASADA EN TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN MULTICRITERIO FLEXIBLES

Tesis doctoral

Autor: Pablo Andrés Pinto de la Cadena

Director: Dr. Vicente Liern Carrión

Tutora: Dra. María Teresa León Mendoza

Valencia, a 27 de marzo de 2024



Declaración de autoría

Yo, Pablo Andrés Pinto De La Cadena, nacido el 9 de septiembre de 1987 en Quito (Ecuador), con C.I. 1718753005,

DECLARO:

Que esta tesis titulada Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexibles y el trabajo presentado en ella son de mi autoría.

Que este trabajo ha sido realizado mientras era estudiante de doctorado en la Universitat de València.

Que, excepto cuando se hace referencia en el texto de la tesis, ésta no contiene ningún material publicado en otro lugar o extraído total o parcialmente de una tesis aceptada para la obtención de cualquier otro título o diploma.

Que no se ha utilizado el trabajo de ninguna otra persona o equipo de investigación sin el debido reconocimiento en el texto principal de la tesis. Que esta tesis no ha sido presentada para la obtención de ningún título o diploma en ninguna otra institución.



VICENTE| LIERN| CARRION Firmado digitalmente por VICENTE|LIERN| CARRION Fecha: 2024.03.25 17:35:08 +01'00'

Fdo: Pablo A. Pinto De La Cadena Fdo. Vicente Liern Carrión

Quito, a 25 de marzo de 2024



AGRADECIMIENTOS

Este ha sido un largo viaje y hay mucho que agradecer. Quisiera expresar mi más sincero agradecimiento a todos los que han contribuido a la realización de este trabajo.

En primer lugar, quiero expresar mi gratitud hacia mi director de tesis, Vicente. Ha sido, por encima de todo, una persona fantástica que me ha servido de guía y apoyo no solo en el ámbito académico, sino también personal. He sido un afortunado de poder compartir este tiempo con el Excmo. Excmo. Dr. Liern. En nombre mío y de toda mi familia, muchas gracias. Su orientación experta, paciencia y apoyo incondicional han sido fundamentales para la culminación de este trabajo. Sus conocimientos y consejos han dado forma a esta investigación desde sus inicios, cuando aún cursaba el máster.

Agradezco también a la Universidad de Valencia y, sobre todo, al programa de Máster en Planificación y Gestión de Procesos Empresariales que despertó mi curiosidad e inició este viaje. Gracias por proporcionar el entorno académico y los recursos necesarios para llevar a cabo este estudio.

Una de las mejores cosas que me ha dejado este trabajo es haber conocido y compartido tantas cosas con la Doctorita Blasco, el cariño y el agradecimiento que tengo con ella es solo comparable con su gran corazón.

A las personas más importantes de mi vida, mi familia, les agradezco su apoyo e inspiración diaria para alcanzar mis objetivos. Me considero muy afortunado de tener unos padres que me han inculcado todos los valores necesarios para convertirme en quien soy. No hay palabras ni gestos que puedan expresar adecuadamente mis agradecimientos por todos sus esfuerzos, sacrificios y enseñanzas. Esto es por y para ustedes, papá y mamá. También agradezco a mis dos hermanas, Adry y Gaby, quienes han sido mi inspiración y apoyo constante a lo largo de toda mi vida y sé que celebran mis logros como propios.

A Andreita, debería dedicarle un capítulo entero en este trabajo. Hemos iniciado este viaje juntos y ha sido una experiencia maravillosa. Gracias por tu apoyo, motivación, inspiración y por impulsarme a ser mejor. No puedo dejar de agradecer a Solomino y Minina, nuestros gatos, que han sufrido por este trabajo, que me han acompañado, ronroneado y mordido durante su ejecución.

A todos ustedes, gracias de corazón.

CONTENIDOS

RESUMEN	. 13
RESUM	15
ABSTRACT	. 17
INTRODUCCIÓN	. 19
I.1. Motivación	. 20
I.2. Objetivos	. 22
I.2.1. Objetivo general	. 23
I.2.2. Objetivos específicos	. 23
I.3. Organización del documento	. 24
I.3.1. Estructura conceptual	. 24
I.3.2. Estructura formal	. 26
CAPÍTULO 1	. 29
MARCO TEÓRICO Y METODOLOGÍA	. 29
1.1. Tratamiento de la incertidumbre mediante lógica borrosa	. 29
1.1.1. Introducción a la lógica borrosa	. 30
1.1.2 Números borrosos	. 33
1.1.3. Ordenación de números borrosos	. 36
1.2. Toma de decisiones multicriterio	. 37
1.2.1. Métodos multicriterio de decisión	. 39
1.2.2. Comparación de métodos multicriterio	. 48
1.3. TÉCNICAS DE CONSENSO ENTRE EXPERTOS	. 57
1.3.1. Método DELPHI	. 57
1.3.2. Método DELPHI borroso	. 62
CAPÍTULO 2	. 65
GESTIÓN DE RECURSOS HUMANOS. RECLUTAMIENTO Y SELECCIÓN	. 65
2.1. Procesos en la gestión de Recursos Humanos	. 68
2.2. PROCESO DE RECLUTAMIENTO Y SELECCIÓN DE PERSONAL	. 74
2.2.1. Identificación de las necesidades de personal y los requisitos del puesto	. 77
2.2.2. Buscar y atraer candidatos potenciales	. 78
2.2.3. Evaluación de los candidatos	. 82
2.2.4. Validación de referencias	. 84

2.2.5 Selección y contratación del candidato	84
2.3 Competencias	85
2.4 Investigación operativa y selección de personal	95
CAPÍTULO 3	109
ORDENACIÓN POR SIMILITUD CON UNA SOLUCIÓN IDEAL	109
3.1. ALGORITMOS DE TOPSIS	110
3.1.1. TOPSIS clásico	111
3.1.2. TOPSIS con intervalos	113
3.1.3. TOPSIS borroso	115
3.2. Modificaciones y extensiones del método TOPSIS	116
3.2.1. Revisión de la función distancia	117
3.2.2. Revisión de las normalizaciones	121
3.2.3 Revisión de los pesos: UW-TOPSIS	134
3.2.4 Relación con otros métodos de agregación	137
3.3. Similitud con solución ideal independiente de los datos	142
3.3.1. Existe solución ideal explícita (método Canós-Liern)	142
3.3.2. Existe solución ideal implícita	144
CAPÍTULO 4	147
MÉTODOS DE CONSENSO ENTRE EXPERTOS	147
4.1. Revisión de la literatura	148
4.1.1. Evaluación por competencias para la selección de personal	152
4.1.2. Cuestionarios base	156
4.2. VALIDACIÓN DEL CUESTIONARIO BASADO EN COMPETENCIAS	158
4.2.1. Paso 1. Diseño del cuestionario inicial a partir de dos cuestionarios	previos
	158
4.2.2. Paso 2. Selección del panel de expertos	161
4.2.3. Paso 3. Respuesta de los expertos a los cuestionarios	161
4.2.4. Paso 4. Análisis de los resultados y criterio de decisión	162
4.2.5. Paso 5. La selección de ítems y asignación a las competencias	167
4.3. Análisis del grado de concordancia	169
4.4. Análisis de la consistencia interna del cuestionario	170
4.5. Caso real: Empresa de aseguradora	171
CAPÍTULO 5	175
APLICACIÓN	175
5.1. Introducción	175

5.2. Competencias valoradas con números reales	179
5.2.1. Caso 1. Método Canós-Liern	180
5.2.2. Caso 2. Método de replicación de valoración de un experto con OWA	181
5.2.3. Caso 3. Método TOPSIS	184
5.3. VALORACIONES CON INTERVALOS	187
5.3.1. Competencias valoradas con intervalos	187
5.3.2. Pesos valorados con intervalos	190
5.4. Variantes del método Canós-Liern	192
5.4.1. Modificaciones en la normalización	192
5.4.2 Modificaciones en la medida de similitud con el ideal	194
5.5 Variantes Método TOPSIS	198
5.5.1. Modelos sin incertidumbre	198
5.5.2. Modelos con incertidumbre	201
5.6 Toma de decisión	205
CONCLUSIONES	209
LÍNEAS FUTURAS DE INVETIGACIÓN	219
REFERENCIAS	221
APÉNDICE	239
A.1. ALGORITMOS DE ALGUNOS MÉTODOS MULTICRITERIO	239
A.1.1. Algoritmo del método ELECTRE	239
A.1.2. Algoritmo del método AHP	240
A.1.3. Algoritmo del método PROMETHEE II	241
A.1.4. Algoritmo del método VIKOR	242
A.1.5. Algoritmo del método MOORA	243

FIGURAS

FIGURA 1. FLUJO GENERAL DE LA PROPUESTA
FIGURA 2. NÚMERO LR BORROSO
FIGURA 3. ORDENACIÓN PARCIAL DE NÚMEROS BORROSOS
FIGURA 4. FASES DEL DELPHI
FIGURA 5. DISTANCIAS EUCLÍDEA Y MANHATTAN ENTRE LOS PUNTOS P Y Q 118
FIGURA 6. REPRESENTACIÓN DE LOS PUNTOS EQUIDISTANTES DE ID Y DE AI 119
FIGURA 7. REPRESENTACIÓN DE LOS VALORES DE LA TABLA 8 125
FIGURA 8. REPRESENTACIÓN DE LAS NORMALIZACIONES DE LA TABLA 8
FIGURA 9. REPRESENTACIÓN DE LAS FUNCIONES H(X) Y M(X) DADAS EN (3.41) 130
FIGURA 10. ASIGNACIÓN DE DIMENSIONES
FIGURA 11. PUNTUACIONES NORMALIZADAS DE LAS COMPETENCIAS DE LOS TRES CANDIDATOS
FIGURA 12. VALORACIÓN DE LOS TRES CANDIDATOS SEGÚN DISC
FIGURA 13. VALORACIÓN DE LOS TRES CANDIDATOS SEGÚN BFQ 174
FIGURA 14. COMPARACIÓN MÉTODO CANÓS-LIERN Y EXPERTO-OWA
FIGURA 17. RESULTADOS DE UW-TOPSIS
FIGURA 18. COMPARACIÓN MÉTODO CANÓS-LIERN: NORMALIZACIÓN N1 Y N4. 193
FIGURA 19. FUNCIÓN DE PERTENENCIA PARA LA PRIMERA COMPETENCIA 194
FIGURA 20. FUNCIÓN DE PERTENENCIA PARA LA SEGUNDA COMPETENCIA 195
FIGURA 21. NORMALIZACIONES BASADAS EN N5 PARA LAS OCHO COMPETENCIAS
FIGURA 22. MÉTODO CANÓS-LIERN CON N1, N4, Y FUNCIONES DE PERTENENCIA

TABLAS

TABLA 1. CARACTERÍSTICAS DE ALGUNOS MÉTODOS DE DECISIÓN MULTICRITERIO I	52
TABLA 2. CARACTERÍSTICAS DE ALGUNOS MÉTODOS DE DECISIÓN MULTICRITERIO II.	
TABLA 3. COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE DECISIÓN MULTICRITERIO	
TABLA 4. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA DE MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN APLICAD A LA SELECCIÓN DE PERSONAL	
TABLA 5. RESULTADOS CON TOPSIS CON DISTANCIA EUCLÍDEA Y DISTANCIA MANHATTAN	120
TABLA 6. DATOS EXPRESADOS CON NÚMEROS REALES	121
TABLA 7. DATOS EXPRESADOS CON INTERVALOS	122
TABLA 8. NORMALIZACIONES DE LOS DATOS DEL EJEMPLO 3.2	124
TABLA 9. CASOS PARTICULARES DE UW-TOPSIS	136
TABLA 10. RESULTADOS CON TOPSIS CLÁSICO (NORMALIZACIÓN VECTORIAL DISTANCIA EUCLÍDEA)	
TABLA 11. VALORACIONES DE COMPETENCIAS ORDENADAS DE MAYOR A MEN	
TABLA 12. COMPETENCIAS PROPUESTAS.	155
TABLA 13. PALABRAS DEL CUESTIONARIO DISC.	158
TABLA 14. FRASES DEL CUESTIONARIO BFQ.	159
TABLA 15. GRADO DE PERTENENCIA Y SELECCIÓN DE LAS FRASES	163
TABLA 16. GRADO DE PERTENENCIA Y SELECCIÓN DE LAS PALABRAS	164
TABLA 17. ASIGNACIÓN DE LOS ÍTEMS A LAS COMPETENCIAS Y VALOR FUNCIÓ PERTENENCIA	
TABLA 18. COMPETENCIAS.	178
TABLA 19. VALORACIONES DE LOS CANDIDATOS.	179
TABLA 20. VALORACIÓN IDEAL DE CADA COMPETENCIA Y PESOS RELATIVOS	180
TABLA 21. ORDENACIÓN CON EL MÉTODO DE CANÓS-LIERN	181
TABLA 22. EVALUACIÓN DEL EXPERTO.	182
TABLA 23. PESOS EVALUACIONES ORDENADAS.	183
TABLA 24. ORDENACIÓN CON OWA.	183

TABLA 25. PONDERACIÓN Y OBJETIVOS DE LAS COMPETENCIAS	185
TABLA 26. RANKING DE CANDIDATOS EL MÉTODO TOPSIS	186
TABLA 27. VALORACIONES DE LAS COMPETENCIAS MEDIANTE INTERVALOS	188
TABLA 28. RANKING DE CANDIDATOS CON MÉTODO TOPSIS CON INTERVALOS.	
TABLA 29. PONDERACIÓN Y OBJETIVOS DE LAS COMPETENCIAS CON UW-TOPSI	S
TABLA 30. RANKING DE CANDIDATOS CON MÉTODO UW-TOPSIS	191
TABLA 31. RANKING DE CANDIDATOS CON MÉTODO CANÓS-LIERN Y MAX-MIN.	192
TABLA 32. RANKING CON MÉTODO CANÓS-LIERN Y FUNCIONES DE PERTENENC	
TABLA 33. RANKING DE CANDIDATOS CON MÉTODO TOPSIS Y NORMALIZACIÓN N4.	
TABLA 34. RANKING DE CANDIDATOS CON MÉTODO TOPSIS CON DISTANCIA MANHATTAN.	199
TABLA 35. RANKING DE CANDIDATOS CON TOPSIS (N4 Y DISTANCIA MANHATTAN).	200
TABLA 36. COMPARACIÓN RESULTADOS TOPSIS Y SUS VARIACIONES	201
TABLA 37. ORDENACIÓN CON TOPSIS CON INTERVALOS Y N4.	202
TABLA 38. ORDENACIÓN CON TOPSIS CON INTERVALOS, N4 Y DISTANCIA MANHATTAN.	203
TABLA 39. COMPARACIÓN RESULTADOS TOPSIS CON INTERVALOS Y SUS VARIACIONES.	203
TABLA 40. RANKING DE CANDIDATOS CON MÉTODO UW-TOPSIS N4 Y EUCLÍDEA	
TABLA 41. RANKING DE CANDIDATOS CON MÉTODO UW-TOPSIS N4 Y MANHATTAN.	205
TABLA 42. COMPARACIÓN RESULTADOS.	206
TABLA 43. PORCENTAJE DE LAS TRES PRIMERAS POSICIONES.	207
TABLA A.2.1. VALORACIÓN DE EXPERTOS, VALOR CEX, MO, RV, FUNCIÓN DE PERTENENCIA Y SELECCIÓN DE LAS FRASES.	246
TABLA A.2.2. VALORACIÓN DE EXPERTOS, VALOR CEX, MO, RV, FUNCIÓN DE PERTENENCIA Y SELECCIÓN DE LAS PALABRAS	247

RESUMEN

Abordamos la gestión de Recursos Humanos, especialmente la selección de personal, desde un punto de vista cuantitativo. Se trata de aprovechar la potencia de los métodos de optimización multicriterio para facilitar la toma de decisiones en las acciones de adquisición.

La primera parte de la memoria, formada por tres capítulos, contiene las aportaciones metodológicas y teóricas. Se incorporan resultados de tres áreas de conocimiento diferentes: la optimización multicriterio (desde el punto de vista clásico o flexible, mediante la lógica borrosa), la toma de decisiones y las técnicas de consenso entre expertos. Una vez analizados, se proporcionan resultados originales que relacionan diferentes métodos multicriterio (centrándonos especialmente en TOPSIS) y se muestran nuevas formulaciones y extensiones del método.

La segunda parte de la tesis, formada por dos capítulos, tiene por objetivo mostrar la utilidad de las aportaciones teóricas. Se aplican las propuestas metodológicas a un caso real, una empresa ecuatoriana de servicios, especializada en la venta de seguros de salud y de vehículos, que necesita ampliar su plantilla con un oficial de ventas y asistencia telefónica. Se muestra cómo determinar las competencias apropiadas para llevar a cabo la selección y se aplican y analizan los métodos presentados en la parte metodológica, de manera que se llega de forma razonada a la toma de decisiones final.

Palabras clave: Recursos Humanos; Selección de Personal; Toma de Decisión Multicriterio; TOPSIS; operadores OWA.

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexibles					

RESUM

Abordem la gestió de Recursos Humans, especialment la selecció de personal, des d'un punt de vista quantitatiu. Es tracta d'aprofitar la potència dels mètodes d'optimització multicriteri per a facilitar la presa de decisions en les accions d'adquisició.

La primera part de la memòria, formada per tres capítols, conté les aportacions metodològiques i teòriques. S'incorporen resultats de tres àrees de coneixement diferents: l'optimització multicriteri (des del punt de vista clàssic o flexible, mitjançant la lògica borrosa), la presa de decisions i les tècniques de consens entre experts. Una vegada analitzats, es proporcionen resultats originals que relacionen diferents mètodes multicriteri (centrant-nos especialment en TOPSIS) i es mostren noves formulacions i extensions del mètode.

La segona part de la tesi, formada per dos capítols, té per objectiu mostrar la utilitat de les aportacions teòriques. S'apliquen les propostes metodològiques a un cas real, una empresa equatoriana de serveis, especialitzada en la venda d'assegurances de salut i de vehicles, que necessita ampliar la seva plantilla amb un oficial de vendes i assistència telefònica. Es mostra com determinar les competències apropiades per a dur a terme la selecció i s'apliquen i analitzen els mètodes presentats en la part metodològica, de manera que s'arriba de forma raonada a la presa de decisions final.

Paraules clau: Recursos Humans; Selecció de Personal; Presa de decisió Multicriteri; TOPSIS; operadors OWA.

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexibles					

ABSTRACT

We approach Human Resources management, particularly personnel selection, from a quantitative perspective. The aim is to leverage the power of multi-criteria optimization methods to facilitate decision-making in acquisition actions. The first part of the report, consisting of three chapters, contains methodological and theoretical contributions. Results from three different areas of knowledge are incorporated: multi-criteria optimization (from a classic or flexible point of view, using fuzzy logic), decision-making, and consensus techniques among experts. Once analyzed, original results are provided that relate different multi-criteria methods (focusing especially on TOPSIS), and new formulations and extensions of the method are shown. The second part of the thesis, consisting of two chapters, aims to demonstrate the utility of the theoretical contributions. The methodological proposals are applied to a real case, an Ecuadorian service company specialized in the sale of health and vehicle insurance, which needs to expand its staff with a sales officer and telephone assistance. It shows how to determine the appropriate competencies to carry out the selection and the methods presented in the methodological part are applied and analyzed, so that the final decision is reached in a reasoned way.

Key words: Human Resources; Personnel Selection; Multi-Criteria Decision Making; TOPSIS; OWA operators.

INTRODUCCIÓN

Al enfrentarse a la resolución de un problema, un acercamiento racional y sistemático es convertirlo en un problema matemático. Esta formulación espera englobar la esencia del problema con una racionalidad acotada. Esta aproximación, generalmente envuelve varios aspectos o características que deben ser representadas: criterios, factores, propiedades, dimensiones o atributos, que buscan ser representados adecuadamente en el planteamiento del problema (Gil Aluja, 2004). Por ejemplo, el problema de una empresa al tratar de identificar el trabajador adecuado para un puesto puede envolver varios criterios, como la preparación académica, los años de experiencia, las habilidades blandas, el perfil duro, el costo de contratación entre otras muchas opciones de valoración, que se puede tener para evaluar la cualificación de un candidato a un puesto de trabajo (Canós & Liern, 2008).

Tanto en la vida cotidiana como en el ámbito profesional, aparecen multitud de situaciones en las que, después de plantear el problema, debemos elegir entre varias opciones. En su esencia más básica, el proceso de toma de decisiones se reduce a la selección de lo *mejor* entre lo *posible* (Robbins, & Judge, 2017). Sin embargo, precisar qué constituye lo mejor y lo posible puede generar una diversidad de contextos y escenarios de decisión.

Medir y, sobre todo, agregar todos los criterios para una evaluación global puede ser complicado, ya que uno o varios de ellos pueden entrar en conflicto. Pensemos, por ejemplo, en una persona con una alta preparación o mucha experiencia. La experiencia puede resultar beneficiosa, pero este candidato puede resultar más

costoso, económicamente hablando, que uno que está empezando con su carrera laboral. Este tipo de situaciones puede ser representado matemáticamente mediante algún modelo de optimización multicriterio (Hwang & Yoon,1981) y por estas razones, ésta es la vía por la que hemos optado en esta tesis.

I.1. Motivación

Los modelos clásicos de toma de decisiones, como marco inicial de análisis, se caracterizan por tener un objetivo único claramente definido, excepto en la optimización multiobjetivo o la optimización multicriterio, que abarcan tres grandes bloques (Acuña et al., 2020; 2021):

- a) Decisión con Incertidumbre o Riesgo: Este análisis examina la toma de decisiones con resultados aleatorios o inciertos. En este escenario, las consecuencias de una elección no se determinan de antemano, sino que están sujetas al azar, generando un margen de incertidumbre.
- b) Decisión Multicriterio: Aquí, aunque las consecuencias de una decisión están bien definidas, lo que no está claro es qué se considera lo "mejor", dado que existen varios objetivos en conflicto. Este bloque se enfrenta al desafío de elegir entre múltiples metas con prioridades y necesidades distintas.
- c) Teoría de Juegos: En este contexto, las consecuencias de una decisión no dependen solo de la elección propia, sino también de las decisiones de otros jugadores involucrados.

Estos escenarios han generado que la toma de decisiones en cualquier ámbito, ya sea empresarial o académico, constituya uno de los principales focos de estudio desde hace décadas. Para ello, generar herramientas que permitan mejorar la toma de decisiones ha abierto un capítulo entero de la ciencia en el cual se han planteado distintos métodos para poder cuantificar y justificar las decisiones que deben ser tomadas (Robbins, & Judge, 2017; Hwang & Yoon, 1981).

Conscientes de la naturaleza poliédrica de la gestión de Recursos Humanos, en la que una buena parte de las decisiones pueden basarse en criterios difíciles de cuantificar, en este trabajo nos centraremos en la toma de decisiones multicriterio (Basheleishvili, & Bardavelidze, 2018). El hecho de basar la toma de decisiones en métodos de optimización, asumiendo el uso de matemáticas y algoritmos para evaluar diferentes alternativas y determinar cuál es la solución óptima, ya implica una manera de entender la gestión que será la que nosotros tendremos en cuenta (Canós & Liern 2008).

Estos métodos se basan en la definición de objetivos y criterios para la evaluación de las alternativas como maximizar o minimizar un objetivo, y luego se aplican algoritmos para encontrar la solución óptima. Entre los métodos de optimización matemática en los que apoyaremos nuestra investigación están los siguientes:

- Métodos exactos de Programación Lineal: se utiliza para encontrar la solución óptima cuando hay restricciones y objetivo lineales y se busca maximizar o minimizar una función objetivo (Canós & Liern, 2008).
- Métodos de decisión multicriterio: que evalúan las alternativas basadas en un conjunto de criterios y determinan la mejor opción maximizando o minimizando una cantidad finita de valores discretos y midiendo distancias a determinadas soluciones normalmente ficticias (como ocurre, por ejemplo, con el método AHP, Analytic Hierarchy Process, o el método TOPSIS, Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) (Kamble & Parveen, 2018).
- Métodos de simulación: que modelan un sistema o proceso y evalúan las diferentes alternativas para encontrar la mejor solución simulando el juicio de uno o varios expertos (López-García, 2023).

El proceso de toma de decisiones basado en métodos de optimización implica encontrar la mejor solución posible para un problema, dadas las limitaciones y restricciones del sistema. Se puede entender como la mejor solución posible a encontrar un máximo o un mínimo si es que el problema permite llegar a esa solución, o encontrar una solución lo suficientemente adecuada para las personas que se encargan de tomar la decisión que se considere como óptima (Kaufman y Gil Aluja, 1987).

Para lograr esto, es necesario definir claramente los objetivos y criterios que se deben alcanzar para considerar que la solución es óptima. Esto implica tener una comprensión profunda de lo que se espera lograr y de cómo se evaluará el éxito.

Además, es importante tener una comprensión completa de las limitaciones y restricciones del sistema. Esto puede incluir recursos limitados, factores externos que están fuera de nuestro control, o regulaciones y políticas que deben ser seguidas. Al comprender estas limitaciones, podemos ajustar nuestras estrategias y objetivos para encontrar la mejor solución posible dentro del marco disponible.

Una vez que se han definido los objetivos y limitaciones, es importante verificar la validez y fiabilidad de los resultados que se obtienen a través de métodos de optimización. Esto puede implicar la validación de los datos de entrada, la revisión de los supuestos utilizados en el modelo y la realización de análisis de sensibilidad para evaluar cómo los cambios en las entradas afectan los resultados. Solo después de asegurarse de que los resultados sean válidos y confiables, se puede tomar una decisión informada y efectiva basada en los resultados de la optimización.

I.2. Objetivos

Esta tesis forma parte de un proyecto de investigación a medio y largo plazo en el que se pretende dotar de herramientas cuantitativas a los procesos involucrados en el área de Recursos Humanos.

A continuación describimos el objetivo general y los específicos que nos hemos planteado en este documento.

I.2.1. Objetivo general

El objetivo general de esta tesis es analizar y proponer técnicas, basadas en métodos de optimización multicriterio, que permitan la gestión de Recursos Humanos mediante competencias, particularizando al proceso de selección de personal.

I.2.2. Objetivos específicos

Los objetivos específicos planteados son los siguientes:

- Analizar técnicas que abordan la selección de personal basada en competencias en las que se involucran métodos de optimización o agregación.
- 2) Estudiar métodos para determinar las competencias adecuadas en los procesos de selección.
- 3) Estructurar la toma de decisiones en Recursos Humanos, especialmente en la selección de personal, como modelos de optimización multicriterio.
- 4) Estudiar la aplicabilidad de distintos métodos de selección dependiendo de la información disponible. Se trata de proporcionar un sistema de ayuda a la decisión, de modo que el gestor pueda saber cuál es la técnica que mejor se adapta a sus necesidades.
- 5) Comparar los resultados obtenidos con distintos métodos, de manera que se pueda comprobar la complementariedad de varios de ellos.
- 6) Aplicar las aportaciones metodológicas a casos reales.
- 7) Diseñar futuras líneas de investigación, relacionadas con el trabajo desarrollado en esta memoria, que sirvan para aportar ideas en las políticas de adquisición (reclutamiento, selección, contratación) y desarrollo (formación, planes de carrera, promociones).

I.3. Organización del documento

I.3.1. Estructura conceptual

Aunque en la tesis se trata la gestión de Recursos Humanos en general, las aportaciones se centran en la selección de personal. Para que una empresa pueda contar con la plantilla más adecuada a sus necesidades, debe seleccionar entre un grupo de candidatos que, de alguna forma, debe valorar. La primera pregunta que surge es:

Cuestión 1: ¿Conoce las competencias adecuadas para llevar a cabo la selección?

Si la respuesta es afirmativa, se puede valorar a todos los candidatos en todas las competencias, mientras que si la respuesta es negativa, deben determinarse las competencias a partir de algún método que facilite el consenso entre expertos (Método DELPHI) y después se valoran los candidatos en las competencias.

Una vez conocidas todas las valoraciones, se plantea:

Cuestión 2: ¿La empresa dispone de un perfil ideal para el puesto?

Si la respuesta es negativa, se puede aplicar algún método multicriterio (en el que el propio método determina el ideal a partir de los datos) y establecer una ordenación de los candidatos, mientras que si la respuesta es afirmativa, caben dos posibilidades: que el candidato ideal se conozca de forma explícita o que no sea así. En ambos casos podemos llegar a una selección, bien sea con un método multicriterio (Método Canós-Darós) o bien sea con métodos aproximados que simulan la opinión de expertos (OWA y agregación).

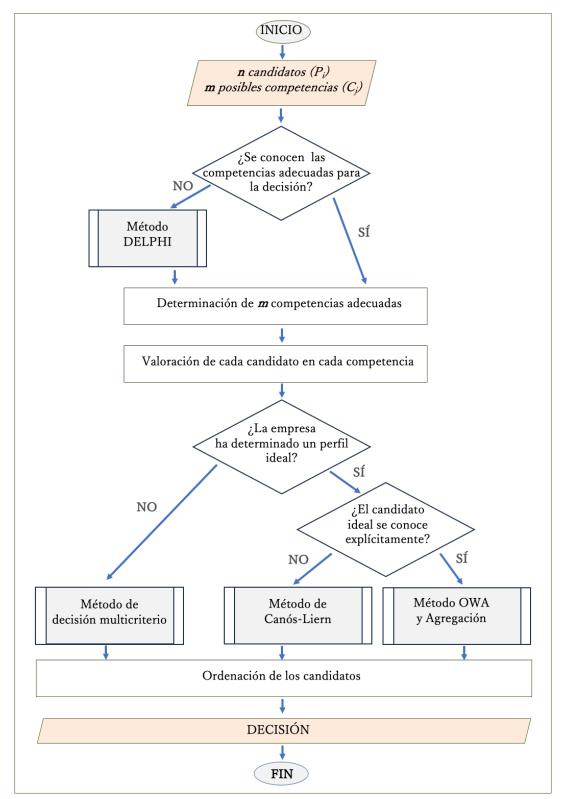


Figura 1. Flujo general de la propuesta.

Fuente: Elaboración propia.

La situación que se plantea con la Cuestión 2 no es solo una elección estructural, sino que alberga formas de seleccionar muy distintas. Básicamente, la diferencia está en que si no hay un perfil ideal, se seleccionará al mejor candidato entre los

que se presentan al puesto de trabajo, pero esta elección no significa que el candidato seleccionado sea suficientemente bueno.

Esta es la situación que se plantea, por ejemplo, en muchos concursos. Si el premio debe concederse obligatoriamente a alguno de los candidatos que se presentan, el ideal surge de los propios candidatos. Si, por el contrario, el premio puede declararse desierto, esto significa que no son los participantes los que determinan el ideal, sino que los organizadores del concurso han fijado (aunque no sea de forma explícita) un perfil ideal y un nivel de exigencia que no están en función de los participantes.

En la práctica, una forma de evitar que se seleccione al *menos malo* de los candidatos es fijar umbrales en las valoraciones de los criterios; es decir, no se admite seleccionar a los candidatos a no tengan valoraciones superiores a determinados valores en cada competencia.

En la Figura 1 se muestra en un diagrama de flujo en el que aparece la estructura conceptual de la memoria.

I.3.2. Estructura formal

Tras la introducción y descripción de los objetivos, la memoria se ha organizado en dos partes. La primera está formada por tres capítulos y contiene las aportaciones metodológicas y teóricas. La segunda parte está formada por dos capítulos y desarrolla las aplicaciones prácticas de la primera parte.

En el primer capítulo, dedicado a la metodología, se introducen los resultados necesarios de tres áreas de diferentes: la optimización multicriterio (desde el punto de vista clásico o flexible, mediante la lógica borrosa), la toma de decisiones y las técnicas de consenso entre expertos.

En el segundo capítulo se aborda la gestión de Recursos Humanos haciendo hincapié en los procesos de reclutamiento y selección y se hace una clasificación de resultados de investigación operativa aplicados a la selección de personal.

El último capítulo metodológico, el Capítulo 3, se dedica a obtener resultados que relacionan diferentes métodos multicriterio, centrándonos especialmente en TOPSIS y se muestran nuevas formulaciones y extensiones del método.

La segunda parte de la tesis tiene por objetivo mostrar la utilidad de las aportaciones teóricas. Se aplican las propuestas metodológicas a un caso real, una empresa ecuatoriana de servicios, especializada en la venta de seguros de salud y de vehículos, que necesita ampliar su plantilla con un oficial de ventas y asistencia telefónica.

En el capítulo 4 se muestra cómo determinar las competencias apropiadas para llevar a cabo la selección. Para esto se hace una extensión del método DELPHI utilizando la lógica borrosa.

En el quinto capítulo se muestra la utilidad de todas las versiones presentadas del método TOPSIS, de manera que se puedan comparar y apreciar cuándo y cómo está más aconsejada cada una de ellas.

Los tres últimos capítulos contienen las *Conclusiones*, relacionándolas con los objetivos presentados en la sección anterior, las *Futuras líneas de investigación*, haciendo una estimación de cuándo y cómo se pretende abordarlas y las *Referencias bibliográficas* utilizadas en todo el trabajo. Para acabar la memoria, se ha elaborado un *Apéndice* que contiene algoritmos y resultados pormenorizados que se han apartado del texto principal para facilitar la lectura.

Capítulo 1

MARCO TEÓRICO Y METODOLOGÍA

En este capítulo se resumen los marcos teórico y metodológico necesarios para el desarrollo de esta tesis. Los resultados que se muestran a continuación responden a necesidades que pueden agruparse en tres grandes bloques: el tratamiento de la incertidumbre, la toma de decisión multicriterio y las técnicas para facilitar el consenso de opiniones entre expertos. Cada uno de estos bloques dará lugar a un apartado del capítulo.

1.1. Tratamiento de la incertidumbre mediante lógica borrosa

Como afirman los profesores Kaufmann y Gil Aluja (1987), azar, aleatoriedad, estocástico y suerte, suelen relacionarse con la teoría de las probabilidades. Por ejemplo, si en una urna se mezclan 8 bolas negras y 4 bolas blancas, la probabilidad de sacar una negra es 8/12 y 4/12 la de sacar una bola blanca. La extracción efectuada es una aleatoriedad, de alguna manera se puede *medir* la suerte de sacar una bola blanca o una negra: basta con conocer *a priori* la proporción de los colores de las bolas.

Supongamos que desconocemos esta proporción y que sólo podemos realizar una extracción. En este caso, ya no se puede 'medir la suerte'. El fenómeno ya no se

debe al azar, sino a la incertidumbre. Si solamente sabemos que en la urna hay 12 bolas, pero sin conocer la proporción de blancas y negras, podemos afirmar que sacaremos o bien una bola blanca o bien una bola negra. Aquí ya no se trata exactamente de azar.

Dicho de otra manera, por azar entendemos la incertidumbre medible con la ayuda del concepto de probabilidad. Sin embargo, sabemos que en la vida cotidiana (incluso en los diccionarios y casi en todos los idiomas) los conceptos azar e incertidumbre son mutuamente confundidos. Si en el lenguaje coloquial esta confusión no tiene generalmente importancia, no ocurre lo mismo en el conocimiento científico en el que no deben identificarse azar e incertidumbre.

En esta memoria, como la mayoría de decisiones dependerán de acciones humanas, recurrir a la probabilidad resulta poco verosímil (Kaufmann y Gil Aluja, 1987; Liern, 2014) y recurrimos a la lógica borrosa de la que, a continuación, abordamos una breve introducción para mostrar los conceptos necesarios en nuestra investigación.

1.1.1. Introducción a la lógica borrosa

A mediados de los años sesenta del siglo pasado, Lotfi A. Zadeh (1921—2017) introduce la Teoría de Conjuntos Borrosos para proporcionar las bases del razonamiento aproximado utilizando premisas imprecisas como instrumento para formular el conocimiento. Esta teoría se encuadra dentro de la Lógica Multivaluada y tiene como idea principal el concepto de conjunto borroso (Fuzzy Set) que, como el pensamiento humano, utiliza 'etiquetas lingüísticas' que permiten que los objetos puedan pertenecer a una clase y a otra de forma suave y flexible (Liern, 2014). En la práctica, se habla de que alguien es "alto" o "bajo" sin que por se deje de tener la información necesaria (Kaufmann y Gil Aluja, 1987).

Siguiendo a Liern (2014), para introducir de lógica borrosa, recurrimos al siguiente ejemplo, extraído de *Pensamiento borroso* de B. Kosko (1995):

"Sostened una manzana en la mano. [...] Dadle un mordisco; masticad este trozo y tragáoslo. [...] El objeto que tenéis en la mano ¿es todavía la manzana? ¿Sí o no? Pegadle otro mordisco. El nuevo objeto ¿es todavía una manzana? [...] La manzana pasa de serlo a no serlo, y a ser nada. Pero ¿cuándo ha pasado la línea que separa el ser manzana de no serlo? Cuando tenéis media manzana en la mano, tenéis tanto una manzana como no la tenéis. La media manzana es una manzana borrosa, gris entre el blanco y el negro. La borrosidad es grisura."

Conceptualmente, la cuestión que plantea Kosko es que disponer de mayor información no quiere decir contar con más hechos. Con más información se describen mejor los hechos, pero no se tienen imágenes más claras sobre ellos. La incertidumbre, la borrosidad, se mantiene en los propios hechos (Gil Aluja, 1999).

En un conjunto clásico (booleano) se asigna el valor 0 ó 1 a cada elemento para indicar la pertenencia o no a dicho conjunto. Esta función, denominada función característica del conjunto, puede generalizarse de forma que los valores asignados a los elementos del conjunto estén en el intervalo [0, 1], y con ello indiquen el grado de pertenencia de los elementos al conjunto en cuestión. Estas funciones se llaman funciones de pertenencia y son las que estructuran los conjuntos borrosos.

Formalmente, dado un conjunto universal de discurso X, y un subconjunto A, el grado de pertenencia de x a A, o el grado de verdad de pertenecer al conjunto, se mide con un número real $\mu_A(x) \in [0,1]$. Para distinguir estos conjuntos de los clásicos, los conjuntos borrosos suelen expresarse mediante una tilde, \tilde{A} .

Definición 1.1. Dado un referencial X, un conjunto (o subconjunto) borroso \tilde{A} de Xes un conjunto de pares ordenados

$$\tilde{A} = \{ (x, \mu_{\tilde{A}}(x)) \colon x \in X \}, \tag{1.1}$$

donde $\mu_A: X \to [0, 1]$ es la función de pertenencia.

Un grado de pertenencia nulo se interpreta como no pertenencia, el 1 como pertenencia en el sentido booleano y los números intermedios reflejan una pertenencia incierta, que será interpretada de diversos modos según cada

aplicación. Así, la manzana entera del ejemplo tendrá un grado de verdad 1 para la afirmación "ser una manzana", mientras que la manzana de la que nos hemos comido parte puede tener grado de verdad 0.4, 0.3, etc. La potencia de esta teoría se debe a que a través de la pertenencia a un conjunto se puede describir gran número de situaciones.

Normalmente resulta muy práctico conocer o poder describir los elementos que proporcionan, como mínimo, un grado de pertenencia α :

Definición 1.2. Un α -corte de un conjunto borroso \tilde{A} es el conjunto

$$S_{\alpha}(\tilde{A}) = \{ x \in X : \mu_{\tilde{A}}(x) \ge \alpha \}. \tag{1.2}$$

Para facilitar la operatividad, en ocasiones se exigen condiciones a los conjuntos borrosos:

Definición 1.3. Un conjunto borroso \tilde{A} de Xes convexo si y sólo si para cada par de puntos x, y de Xse verifica

$$\mu_{\tilde{A}}(\lambda x + (1 - \lambda)y) \ge \min\{\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{A}}(y)\}, \quad \lambda \in [0, 1]. \tag{1.3}$$

De acuerdo con Kaufmann y Gil Aluja (1987), para un conjunto universal X, dados los conjuntos borrosos \tilde{A} , \tilde{B} podemos definir las siguientes operaciones entre números borrosos:

Intersección. La intersección de \tilde{A} y \tilde{B} , $\tilde{A} \cap \tilde{B}$, es el conjunto borroso \tilde{C} cuya función de pertenencia es

$$\mu_{\tilde{C}}(x) = \min\{\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)\}. \tag{1.4}$$

Unión. La intersección de \tilde{A} y \tilde{B} , $\tilde{A} \cup \tilde{B}$, es el conjunto borroso \tilde{C} cuya función de pertenencia es

$$\mu_{\tilde{C}}(x) = \max\{\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)\}. \tag{1.5}$$

Complemento de un conjunto borroso de \tilde{A} es el conjunto \tilde{A}^{C} cuya función de pertenencia es

$$\mu_{\tilde{A}^C}(x) = 1 - \mu_{\tilde{A}}(x), \ \forall x \in X. \tag{1.6}$$

Inclusión. Se dice que \tilde{A} está contenido en \tilde{B} si

$$\mu_{\tilde{A}}(x) \le \mu_{\tilde{B}}(x), \forall x \in X.$$
 (1.7)

Igualdad. Se dice que \tilde{A} es igual a \tilde{B} si

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \mu_{\tilde{B}}(x) \ \forall x \in X. \tag{1.8}$$

Suma. La suma de \tilde{A} , \tilde{B} , se define como el conjunto borroso $\tilde{C} = \tilde{A} + \tilde{B}$ con función de pertenencia

$$\mu_{\tilde{A}+\tilde{B}}(x) = \mu_{\tilde{A}}(x) + \mu_{\tilde{B}}(x) - \mu_{\tilde{A}}(x)\mu_{\tilde{B}}(x), \ \forall x \in X.$$
 (1.9)

Resta. La resta $\tilde{A} - \tilde{B}$ se define como el conjunto borroso \tilde{C} con función de pertenencia

$$\mu_{\tilde{A}-\tilde{B}}(x) = \min \{ \mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}c(x) \}, \ \forall x \in X.$$
 (1.10)

Producto. El producto $\tilde{A} \cdot \tilde{B}$ se define como el conjunto borroso \tilde{C} con función de pertenencia

$$\mu_{\tilde{A}\cdot\tilde{B}}(x) = \mu_{\tilde{A}}(x)\mu_{\tilde{B}}(x), \ \forall x \in X. \tag{1.11}$$

1.1.2 Números borrosos

Una vez establecidas las operaciones básicas, necesitamos introducir una idea más de la lógica borrosa: los números borrosos.

Definición 1.4. Un número borroso \tilde{A} es un conjunto borroso convexo, normal y cuya función de pertenencia es continua a trozos

Se exige que sea convexo para que cualquier cambio en la posición de un valor x afecte al grado de pertenencia. La normalidad implica la existencia de un valor x^* para el cual la función de pertenencia es igual a 1, representando así una cantidad borrosa cercana a un número específico.

Un número borroso diremos que es positivo $(\tilde{A}>0)$, si todas las pertenencias son cero para valores negativos de x. En contraposición, un número es negativo $(\tilde{A}<0)$ cuando todas las pertenencias son cero para valores positivos de x.

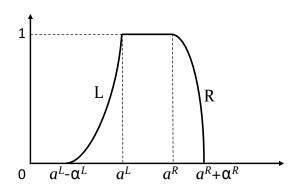


Figura 2. Número LR borroso. *Fuente*: Elaboración propia.

Definición 1.5 (Dubois y Prade, 1978). Un número borroso \tilde{A} se dice que es del tipo LR y se denota $\tilde{A} = (a^L, a^R; \alpha^L, \alpha^R)_{LR}$ si su función de pertenencia es de la forma

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} L\left(\frac{a^L - x}{\alpha^L}\right) & x < a^L \\ 1 & a^L \le x \le a^R \\ R\left(\frac{x - a^R}{\alpha^R}\right) & x > a^R \end{cases}$$
(1.12)

donde L y R son funciones de referencia, es decir $L, R: [0, +\infty[\to [0, 1]]$ son estrictamente decrecientes en $sop \tilde{A} = \{x : \mu_{\tilde{A}}(x) > 0\}$ y semicontinuas superiormente tal que L(0)=R(0)=1 (ver Figura 2).

En algunos casos particulares de números LR-borrosos, la notación se simplifica bastante. Cuando las funciones L y R son lineales, el número se denomina *trapezoidal*. Si además $a^L = a^R$ (sólo hay un punto en el que la pertenencia vale 1) el número se denomina *triangular*.

• Los números borrosos triangulares se suelen describir con tres valores (a,b,c), y su función de pertenencia $\mu_{\tilde{A}}(x)$ es de la siguiente forma:

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \le x \le b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b < x \le c \\ 0, & x > c \end{cases}$$
 (1.13)

 Un número difuso trapezoidal incluye un grado de pertenencia completa en su punto más alto, lo que implica tener cuatro valores clave. Se representa por cuatro puntos (a, b, c, d), y su función de pertenencia μ_Ã(x) se define de la siguiente manera:

$$\mu_{A}(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \le x < b \\ 1, & b \le x \le c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c < x \le d \\ 0, & x > d \end{cases}$$
 (1.14)

Según Kaufmann y Gil Aluja (1987), los números LR-borrosos se pueden representar de dos formas: utilizando la función de pertenencia $\mu(x)$ o asignando intervalos de confianza para cada nivel $\alpha \in [0,1]$ como

$$A_{\alpha} = [a_1(\alpha), a_2(\alpha)]. \tag{1.15}$$

Las operaciones con números LR-borrosos son más operativas que las de conjuntos borrosos en general. Dados dos números LR-borrosos $\tilde{X}_1 = \left(x_1^{L_1}, x_1^{R_1}; \alpha_1^{L_1}, \alpha_1^{R_1}\right)_{L_1,R_1}$, $\tilde{X}_2 = \left(x_2^{L_2}, x_2^{R_2}; \alpha_2^{L_2}, \alpha_2^{R_2}\right)_{L_2,R_2}$ se tiene las siguientes operaciones:

Suma:
$$\tilde{X}_1 + \tilde{X}_2 = \left(x_1^{L_1} + x_2^{L_2}, x_1^{R_1} + x_2^{R_2}; \alpha_1^{L_1} + \alpha_2^{L_2}, \alpha_1^{R_1} + \alpha_2^{R_2}\right)_{L_1 + L_2, R_1 + R_2}$$
Producto escalar: $\lambda \tilde{X}_1 = \left(\lambda x_1^{L_1}, \lambda x_1^{R_1}; \lambda \alpha_1^{L_1}, \lambda \alpha_1^{R_1}\right)_{L_1, R_1}$
Producto: $\tilde{X}_1 \tilde{X}_2 = \left(x_1^{L_1} x_2^{L_2}, x_1^{R_1} x_2^{R_2}; \alpha_1^{L_1} \alpha_2^{L_2}, \alpha_1^{R_1} \alpha_2^{R_2}\right)_{L_1 L_2, R_1 R_2}$
Inversión: $\frac{1}{\tilde{X}_1} = \left(1/x_1^{L_1}, 1/x_1^{R_1}; 1/\alpha_1^{R_1}, 1/\alpha_1^{L_1}\right)_{R_1, L_1}$
División: $\frac{\tilde{X}_1}{\tilde{X}_2} = \tilde{X}_1 \frac{1}{\tilde{X}_2}$

Con las operaciones definidas anteriormente, se puede comprobar (Canós Darós, 2005) que para un conjunto de números LR- borrosos $\tilde{a}_j = (a_{Lj}, a_{Rj}; \alpha_{Lj}, \alpha_{Rj})_{L,R}$, j = 1, ..., n, junto con escalares $x_j \ge 0$, se puede expresar la combinación lineal como:

$$\sum_{j=1}^{n} \tilde{a}_{j} x_{j} = \left(\sum_{j=1}^{n} a_{Lj} x_{j}, \sum_{j=1}^{n} a_{Rj} x_{j}; \sum_{j=1}^{n} \alpha_{Lj} x_{j}, \sum_{j=1}^{n} \alpha_{Rj} x_{j} \right), \tag{1.17}$$

y esto permite evaluar fácilmente una combinación ponderada de números LR-borrosos, donde L y R representan las funciones referenciales comunes a todos los números borrosos del conjunto.

1.1.3. Ordenación de números borrosos

Para poder tomar decisiones es necesario realizar una ordenación de las alternativas que permita determinar qué elemento es "mejor que" o "peor que" los demás. Cuando los conceptos e indicadores que se manejan son cuantitativos, esta tarea resulta bastante natural. Sin embargo, puesto que cada vez la realidad es más compleja, es necesario hacer comparaciones no cuantitativas. A pesar de que los datos cualitativos son menos precisos que los datos numéricos, en muchas ocasiones, estos términos pueden ofrecer información valiosa y relevante para el razonamiento humano.

Para dos números borrosos \tilde{A} y \tilde{B} , $\tilde{A} \vee \tilde{B}$ representa un número borroso con una función de pertenencia llamada operador máximo borroso. Esta función se define como:

$$(\mu_{\tilde{A}} \vee \mu_{\tilde{B}})(z) = \sup_{z=x \vee y} \{\mu_{\tilde{A}}(x) \wedge \mu_{\tilde{B}}(x)\}$$
 (1.18)

A partir de este operador, Dubois y Prade (2004) definen una relación de orden para dos números borrosos \tilde{A} y \tilde{B} .

Definición 1.6. (Dubois y Prade, 2004). Dados dos números borrosos \tilde{A} y \tilde{B} , decimos que $\tilde{A} \geq \tilde{B}$ si, para todos los niveles de confianza h entre 0 y 1, se cumple que:

$$\begin{cases}
\inf\{x: \mu_{\tilde{A}}(x) \ge h\} \ge \inf\{y: \mu_{\tilde{B}}(x) \ge h\} \\
\sup\{x: \mu_{\tilde{A}}(x) \ge h\} \ge \sup\{y: \mu_{\tilde{B}}(x) \ge h\}
\end{cases}$$
(1.19)

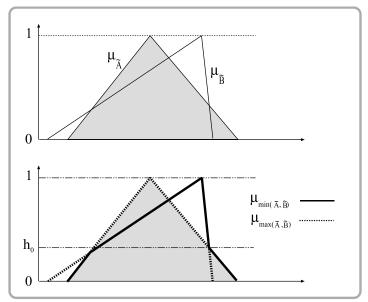


Figura 3. Ordenación parcial de números borrosos.

Fuente: Canós Darós (2005).

A pesar de que la Definición 1.6 es muy intuitiva, esta relación de orden puede generar indecisiones, como señalan Dubois et al. (2000). Para evitar esta dificultad, consideramos una ordenación parcial.

Definición 1.7 (Tanaka et al. (1984). Dados dos números borrosos \tilde{A} y \tilde{B} , un número real h_0 dentro del intervalo [0,1], podemos establecer que $\tilde{A} \ge^{h_0} \tilde{B}$ si y sólo si $\forall k \in [h_0, 1]$ se verifica

$$\begin{cases}
\inf\{x: \mu_{\tilde{A}}(x) \ge k\} \ge \inf\{y: \mu_{\tilde{B}}(x) \ge k\} \\
\sup\{x: \mu_{\tilde{A}}(x) \ge k\} \ge \sup\{y: \mu_{\tilde{B}}(x) \ge k\}
\end{cases}$$
(1.20)

En la Figura 3 puede verse que a partir de h_0 el número \tilde{B} es mayor que \tilde{A} . Sin embargo, esta condición no se verifica globalmente.

1.2. Toma de decisiones multicriterio

La toma de decisiones con criterios múltiples (MCDM) es la parte de la investigación operativa que evalúa explícitamente varios criterios en conflicto para tomar decisiones. En los problemas reales son muy frecuentes los criterios contradictorios, por ejemplo, calidad/coste, riesgo/rentabilidad, etc.

Existen diversos métodos de decisión multicriterio que han evolucionado a lo largo del tiempo, cada uno con enfoques y fundamentos distintos que permiten abordar problemas de elección entre múltiples alternativas. Estos métodos han sido ampliamente desarrollados y aplicados en distintos campos de estudio y gestión, desempeñando un papel crucial en la toma de decisiones complejas y estratégicas. A continuación mostramos algunos de los enfoques más destacados, ordenados cronológicamente según su creación.

- 1. ELECTRE (ELimination Et Choix Traduisant la RÉalité) Elección y Eliminación que Traducen la Realidad: Creado por Roy en 1968, este método emplea funciones de concordancia y discordancia para comparar las opciones y encontrar una solución que satisfaga óptimamente los criterios establecidos (Roy, 1991).
- 2. AHP (Analytic Hierarchy Process) Proceso Analítico Jerárquico: Desarrollado por Saaty en los años 70, el AHP se apoya en una estructura jerárquica que descompone un problema en subproblemas más manejables. Permite comparar y ponderar criterios en diferentes niveles de importancia, facilitando la toma de decisiones complejas y estratégicas (Saaty, 1970).
- 3. TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) Técnica para Orden de Preferencia por Similitud a la Solución Ideal: Introducida por Hwang y Yoon en 1981, esta técnica se basa en una matriz de decisiones para comparar las opciones disponibles. Evalúa la distancia relativa entre cada alternativa y una solución ideal, así como la solución anti-ideal, para determinar la opción que mejor se aproxime a la ideal y más se aleje de la anti-ideal (Hwang, & Yoon, 1981).
- 4. PROMETHEE (Preference Ranking Organization METHod for Enrichment Evaluations) Método de Organización de Clasificación de Preferencias para Evaluaciones de Enriquecimiento: Desarrollado por Brans y Vincke en 1985, el PROMETHEE utiliza una función de

- preferencia para comparar alternativas y determinar una solución óptima que maximice los criterios definidos (Barns & Vincke, 1985).
- 5. MACBETH (Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique) Medición de Atractivo mediante una Técnica de Evaluación Basada en Categorías: Desarrollado por Bana, Costa y Vansnick en 1994, este método emplea una matriz de decisión y una función de utilidad para comparar opciones y encontrar una solución que maximice los criterios establecidos (Bana et al., 1999.)
- 6. VIKOR (VlseKriterijumska Optimizacija kompromisno Resenje) Optimización Multicriterio para Elegir la Mejor Solución Comprometida: Desarrollado por Opricovic en 1998, VIKOR se enfoca en encontrar una solución que equilibre la mejor opción con el menor compromiso, considerando tanto la distancia a la mejor solución como la simetría de las alternativas frente a la ideal (Opricovic, 1998).
- 7. MOORA (Multi-Objective Optimization by Ratio Analysis) Optimización Multicriterio mediante Análisis de Razones: Creado por Karel, Brauers y Zavadskas en 2006, MOORA utiliza una matriz de decisión y una función de peso para comparar opciones y encontrar una solución que se acerque a la ideal y se aleje de la anti-ideal (Karel et al., 2006).

Estos métodos ofrecen herramientas valiosas para la toma de decisiones en contextos donde múltiples criterios deben ser considerados. Cada uno de ellos presenta ventajas y limitaciones que deben ser evaluadas y seleccionadas según las necesidades y características específicas del problema a resolver.

1.2.1. Métodos multicriterio de decisión

Para entender la aplicación de los estos métodos de optimización y cuál es el mejor escenario para su aplicación se presentará a continuación un resumen de las líneas generales de cada método.

Para no extender de manera excesiva este apartado, los algoritmos paso a paso de estos métodos se exponen en el Apéndice A1.

- ELECTRE: es una herramienta robusta de toma de decisiones multicriterio desarrollada por Bernard Roy y sus colaboradores en el Laboratorio LAMSADE de la Universidad de París IX (Dauphine) desde 1968. Este enfoque se emplea para evaluar y comparar diversas alternativas, fundamentándose en múltiples criterios, lo que facilita la adopción de decisiones más informadas y equilibradas, el paso a paso de su aplicación es el siguiente:
 - Identificación de criterios y alternativas: Se definen y enumeran los criterios relevantes para la toma de decisión, así como las diferentes alternativas u opciones disponibles.
 - O Ponderación de criterios: Se asignan pesos o importancias relativas a cada uno de los criterios, reflejando su relevancia en la toma de decisión.
 - O Construcción de la matriz de concordancia y discordancia: Se crea una matriz que evalúa la concordancia y la discordancia entre las alternativas en función de los criterios.
 - Establecimiento de los perfiles preferenciales: Se determinan perfiles preferenciales para establecer umbrales de concordancia y discordancia que ayuden a clasificar las alternativas.
 - Cálculo del conjunto de candidatos preferidos: Utilizando los perfiles preferenciales y los umbrales establecidos, se identifican las alternativas que cumplen con los criterios establecidos y superan los niveles de concordancia y discordancia.
 - O Análisis de sensibilidad y robustez: Se realiza un análisis para verificar la consistencia y robustez del resultado obtenido frente a posibles cambios en los umbrales y ponderaciones utilizados.

- O Interpretación y toma de decisión: Se interpreta la información proporcionada por el método y se procede a tomar la decisión considerando los resultados obtenidos.
- AHP: este método utiliza una estructura jerárquica para descomponer un problema en subproblemas más manejables.
 - definen y seleccionan los criterios que serán utilizados para evaluar las distintas alternativas disponibles. Estos criterios deben ser relevantes, representativos y abarcar todas las dimensiones importantes del problema. Además, se enumeran las diferentes alternativas u opciones que se considerarán para la toma de decisiones.
 - Comparar criterios y alternativas: En esta fase, se procede a comparar los criterios entre sí y luego las alternativas respecto a cada criterio. Se utiliza una escala de comparación para asignar pesos relativos a los criterios y a las alternativas. Por ejemplo, se pueden emplear valores numéricos o una escala verbal para expresar la importancia relativa de un criterio frente a otro o de una alternativa frente a otra en relación con un criterio específico. Esto se realiza mediante una matriz de comparación por pares, donde se puntúa la importancia relativa de cada criterio y alternativa frente a los demás.
 - Calcular vectores de prioridad: Una vez obtenidas las comparaciones por pares, se normalizan las matrices de comparación para cada conjunto de criterios y alternativas. Esto se hace para asegurarse de que las comparaciones sean coherentes y se pueden sumar. Luego, se calcula el promedio de cada fila para obtener los vectores de prioridad de criterios y alternativas. Estos vectores representan la ponderación relativa de cada criterio y alternativa en relación con los demás elementos evaluados.

- Combina las prioridades: Aquí se multiplican los vectores de prioridad de las alternativas por el vector de prioridad de los criterios. Esto se hace para obtener los puntajes globales de cada alternativa en función de la ponderación de los criterios establecida en pasos anteriores. De esta manera, se obtienen puntajes ponderados que reflejan la idoneidad de cada alternativa considerando la importancia relativa de los criterios.
- o Toma de decisión final: Finalmente, se selecciona la alternativa que obtuvo el puntaje agregado más alto como la mejor opción para resolver el problema y cumplir con el objetivo establecido. Esta alternativa es considerada la más adecuada según la ponderación y preferencias definidas en el proceso
- TOPSIS: proporciona un enfoque sistemático para la toma de decisiones multicriterio, destacando la selección de la mejor alternativa entre un conjunto dado. A continuación, se detalla cada paso del proceso:
 - Construir la matriz de decisión: En este paso, se recopilan y organizan los datos relacionados con los criterios de evaluación para cada alternativa en una matriz. Cada fila representa una alternativa, y las columnas contienen los valores correspondientes a cada criterio.
 - Normalizar la matriz de decisión: La normalización es crucial para estandarizar los valores de la matriz, permitiendo la comparación entre diferentes escalas de medida. Generalmente, se divide cada valor en la matriz por la norma euclidiana de su respectiva columna.
 - O Ponderar la matriz normalizada: Cada criterio puede tener una importancia relativa diferente en el proceso de toma de decisiones. Se multiplica cada columna de la matriz normalizada por el vector de pesos, asignando así la ponderación adecuada a cada criterio.
 - Determinar la solución ideal y anti-ideal: Se identifican las soluciones teóricas que representan la máxima ventaja y desventaja para cada

criterio. La solución ideal positiva tiene los mejores valores para los criterios de beneficio, mientras que la solución ideal negativa presenta los mejores valores para los criterios de costo.

- Calcular las distancias a la solución ideal y anti-ideal: Se mide la distancia euclidiana de cada alternativa tanto a la solución ideal como a la anti-ideal. Estas distancias cuantifican cuán cercana o lejana está cada alternativa de los extremos ideales en el espacio multidimensional.
- Calcular la cercanía relativa: Para evaluar la proximidad de cada alternativa a la solución ideal, se calcula un índice de cercanía relativa. Este índice se obtiene dividiendo la distancia a la solución anti-ideal entre la suma de las distancias a la solución ideal y anti-ideal.
- Ordenar las alternativas: Las alternativas se clasifican en orden descendente según sus índices de cercanía relativa. La mejor alternativa será aquella con el índice más alto, indicando mayor proximidad a la solución ideal en relación con la anti-ideal.
- Seleccionar la mejor alternativa: La alternativa con el índice de cercanía relativa más alto se elige la mejor opción en el contexto de los criterios evaluados y las preferencias establecidas. Este enfoque proporciona una metodología cuantitativa para la toma de decisiones basada en la proximidad relativa a soluciones ideales y anti-ideales.
- PROMETHEE: este método utiliza una función de preferencia para comparar las opciones y encontrar una solución que maximice los criterios de manera óptima.
 - O Definir las funciones de preferencia: Establecer funciones que expresen la preferencia entre dos alternativas según la diferencia en sus evaluaciones para cada criterio.

- Calcular las matrices de preferencia: Generar matrices que contengan los valores de las funciones de preferencia para cada par de alternativas en relación con cada criterio.
- Calcular la matriz agregada de preferencia: Ponderar los valores de las funciones de preferencia para cada par de alternativas mediante los pesos asignados a los criterios. Esto resulta en una matriz que representa la preferencia global entre las alternativas.
- Calcular los flujos de preferencia: Evaluar los flujos que miden el equilibrio entre las ventajas y desventajas de cada alternativa frente a las demás, reflejando la contribución neta de cada opción.
- Ordenar las alternativas: Clasificar las alternativas según sus flujos de preferencia, priorizando aquellas con flujos más altos, lo que indica mayor preferencia.

0

- MACBETH: este método utiliza una matriz de decisión y una función de utilidad para comparar las opciones y encontrar una solución que maximice los criterios de manera óptima.
 - O Definición del problema y criterios: Este método inicia con la definición clara del problema de decisión, identificando las alternativas disponibles y los criterios relevantes para la evaluación de esas alternativas.
 - Comparación por pares de alternativas: Para cada criterio, se comparan las alternativas dos a dos, utilizando una escala semántica de siete niveles que reflejan la preferencia o la intensidad de juicio entre las opciones.
 - Construcción de la matriz de juicios para cada criterio: Se crea una matriz de juicios que refleje las etiquetas asignadas a cada par de alternativas para cada criterio. Esta matriz representa la percepción subjetiva de preferencia entre las alternativas.

- O Verificación de la consistencia de los juicios: Se verifica la coherencia de los juicios establecidos en la matriz para cada criterio. Se aplica una regla simple para asegurar que si A es preferido a B con cierta intensidad y B es preferido a C con la misma intensidad, entonces A debe ser preferido a C con igual intensidad. Cualquier inconsistencia o contradicción se corrige para mantener la coherencia de las evaluaciones.
- Cálculo de valores numéricos para cada criterio y alternativa: Se asignan valores numéricos a cada etiqueta de la escala semántica. Luego, se calculan los valores numéricos para cada alternativa en función de cada criterio, utilizando funciones matemáticas que minimizan el error cuadrático entre los juicios y los valores asignados.
- Comparación por pares de criterios: Similar al paso 2, se comparan los criterios dos a dos utilizando la misma escala semántica de siete niveles para evaluar su importancia relativa.
- Construcción de la matriz de juicios para los criterios: Se crea una matriz que refleje las etiquetas asignadas a cada par de criterios en función de su importancia relativa.
- O Verificación de la consistencia de los juicios para los criterios: Se aplica la misma regla simple de consistencia utilizada en el paso 4 para asegurar la coherencia de las evaluaciones entre criterios.
- Cálculo de pesos numéricos para los criterios: Utilizando la misma fórmula matemática aplicada anteriormente, se calculan los pesos numéricos para cada criterio, basados en los juicios de importancia relativa entre criterios.
- Cálculo de valores globales para cada alternativa: Multiplicando el valor numérico de cada alternativa para cada criterio por el peso numérico del criterio y sumando los resultados, se obtienen los valores globales que representan la atracción de cada alternativa.

- Ordenación de las alternativas: Las alternativas se ordenan según sus valores globales, priorizando aquellas con los valores más altos.
- o Análisis de sensibilidad de los resultados: Se realiza un análisis para observar cómo varían los valores globales de las alternativas al modificar los pesos de los criterios, manteniendo constante la suma de los pesos de los otros criterios. Este análisis permite identificar las zonas de indiferencia entre las alternativas.
- Selección de la mejor alternativa o conjunto de alternativas: Considerando los valores globales, el orden de preferencia y los análisis de sensibilidad, se elige la mejor alternativa o un conjunto de alternativas viables que se ajusten a las necesidades y preferencias del problema de decisión planteado.
- VIKOR: es una técnica que evalúa múltiples criterios para la toma de decisiones. Se destaca por su capacidad para clasificar y seleccionar alternativas equilibradas en contextos complejos. Este método ofrece un enfoque efectivo para decisiones donde se deben considerar diversos aspectos para lograr un equilibrio entre múltiples criterios y factores.
 - O Definir criterios y alternativas: Se identifican y definen los criterios significativos para la toma de decisiones, además de enumerar las diferentes alternativas disponibles para la evaluación.
 - Normalizar la matriz de decisión: Los valores de los criterios y las alternativas se normalizan para homogeneizar su escala de evaluación. Esto permite comparar objetivamente las distintas métricas, ya que pueden tener escalas de medición diferentes.
 - O Calcular el valor de "S": Para cada alternativa, se calcula el valor de "S" que mide la distancia de cada alternativa a la mejor y peor solución para cada criterio. Este proceso evalúa cómo cada alternativa se desvía de la mejor y peor situación posible.

- Calcular el valor de "R": Se determina el valor de "R" para cada alternativa, que representa el nivel de resistencia relativa de cada alternativa a la solución ideal. Evalúa la desviación de cada alternativa respecto a la mejor solución.
- Calcular el índice de "Q": Usando los valores de "S" y "R", se calcula el índice de "Q", que integra la ventaja relativa y la resistencia relativa de cada alternativa. Este índice ayuda a encontrar un equilibrio entre las ventajas y desventajas de las alternativas.
- Clasificar las alternativas: Las alternativas se ordenan de acuerdo con el índice de "Q" calculado. Aquella con el índice más alto se considera la mejor alternativa. Este paso es fundamental para tomar la decisión final.
- MOORA: este método utiliza una matriz de decisión y una función de peso para comparar las opciones y encontrar una solución que esté más cerca de la solución ideal y más lejos de la solución anti-ideal.
 - O Definición del problema y establecimiento de criterios: Identifica claramente el problema en cuestión, definiendo las alternativas disponibles y los criterios que se utilizarán para evaluarlas. Estos criterios deben ser relevantes y representativos de las características fundamentales que se desean analizar en las opciones.
 - O Normalización de la matriz de decisión: Este paso implica convertir los datos brutos de la matriz de decisión a una escala común y comparativa. La normalización se lleva a cabo mediante diversas técnicas para asegurar que todas las medidas sean comparables y no estén sesgadas por su escala original.
 - Asignación de pesos a los criterios: Determina la importancia relativa de cada criterio en la toma de decisiones. Establecer estos pesos implica considerar la contribución y relevancia de cada criterio para la situación

específica, a menudo a través de la retroalimentación de expertos o utilizando métodos estadísticos.

- Cálculo de puntuaciones ponderadas: Para cada alternativa, multiplica los valores normalizados por los pesos correspondientes a cada criterio. Esto resulta en puntuaciones ponderadas que reflejan la contribución relativa de cada criterio a cada alternativa.
- O Determinación de la puntuación global: Agrega las puntuaciones ponderadas para cada alternativa, creando así una puntuación global que refleja la evaluación general de esa alternativa en relación con todos los criterios considerados.
- o Clasificación y selección de la mejor alternativa: Ordena las alternativas según sus puntuaciones globales, colocando en la posición superior a la alternativa con la puntuación más alta. Esta clasificación proporciona una guía para seleccionar la mejor alternativa o conjunto de alternativas, basándose en la evaluación multicriterio realizada.

1.2.2. Comparación de métodos multicriterio

Como se ha comentado, todos los métodos descritos anteriormente nos permiten ordenar las alternativas siguiendo el algoritmo planteado en cada método, podemos entonces plantear un análisis en el cual se obtengan las semejanzas y diferencias del uso de cada uno de estos métodos.

Los métodos ELECTRE, AHP, TOPSIS, PROMETHEE, MACBETH, VIKOR y MOORA comparten similitudes tanto conceptuales como metodológicas:

El Enfoque Multicriterio: Todos los métodos permiten la evaluación simultánea de múltiples criterios, esta característica nos permite valorar varios aspectos de los individuos que forman parte de las alternativas siendo crucial para tomar decisiones más informadas y equilibradas en situaciones complejas.

Comparación de Alternativas: Cada método fue creado para encontrar un ranking de alternativas. Esto se logra a través del algoritmo que provee cada método como un mecanismo para comparar y clasificar alternativas, ayudando a identificar la opción más preferible según los criterios definidos.

Ponderación de Criterios: Todos los métodos incorporan en su algoritmo de evaluación un componente esencial, la ponderación de los criterios evaluados. Todos los métodos presentados emplean alguna forma de ponderación para reflejar la importancia relativa de cada criterio que apoya y robustece el proceso de toma de decisiones.

Aplicabilidad en Diversos Campos: Dada la sencillez de su aplicación todos estos métodos son aplicables en diversas disciplinas, demostrando flexibilidad y utilidad en diferentes contextos y apalancando la toma de decisiones de forma informada.

Soporte para Decisiones Racionales: Todos estos métodos se enmarcan en un proceso estructurado que ayuda a los tomadores de decisiones a llegar a conclusiones racionales y justificables, minimizando la subjetividad y mejorando la coherencia de las decisiones.

Además de estas similitudes generales, existen pasos específicos que son similares entre dos o más métodos que no son comunes entre todos, por ejemplo:

En los métodos AHP y MACBETH se utilizan juicios subjetivos en la evaluación de criterios y alternativas, aunque AHP emplea una escala numérica mientras que MACBETH emplea una escala semántica.

Tanto TOPSIS como PROMETHEE son métodos compensatorios y consideran en su evaluación las mejores y las peores soluciones. En cambio, ELECTRE y PROMETHEE se basan en relaciones de preferencia para comparar alternativas, aunque ELECTRE se enfoca en eliminar alternativas inferiores y PROMETHEE realiza una clasificación completa de las alternativas. Finalmente, MOORA

maneja directamente la incertidumbre mediante una relación de orden para optimización.

Adicionalmente a estos puntos algo que es primordial para la ejecución de estos métodos es la normalización de valores y la aplicación de un vector de pesos para evaluar las alternativas. Estos son aspectos cruciales en los métodos de toma de decisiones multicriterio. La normalización permite transformar diferentes escalas o magnitudes de los criterios evaluados en una escala estándar, lo que permite agregar estos valores o realizar una comparación directa entre ellos.

Esto es vital cuando los criterios varían en magnitud, unidades o dirección (beneficio o costo). Por ejemplo, en TOPSIS, la normalización a menudo se logra dividiendo cada elemento por la norma euclidiana de su columna correspondiente en la matriz de decisión.

De la misma manera el uso de un vector de pesos permite refleja la importancia relativa de cada criterio evaluado desde la perspectiva del tomador de decisiones. La asignación de estos pesos puede basarse en juicios subjetivos, como en AHP y MACBETH, o en técnicas objetivas como el análisis de entropía, es más la asignación de los pesos podría prestarse para desarrollar toda una discusión sobre el tema. Los pesos son esenciales en la fase de agregación de los métodos, donde se combinan evaluaciones normalizadas de cada alternativa bajo todos los criterios para obtener una puntuación global y así poder ordenar las alternativas y obtener un ranking.

Incluir estos campos específicos ofrece una visión completa de cómo cada método maneja la información y las preferencias para llegar a una decisión final. Cada método aborda estos aspectos de manera diferente, influyendo significativamente en los resultados y la selección de la alternativa más adecuada. Por ejemplo, mientras que en TOPSIS y MOORA la normalización y la ponderación son pasos explícitos y cruciales, en ELECTRE y PROMETHEE, establecer relaciones y funciones de preferencia puede implicar un enfoque diferente en el manejo de estos elementos.

Para facilitar la comparación, y sobre todo para hacerla más operativa, a continuación se presenta una tabla resumen de los métodos de analizados que contine la normalización, los pesos y la forma de organizar las alternativas (Tabla 1).

En la Tabla 2, además de describir muy brevemente los métodos, se muestran las ventajas y desventajas principales de éstos.

Por último, en la Tabla 3 se muestra una tabla de doble entrada en la que se comparan las características de los métodos dos a dos.

Tabla 1. Características de algunos métodos de decisión multicriterio I.

Método	Normalización	Vector de pesos	Comparación de alternativas
ELECTRE	Se utilizan umbrales para normalizar y diferenciar entre las preferencias significativas.	Los pesos pueden ser asignados, pero el enfoque está en las relaciones de preferencia entre alternativas.	Se construyen conjuntos de alternativas aceptables mediante la eliminación de opciones inferiores.
AHP	Se emplea una escala de prioridades derivada de comparaciones par a par para normalizar las preferencias.	Se determinan los pesos a través del juicio de expertos o el consenso del grupo.	Se estructura el problema en una jerarquía y se comparan las alternativas en cada nivel.
TOPSIS	Se normalizan los valores para llevarlos a una escala común, a menudo con la norma euclidiana.	Se utiliza un vector de pesos para reflejar la importancia relativa de cada criterio.	Se comparan las alternativas basándose en la cercanía a la solución ideal y lejanía a la anti- ideal.
PROMETHEE	Se aplican funciones de preferencia para normalizar las diferencias entre alternativas.	Se asignan pesos a los criterios para indicar su importancia en la decisión.	Se comparan las alternativas utilizando funciones de preferencia para cada criterio.
MACBETH	Se construyen escalas de atractivo cualitativas para normalizar las preferencias.	Se utilizan juicios cualitativos para determinar la diferencia de atractivo entre alternativas.	Se comparan las alternativas basándose en la construcción de escalas de atractivo.

Se comparan las alternativas sapara basándose en la maximización del grupo de criterios de manera conjunta.
Se utiliza un vector de pesos para reflejar la importancia relativa de cada criterio.
Se normalizan los valores para llevarlos a una escala común.
VIKOR

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 2. Características de algunos métodos de decisión multicriterio II.

Método	Descripción	Compensación	Ventajas	Desventajas
ELECTRE	Utiliza umbrales para normalizar y diferenciar entre las preferencias significativas. Construye conjuntos de alternativas aceptables mediante la eliminación de opciones inferiores.	No	Maneja bien la incertidumbre y la información incompleta.	Puede ser complejo de implementar y entender.
AHP	Emplea una escala de prioridades derivada de comparaciones par a par para normalizar las preferencias. Estructura el problema en una jerarquía y compara las alternativas en cada nivel.	Sí	Fácil de entender y aplicar.	Puede ser subjetivo y sensible a la coherencia de las comparaciones.
TOPSIS	Normaliza los valores para llevarlos a una escala común. Utiliza un vector de pesos para reflejar la importancia relativa de cada criterio. Compara	Sí	Intuitivo y fácil de implementar.	Puede ser sensible a la normalización y ponderación.

requiere la participación activa de los tomadores Puede ser sensible a la Puede ser subjetivo en Puede ser subjetivo y ponderación de los la elección de las de decisiones. diferentes tipos de funciones de preferencia. criterios. Flexible y capaz situaciones con cualitativa y cuantitativa. conflictivos. Efectivo en de manejar evaluación Permite la criterios datos. \tilde{S}_{1} Si Sí común. Utiliza un vector de pesos para reflejar la as alternativas basándose en la maximización del las diferencias entre alternativas. Asigna pesos a Aplica funciones de preferencia para normalizar Normaliza los valores para llevarlos a una escala Construye escalas de atractivo cualitativas para importancia relativa de cada criterio. Compara los criterios para indicar su importancia en la decisión. Compara las alternativas utilizando las alternativas basándose en la cercanía a la cualitativos para determinar la diferencia de funciones de preferencia para cada criterio. normalizar las preferencias. Utiliza juicios grupo de criterios de manera conjunta. solución ideal y lejanía a la anti-ideal. atractivo entre alternativas. PROMETHEE MACBETH VIKOR

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexibles

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3. Comparación de métodos de decisión multicriterio.

Pablo A. Pinto de la Cadena

		AHK	IOFSIS	PROMETHEE MACKETH	MACBEIH	VIKOR	MOORA
ELECTRE	×	Compensatorio vs. no compensatorio	Compensatorio vs. no compensatorio	Funciones de preferencia vs. eliminación	Objetividad vs. subjetividad	Eliminación vs. solución compromiso	Optimización proporciones vs. eliminación
AHP ^{cc}	No compensatorio vs. compensatorio	×	Solución ideal vs. estructura jerárquica	Funciones de preferencia vs. jerarquía	Objetividad vs. subjetividad	Jerarquía vs. solución de compromiso	Optimización proporciones vs. jerarquía
	No compensatorio vs. compensatorio	Estructura jerárquica vs. solución ideal	×	Funciones de preferencia vs. distancia euclidiana	Objetividad vs. subjetividad	Solución ideal vs. solución compromiso	Optimización proporciones vs. solución ideal
EI PROMETHEE	Eliminación vs. funciones de preferencia	Jerarquía vs. funciones de preferencia	Distancia euclidiana vs. funciones de preferencia	×	Objetividad vs. subjetividad	Funciones de preferencia vs. solución compromiso	Optimización proporciones vs. funciones preferencia
MACBETH S	Subjetividad vs. objetividad	Subjetividad vs. objetividad	Subjetividad vs. objetividad	Subjetividad vs. objetividad	×	Subjetividad vs. solución compromiso	Optimización proporciones vs. subjetividad

proporciones optimización Solución de compromiso vs. × optimización proporciones Solución de compromiso × optimización proporciones compromiso Subjetividad subjetividad Solución de compromiso vs. preferencia vs. optimización Funciones de proporciones Solución de funciones de preferencia compromiso vs. Solución ideal solución ideal optimización proporciones Solución de compromiso vs. Optimización proporciones Solución de vs. jerarquía jerarquía vs. eliminación Optimización vs. eliminación proporciones compromiso Solución de MOORA

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexibles

Fuente: Elaboración propia.

1.3. Técnicas de consenso entre expertos

Todos los modelos de toma de decisión multicriterio analizados en el apartado anterior parten de unos criterios o competencias conocidos en los que se han evaluado las diferentes alternativas. Esta situación es bastante habitual y de ahí el gran éxito de los métodos. Sin embargo, existen muchas situaciones en las que la determinación de los criterios y los pesos relativos de éstos no resulta fácil. En el ámbito empresarial, por citar algunos, suele ocurrir cuando aparece una firma de nueva creación que debe confeccionar una plantilla laboral, determinar completamente las competencias no resulta tarea fácil. Por otra parte, cuando se produce fusiones de dos o más empresas que contaban (cada una de ellas) con unos criterios diferentes, llegar a un consenso puede ser una tarea muy laboriosa. Pero la empresa no es el único ámbito donde se da esta circunstancia. Todos hemos asistido recientemente a la controversia entre criterios surgidos con la pandemia de COVID-19. Para llegar a un consenso hubo que esperar baste tiempo y bastantes acciones.

En este apartado presentamos brevemente uno método muy utilizado para conseguir el consenso entre la opinión de un grupo de expertos: el método Delphi.

1.3.1. Método DELPHI

La técnica Delphi, empezó a utilizarse a mediados del siglo XX por The Rand Corporation. Dalkey y Helmer desarrollaron la técnica a partir de consultas a expertos de un área concreta, realizadas en varias rondas y cuyo fin era obtener un consenso de las opiniones de todos los participantes en relación con un tema de investigación. Para aplicar esta técnica, se pasaron varios cuestionarios de forma individualizada no siendo necesario realizar reuniones, lo que permitía controlar las opiniones y evitar las confrontaciones de los expertos. (Dalkey y Helmer, 1963).

Desde su implementación por primera vez y hasta la actualidad, esta técnica se ha aplicado en multitud de trabajos en muchos campos del saber, entre ellos, la evaluación de políticas públicas, la psicología, la comunicación y la selección de personal. Por su eficacia, es uno de los métodos más conocidos y contrastados para seleccionar variables de interés en una investigación, indicadores y elaborar cuestionarios, por ejemplo (Landeta, 1999). Además, el método Delphi proporciona resultados valiosos cuando interesa realizar un estudio basado en el juicio experto, siendo éste otro de los motivos por los que fue ampliamente aceptado y se extendió su uso.

El método Delphi no se basa en la potencia estadística, sino en la dinámica del grupo para alcanzar un consenso entre un grupo de expertos (Okoli y Pawlowski, 2004). Con la aplicación de este método se consigue reducir los efectos que sobre el grupo pueden tener expertos con personalidades dominantes, se produce un *feedback* con la información relevante y se pueden obtener resultados estadísticos de forma sencilla.

Según Linstone y Murray (1975), la técnica Delphi es un método que permite estructurar un proceso de comunicación en un grupo, de modo que el proceso sea eficaz y permita abordar un problema complejo, pudiéndose definir como un procedimiento sistemático que permite obtener información consensuada resultado de una consulta individual a un grupo de expertos, la mayor parte de las veces expresada en términos cualitativos. A partir de estas, y una vez realizado el tratamiento estadístico, se pueden extraer conclusiones válidas sobre un tema de interés (Blasco-Blasco et al. 2019)

Desde las primeras propuestas la técnica ha ido evolucionando. Si inicialmente la recogida de información se hacía a mano, con el desarrollo digital, cambió la forma de recoger la información y en la actualidad, se suelen realizar cuestionarios online y el *feedback* se proporciona a través de correo electrónico, sin embargo, las fases de la implementación del método Delphi suelen ser las mismas, y se suele estructurar como sigue:

Fase inicial, centrada en la planificación, en la definición del problema u objetivo de la investigación. En esta fase se comprueba que el método Delphi es apropiado para resolverlo; se forma el equipo que se va a encargan de la coordinación y supervisión; se establece el contexto en el que se va a realizar y se selecciona el panel de expertos. Para tener éxito en este tipo de estudios es clave seleccionar de forma adecuada a los expertos o evaluadores, (Gordon, 1994) dado que el éxito depende mucho del conocimiento que tengan sobre el tema que queremos estudiar.

Fase exploratoria. Esta fase comienza con la elaboración de los cuestionarios, cumplimentación y recopilación de los datos cada ronda de consulta; análisis de los resultados de cada oleada, retroalimentación y ajustes hasta que se estabilicen las respuestas de los expertos. (Loo, 2002). En general, el método permite realizar varias rondas, pero suele ser suficiente realizar solo dos rondas, ya que la mayoría de los cambios importantes suelen ocurrir entre la primera y la segunda (Zolingen; Klaasen, 2003; Hanafin et al., 2007).

Fase final. Se analizan los datos obtenidos y se ha conseguido un consenso en las puntuaciones de los expertos, se elabora un informe donde se incluyen las conclusiones del proceso. Sin embargo, no hay un único criterio para saber si se ha alcanzado consenso. Así, Linstone y Turoff (2002), plantean que existe convergencia si el rango intercuartílico es menor en la ronda final que en la inicial. Landeta (1999) recomienda utilizar el Rango intercuartílico relatico (RIR) y expone que habrá consenso si el valor de RIR es menor que un número predeterminado de forma arbitraria. En general, el criterio de decisión va a depender de cómo esté diseñado el cuestionario; el tipo de datos o la escala en la que se mida.

En general, los pasos en los que se desarrolla el método Delphi incluyendo las tres fases son (Figura 1):

Paso 1: Diseño del cuestionario inicial por parte de los investigadores.

- Paso 2: Selección del grupo de expertos que abarquen todas las áreas incluidas en el estudio.
- Paso 3: Respuesta de los expertos a la primera ronda de cuestionarios.
- Paso 4: Análisis de los resultados de la primera ronda por parte de los investigadores.
- Paso 5: Envío de los resultados agregados que se han obtenido en la primera ronda, y envío de la segunda ronda del cuestionario. El experto puede mantener su puntuación o modificarla en función de los resultados de la primera ronda.
- Paso 6: Análisis de los resultados obtenidos en la segunda ronda. Si se observa que no hay un consenso suficiente, se puede hacer nuevas rondas hasta conseguir un resultado satisfactorio.
- Paso 7: Alcanzado el consenso adecuado a los objetivos de la investigación, se procede a la selección de indicadores de cada área estratégica que permitirá, además del conocimiento de cada una de ellas, la construcción de indicadores sintéticos.

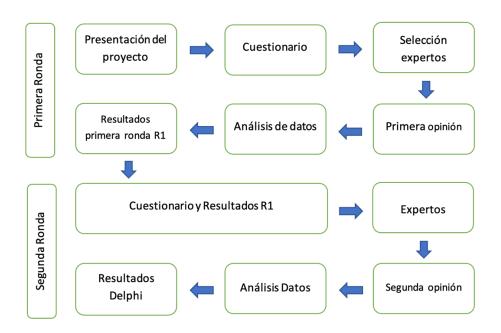


Figura 4. Fases del Delphi *Fuente:* Blasco-Blasco et al. (2019).

Una cuestión importante que conviene plantearse a la hora de aplicar esta técnica es el número de personas expertas que van a participar en cada área estratégica, ya que no existe consenso sobre cuántos expertos tienen que formar parte del estudio. El número de expertos dependerá, entre otras cuestiones, de la complejidad del problema y la heterogeneidad de las cuestiones que se quieran evaluar, pero el mínimo propuesto es de alrededor de siete expertos (Dalkey, Brown, and Cochran 1969; Wilhelm 2001; Landeta 2006). Lo importante es seleccionar un número de expertos que garantice la calidad del proceso, para lo que hay que tener en cuenta el número de abandonos que se puedan producir durante el proceso (Hallowell and Gambatese 2010).

Ventajas y desventajas de la técnica Delphi

De acuerdo con Landeta (1999, 2006) y Coll et al. (2012, 2013), entre las ventajas de aplicar esta técnica, podemos destacar las siguientes:

- 1) es un proceso iterativo, lo que permite a los participantes reflexionar sobre las cuestiones planteadas;
- 2) los expertos no tienen que coincidir ni en tiempo ni en espacio, lo que garantiza el anonimato de los participantes;
- 3) se elimina el sesgo que se podría producir si hubiera contacto entre ellos;
- 4) el proceso iterativo se puede aplicar de forma sencilla, mediante cuestionarios online, y sin un coste elevado;
- retroalimentación controlada, lo que implica un acuerdo entre los expertos, al mismo tiempo que se debe asegurar la representación de todas las opiniones dada;
- 6) es una respuesta estadística del panel de expertos.

Debilidades de la técnica Delphi

Si bien la técnica Delphi permite explorar de manera objetiva cuestiones subjetivas, aplicar este método es complejo y presenta algunas debilidades como

1) la elección de los expertos, es decir, quién forma parte del estudio y qué prejuicios puede tener;

- 2) la baja convergencia en la opinión de los expertos;
- 3) la impunidad de posibles acciones irresponsables de parte de los expertos debido al anonimato;
- 4) la manipulación que pueden realizar las personas que realizan el estudio en las distintas fases del proceso;
- 5) la gran cantidad de tiempo que se necesita para completar las distintas rondas; 6) el elevado coste de ejecución;
- 6) la dificultad para comprobar la precisión;
- 7) la escasa convergencia de las opiniones de los expertos y la fiabilidad del método:
- 8) abandono de los expertos sin concluir el estudio, ya que, tienen que rellenar los cuestionarios en distintas rondas;
- 9) falta de rigor en el análisis de los resultados obtenidos por parte de los investigadores.

En consecuencia, para evitar las debilidades hay que seleccionar bien a los expertos para que valoren correctamente, hay que ser cauteloso con las preguntas que se hacen en los cuestionarios evitando la ambigüedad y realizando preguntas cerradas, y hay que realizar análisis de datos rigurosos. (Landeta 2006; Gordon 1994).

1.3.2. Método DELPHI borroso

Aunque se ha comentado que la técnica Delphi ha sido muy utilizada, como hemos visto presenta algunas debilidades y algunos inconvenientes. Para intentar solventar parte de las debilidades y reducir el tiempo de investigación y la ambigüedad en el consenso de los expertos, Murry, Pipino y Gigch plantearon a mediados de los años ochenta (Murry et al., 1985) la integración de la técnica

Delphi y la *lógica borrosa*, utilizando el grado de pertenencia para establecer la función de pertenencia de cada participante. Con la aplicación de este método se ahorra tiempo, el coste de recabar la información de todos los expertos es mucho menor, dado que el método Delphi Borroso requiere un número pequeño de muestras y los resultados obtenidos son objetivos y razonables (Ma et al. 2011). Además, con la aplicación de este método las opiniones de los expertos se expresan de manera adecuada y se minimizan las distorsiones (Hsu y Yang, 2000; Ishikawa et al., 1993; Kuo y Chen, 2008; Murry, Pipino y Gigch, 1985). El método Delphi Borroso se utiliza para obtener inferencias estadísticas válidas y fiables a partir de información cualitativa (Bui et al. 2020).

Ishikawa et al. en 1993, aplicaron el método Delphi Borroso y desarrollaron algoritmos max-min para predecir la prevalencia de los ordenadores en el futuro, aunque las limitaciones en el método hicieron que solo se pudiera aplicar para predecir datos de series temporales.

En el año 2000, Hsu y Yang aplicaron el método Delphi Borroso triangular. Consideraron el mínimo y el máximo de las puntuaciones de los expertos como puntos extremos y el grado de pertenencia de los números borrosos triangulares se determina con la media geométrica. Así, la media geométrica se utilizó para denotar el consenso de los expertos y evitar el impacto de los valores extremos y se determinó un umbral, a partir del cual, se aceptaba o se rechazaba el indicador planteado. Como ya se ha explicado, se tuvieron en cuenta las opiniones de todos los expertos y se aplicó el método en una única fase, lo que simplificó e hizo más sencillo el proceso. (Ma et al. 2011; Kuo y Chen, 2008).

Algunas de las ventajas del método Delphi Borroso, respecto del método Delphi, son:

1) Aunque ambos métodos recogen la opinión de un grupo de expertos, el método Delphi Borroso puede recoger todas las opiniones de los expertos en una única fase, lo que evita la realización de varias rondas para lograr la coherencia de las opiniones de los expertos.

- 2) El método Delphi Borroso simplifica el proceso. Con una ronda puede recoger las opiniones, lo que reduce el tiempo de ejecución y el coste.
- 3) No es necesario que los expertos alcancen un consenso, ya que, en el método Delphi Borroso se respetan las opiniones iniciales. (Kuo y Chen, 2008).

Siguiendo a Hsu y Yang (2000), el proceso para aplicar es método Delphi Borroso es el siguiente:

- 1) Se recoge el cuestionario que se ha pasado a los expertos y se organizan las opiniones y las puntuaciones recogidas.
- 2) Se construye el número borroso triangular, considerando valor mínimo o puntuación más conservadora y el valor máximo o puntuación más optimista y la media geométrica.
- 3) Se seleccionan los indicadores o las variables que formarán parte del estudio. Para cada caso, se fijará un umbral ad hoc, teniendo en cuenta cuales son los valores que se consideran, el rango y la escala de medición.

Capítulo 2

GESTIÓN DE RECURSOS HUMANOS. RECLUTAMIENTO Y SELECCIÓN

En el dinámico escenario empresarial actual, las organizaciones se encuentran inmersas en un constante enfrentamiento con desafíos derivados de un mercado caracterizado por su volatilidad y su naturaleza impredecible. Es precisamente en este contexto donde la Gestión de Recursos Humanos (GRH) emerge como un pilar fundamental para el avance, la perdurabilidad y el éxito de cualquier entidad organizativa (Meijerink & Bondarouk, 2023). En consecuencia, la GRH se erige como una función de vital importancia para garantizar el desempeño efectivo y la consecución de los objetivos corporativos.

Para comprender cabalmente este papel, es imperativo adentrarse en la conceptualización de la GRH y su evolución en el entorno empresarial, desde su enfoque en la mejora de la productividad hasta su transformación en una disciplina estratégica. Diversos expertos han procurado definir la GRH. Por ejemplo, Schuler y Walker (1990) la vinculan estrechamente con la alineación de las personas de la organización y sus estrategias. Por otro lado, Wright y Nishii (2007) la describen como la planificación de actividades encaminadas a la consecución de metas organizacionales. Mientras que Sanders et al. (2010) la conciben como la

gestión de personas y del entorno laboral en pos de obtener una ventaja competitiva. De acuerdo con Donate et al. (2016), la GRH modela habilidades y comportamientos para alcanzar los objetivos organizacionales, erigiéndose como una actividad esencial en toda entidad que cuente con empleados.

Asimismo, la evolución de la GRH ha transitado por diversas corrientes y teorías, reflejando cambios en la percepción sobre la gestión de personas en las organizaciones. Se inició con la Escuela Científica, la cual se centró en la mejora de la eficiencia en la producción mediante análisis empíricos, destacando aspectos como el tiempo de producción, la selección de personal y la coordinación de actividades (Taylor, 1911). Posteriormente, surgió la Escuela Burocrática, que postula la burocracia como la forma suprema de organización, basándose en cinco pilares fundamentales: la especialización, la formalización, la impersonalidad, las jerarquías y la promoción basada en el mérito. A esta le siguió la Escuela de las Relaciones Humanas, la cual enfocó su atención en la productividad ligada a factores psicológicos y sociológicos. Más tarde, la Escuela del Sistema Social propuso el equilibrio entre los objetivos organizacionales y las necesidades de los empleados. En la década de 1990, surgió la Teoría de la Organización como cerebro, que se centró en la adquisición y aplicación del conocimiento, argumentando que las organizaciones aprenden. Posteriormente, se desarrollaron la Escuela Neoclásica y la Teoría de la Estrategia, que consideran a los Recursos Humanos (RH) como clave para generar ventaja competitiva. Luego, emergió la Teoría de la Gestión del Conocimiento, que enfatiza el capital intelectual como generador de ventajas distintivas. Finalmente, se subraya que los RH capacitados y comprometidos son esenciales para alcanzar una ventaja competitiva y alinearse con la estrategia organizacional, dando lugar a lo que hoy conocemos como la Gestión Estratégica de Recursos Humanos (GERH).

La Gestión Estratégica de Recursos Humanos (GERH) persigue el diseño de enfoques que aseguren la alineación con la estrategia empresarial, reconociendo a los Recursos Humanos (RRHH) como un componente estratégico esencial. Aunque no existe un consenso universal sobre su definición, existe consenso en la relación entre Estrategia, GRH y efectividad organizacional. La esencia de la

GERH radica en el reconocimiento de los RRHH como elemento vital para ejecutar la estrategia organizacional, con el fin de garantizar que la empresa disponga de empleados capacitados, dedicados y motivados para alcanzar una ventaja competitiva sostenible. Según la perspectiva basada en recursos, este enfoque busca dotar a las empresas de una inteligencia y adaptabilidad superiores mediante la contratación y desarrollo de talento excepcional y el fortalecimiento de su conjunto de habilidades (Armstrong & Taylor, 2014).

La propuesta inicial de Devanna et al. (1982) marca un cambio para la GRH, alejándola de su rol operativo para convertirla en una función estratégica, contribuyendo significativamente al desempeño general de la organización. Schuler y Walker (1990) la caracterizan como un conjunto de procesos y acciones llevadas a cabo por RRHH y gerentes de línea para abordar cuestiones humanas relacionadas con el negocio. Ulrich y Lake (1990) la definen como un mecanismo que vincula las prácticas de GRH con las estrategias empresariales. Wright y McMahan (1992) dirigen su atención hacia la planificación sistemática de actividades de RRHH para facilitar el logro de metas organizacionales, mientras que Schuler (1992) subraya su base en la integración y adaptación, asegurando una alineación completa de la gestión de RRHH con los requisitos estratégicos de la empresa. Delaney y Huselid (1996) la conciben como la organización de procesos de RRHH para desarrollar y ofrecer productos y servicios de valor para los clientes, logrados a través de las habilidades y motivación de la fuerza laboral. A pesar de las diferentes definiciones, existe un entendimiento compartido sobre la conexión entre la estrategia, la GRH y el desempeño (Lepak & Shaw, 2008). Uno de los principales objetivos de la esta gestión es idear e implementar prácticas de RRHH que garanticen el cumplimiento de la estrategia empresarial. Se han sugerido diversos enfoques teóricos para dilucidar esta relación y su impacto en el desempeño organizacional.

Se puede observar cómo estas prácticas se centran en garantizar el cumplimiento de la estrategia empresarial, reconociendo la importancia fundamental de los procesos que la sustentan. Estos procesos son vitales ya que gestionan los recursos humanos, esenciales para el funcionamiento de cualquier empresa. Estos

procesos, en todas las definiciones convergen en la relación entre Estrategia, GERH y efectividad organizacional. La esencia de este enfoque radica en considerar a los empleados como piezas fundamentales para la ejecución de la estrategia y la consecución de una ventaja competitiva sostenible.

2.1. Procesos en la gestión de Recursos Humanos

Las políticas y prácticas de recursos humanos representan pilares esenciales en el entramado organizacional, posibilitando la atracción, desarrollo enriquecimiento de las habilidades y conocimientos de los empleados. Más aún, estas herramientas actúan como motores de motivación, incitando a los trabajadores a contribuir activamente al éxito de la organización. El impacto de estas políticas se potencia significativamente al integrarlas con sistemas de participación de empleados, tal como han destacado investigadores como Lado & Wilson (1994), Macduffie (1995) y Wright et al. (2001). Los objetivos fundamentales de estas prácticas engloban una serie de metas clave: reclutar y capacitar a empleados competentes, implementar una variedad de estrategias de motivación, fomentar la participación activa de todos los miembros del equipo en los procesos de toma de decisiones y asegurar la continuidad de estas prácticas a lo largo del tiempo. En su esencia, las prácticas de recursos humanos constituyen las políticas y acciones concretas de una empresa destinadas a atraer, retener y seleccionar a los candidatos más adecuados, garantizando así operaciones efectivas y el logro de los objetivos organizacionales (Diaz-Fernandez et al., 2017).

En este contexto, las personas emergen como recursos estratégicos y esenciales para el éxito empresarial. Los recursos humanos representan el activo más valioso de una empresa, ya que aportan habilidades, conocimientos, experiencia y, sobre todo, la energía necesaria para alcanzar los objetivos estratégicos establecidos por la organización (Barney, 2001). Por consiguiente, el manejo adecuado de los recursos humanos no se limita únicamente a la contratación y gestión de empleados, sino que también implica la creación de un entorno propicio para el crecimiento individual y colectivo. De esta manera, la importancia de una gestión

efectiva de los recursos humanos y su capacidad para optimizar el rendimiento organizacional tienen un impacto directo en los resultados de la empresa (Guest, 2011). Estos recursos, están sujetos simultáneamente a múltiples prácticas de RH, y comprender el impacto de estas prácticas requiere adoptar un enfoque que se centre en los efectos interactivos e interconectados de un Sistema de RH (Delery & Doty, 1996). Los Sistemas de RH hacen referencia a un conjunto de prácticas que, aunque independientes, están interrelacionadas para mejorar las habilidades y el compromiso de los trabajadores (Huselid, 1995).

Las prácticas de recursos humanos, las actividades, áreas o funciones involucradas en la Gestión de Recursos Humanos (GRH) y que proporcionan el núcleo de la GRH, son fundamentales para el funcionamiento efectivo de cualquier organización. Entre las principales prácticas de recursos humanos se encuentran:

- Organización: Incluye prácticas orientadas a diseñar estructuras organizativas, sistemas de trabajo, asó como desarrollar organizaciones para garantizar su funcionamiento efectivo.
- Abastecimiento de recursos: incluye actividades como:
 - Planificación de recursos humanos: Se encarga de establecer los requisitos de personas de una organización para que se puedan hacer planes para satisfacerlos.
 - Reclutamiento y Selección de Personal: Este rol implica atraer candidatos adecuados que se ajusten a los requisitos de roles vacantes y se integren a la cultura organizacional para impulsar el logro de los objetivos organizativos. El proceso de reclutamiento y selección abarca la atracción y ubicación de individuos más adecuados para puestos específicos (Huselid, 1995). Además, como señalaron Xiao y Björkman (2006), los métodos de selección meticulosos son vitales en el reclutamiento. Este proceso no se trata solo de llenar vacantes; se trata de obtener beneficios de individuos que aporten sus habilidades y esfuerzos para asegurar que la organización comience con el personal adecuado. Se refiere a la

extensión en la que una organización utiliza datos recopilados de diversos mecanismos de selección (por ejemplo, entrevistas, evaluaciones, muestras de trabajo) para evaluar a candidatos para un puesto, lo que puede crear múltiples barreras para los posibles candidatos a empleo. Este enfoque podría resultar en la elección de individuos con habilidades y patrones de comportamiento excepcionales (Way, 2002). De manera similar, enfatiza que este procedimiento debería priorizar el entusiasmo, la aptitud para aprender y las habilidades para resolver problemas del candidato por encima de la experiencia y las calificaciones académicas. Las entrevistas deben centrarse en habilidades interpersonales y actitudes para asegurar la alineación cultural (Jebali & Meschitti, 2021). Por lo tanto, un proceso de selección meticuloso que apunte a emparejar los valores individuales y culturales de la organización mejorará el ambiente de trabajo, fomentando la aparición de comportamientos cooperativos (Prieto-Pastor & Martin-Perez, 2015).

- Gestión del Talento: Se enfoca en asegurar que la organización cuente con personas capacitadas y calificadas, desarrollando una atracción sistemática, la identificación, retención y desarrollo de las personas que tienen un valor participar para la organización.
- Experiencia del empleado: Su función es gestionar la experiencia del trabajador, que se refiere en lo que les sucede a las personas en el trabajo y cómo se sienten al respecto. Además, se ocupa de los aspectos del empleo en una organización: inducción, despidos y retención, gestión de ausencias, el cumplimiento de obligaciones como la promoción de inclusión y diversidad, y gestión de los trabajadores que laboran en modalidades de trabajo flexible.
- Aprendizaje y Desarrollo: Su responsabilidad es asegurar que la organización cuente con empleados capaces y actualizados para alcanzar

sus objetivos personales y organizacionales. Esto implica impartir conocimientos y habilidades para desbloquear su potencial a través de diversos métodos de formación que abarcan a todo el personal. La capacitación ha sido tradicionalmente definida como el proceso mediante el cual los trabajadores adquieren los conocimientos y habilidades esenciales para desempeñar diversas funciones dentro de una empresa (Delaney y Huselid, 1996; Delery y Doty, 1996; Hong et al., 2019). La importancia de la capacitación en la efectividad organizacional radica en su capacidad para mejorar las habilidades y capacidades de los empleados, convirtiéndolos en miembros del equipo más eficientes y productivos. Como resultado, esto contribuye a la eficiencia general de la empresa y comunica el valor de los empleados para la organización, fomentando un mayor compromiso con los objetivos de la empresa (Dorenbosch et al., 2005).

- Gestión del Desempeño: Implica establecer continuamente objetivos para empleados y equipos que se alineen con las metas estratégicas de la organización. Incluye la planificación, evaluación, apreciación e implementación de mejoras necesarias en el desempeño. Además, sirve para identificar necesidades de capacitación, brindar oportunidades de desarrollo y reconocer a los empleados. La evaluación del desempeño basada en el comportamiento proviene de un enfoque que se centra en evaluar las actitudes y conductas de los empleados como un indicador fundamental de su desempeño laboral (Xiao & Björkman, 2006). Este enfoque busca medir no solo los logros de los empleados sino también su comportamiento y actitud dentro del entorno laboral.
- Gestión de Compensaciones: se centra en crear, ejecutar y mantener un marco de recompensas que reconoce las contribuciones y méritos de los empleados a través de canales monetarios y no monetarios. La compensación financiera implica evaluar el valor del trabajo mediante la valoración de puestos, encuestas salariales, gestión de salarios base, ofrecimiento de pagos variables y beneficios para empleados. Por otro lado,

la compensación no monetaria incluye el reconocimiento a los empleados o facilitar vías para el avance profesional, mayores responsabilidades, autonomía e influencia. En consecuencia, se sugiere que las organizaciones que ofrecen una remuneración más competitiva que sus rivales en el mercado laboral atraerán a una fuerza laboral con habilidades excepcionales. Estos individuos están motivados a aplicar sus talentos a sus actividades laborales porque valoran sus empleos bien remunerados (Way, 2002).

- Relaciones laborales. Se enfoca en gestionar la relación laboral y el contrato psicológico. La relación con los trabajadores puede ser colectiva, a través de sindicatos o individualmente, así como, proporcionarles una voz y desarrollar comunicaciones entre ellos y la dirección.
- Bienestar del empleado. Se centra en mejorar la calidad de vida laboral de los trabajadores en términos de su experiencia laboral, satisfacción laboral, bienestar físico, mental y financiero, relaciones interpersonales y con líneas de supervisión, equilibrio de vida trabajo.

A estas prácticas las podemos agrupar de varias maneras, para este trabajo utilizaremos una de las agrupaciones más extendidas en el mundo empresarial, los procesos dentro de Recursos Humanos ya que actúan como engranajes que colaboran para maximizar el potencial humano y, consecuentemente, el desempeño empresarial. Entre estos procesos se destacan:

- Reclutamiento y Selección
- Capacitación y Desarrollo
- Evaluación de Desempeño
- Compensación y Manejo de Beneficios Generales
- Relaciones Laborales y Conciliación Laboral-Familiar

En este trabajo nos planteamos proponer modelos que aplican parte de la gestión de Recursos Humanos, por eso es necesario un análisis en profundidad de los conceptos que conforman esta rama. Conscientes del carácter multicriterio de la gestión, nuestra propuesta se basará en la toma de decisiones apoyadas en métodos de decisión multicriterio, particularmente en TOPSIS y sus variantes.

Para poder entender cuáles son los campos de aplicación de estos métodos de optimización, primero se realizará un estudio de cada uno de los subsistemas de recursos humanos y a partir de ahí se generarán modelos de aplicación prácticos en los cuales se puedan implementar.

Los métodos de selección multicriterio han sido utilizados ampliamente para apoyar a los procesos empresariales (ver Tabla 4) y específicamente podemos encontrar en la literatura como han sido utilizados en el área de Recursos Humanos. A pesar de que la nomenclatura de los procesos está bastante extendida, conviene precisar a qué nos referimos en cada caso:

- Reclutamiento y selección: se busca y selecciona a los candidatos más adecuados para un puesto de trabajo.
- Capacitación y desarrollo: se mejora el conocimiento, habilidades y actitudes de los empleados para que puedan desempeñar mejor su trabajo y contribuir más a la empresa.
- Evaluación del desempeño: se evalúa el desempeño de los empleados con relación a sus objetivos y las expectativas de la empresa.
- Compensación y beneficios: se establece el salario y los beneficios que se ofrecen a los empleados, en función del mercado y de la contribución de los empleados a la empresa.
- Seguridad y salud ocupacional: se promueve un ambiente de trabajo seguro y saludable para los empleados, previniendo accidentes y enfermedades relacionadas con el trabajo.

- Relaciones laborales: se gestiona la relación entre los empleados y la gerencia, promoviendo una comunicación efectiva, la resolución de conflictos y el trabajo en equipo.
- Planificación de la sucesión: se identifican y preparan a los empleados para asumir posiciones de liderazgo en la empresa.

De entre todos los procesos, a continuación, nos centraremos en uno de los más importantes para el desempeño de las organizaciones, la selección de personal. De esta tarea depende poder seleccionar el mejor candidato como resultado final del proceso, lo cual la convierte en una pieza fundamental para el funcionamiento de la empresa.

2.2. Proceso de reclutamiento y selección de personal

Como cualquier proceso dentro de una organización, el proceso de reclutamiento y selección de personal recoge un conjunto de actividades relacionadas que se ejecutan para transformar los insumos en un producto o servicio. En este caso, los insumos son los candidatos y los convierte en el producto que es candidato ideal seleccionado.

Se trata de una fase crucial dentro de la gestión de recursos humanos de una organización. La selección adecuada de los candidatos puede mejorar significativamente el desempeño y la productividad de la organización, mientras que una selección deficiente puede generar costos y problemas a corto, medio o largo plazo en la compañía. En esta tesis, se tomarán las definiciones del proceso de reclutamiento y selección de personal más utilizados, especialmente las referencias de importantes autores en esta rama como: McClelland, Boyatzis, Spencer y Spencer, Alles, Lombardo, Rindner y Erg, entre otros, a los que a continuación hacemos referencia.

McClelland (1973) define el proceso de reclutamiento y selección de personal como el conjunto de actividades que tiene como objetivo identificar, atraer y seleccionar a los candidatos más aptos para cubrir las necesidades de la

organización. McClelland destaca la importancia de evaluar tanto las habilidades y conocimientos técnicos como las características personales de los candidatos, con el fin de seleccionar a los que mejor se ajusten al puesto y a la cultura organizacional.

Boyatzis (1991) por su parte, considera que el reclutamiento y selección de personal es un proceso estructurado que permite evaluar objetivamente a los candidatos y seleccionar a los más adecuados para la organización. Boyatzis destaca la importancia de diseñar y aplicar un proceso de selección bien estructurado, basado en criterios claros y objetivos, que permita comparar a los candidatos de manera equitativa y libre de prejuicios.

Así también, Spencer y Spencer (1993) definen el proceso de reclutamiento y selección de personal como un conjunto de actividades que permiten identificar, atraer y seleccionar a los candidatos más adecuados para el puesto y para la organización. Los autores destacan la importancia de evaluar no solo las habilidades técnicas y conocimientos, sino también las características personales y valores de los candidatos, para garantizar una buena adaptación y desempeño en la organización.

Martha Alles (2011), define el proceso de reclutamiento y selección como una serie de actividades que tienen como objetivo atraer, evaluar y seleccionar al mejor candidato para cubrir una vacante en una organización. Según Alles, el proceso de reclutamiento y selección se compone de varias etapas, que incluyen la definición del perfil del puesto, la identificación y búsqueda de candidatos, la evaluación de habilidades y competencias, la selección y toma de decisión, y finalmente la incorporación del candidato seleccionado a la organización. Este enfoque de Alles hace especial énfasis en la importancia de una adecuada planificación y diseño del proceso, el uso de técnicas y herramientas efectivas de evaluación y selección, así como la necesidad de una comunicación clara y transparente con los candidatos durante todo el proceso.

Lombardo (2008) considera que el proceso de reclutamiento y selección es una de las actividades más importantes dentro de la gestión de recursos humanos de una

organización, ya que permite atraer, evaluar y seleccionar a los candidatos más adecuados para cubrir las necesidades de la empresa. Lombardo destaca la importancia de diseñar y aplicar un proceso de reclutamiento y selección justo, objetivo y basado en criterios claros y objetivos, que tenga en cuenta la igualdad de oportunidades, la diversidad y la inclusión.

Por último, Rindner y Erg (2015) definen el proceso de reclutamiento y selección de personal como un conjunto de actividades que tienen como objetivo encontrar, evaluar y seleccionar al candidato más adecuado para ocupar un puesto de trabajo en una organización. Los autores subrayan la importancia de que el proceso sea justo y objetivo, evitando cualquier tipo de discriminación y asegurando la igualdad de oportunidades para todos los candidatos. También destacan la importancia de alinear el proceso con la estrategia y los objetivos de la organización y evaluar adecuadamente las habilidades, conocimientos y aptitudes de los candidatos.

Si compaginamos las múltiples definiciones anteriores, vemos que todas tienen varias características comunes y otras con las que se complementan unas u otras. Podemos decir entonces que definimos el reclutamiento y selección como:

el proceso estructurado que tiene como objetivo encontrar y contratar al mejor candidato a través del uso de evaluaciones o herramientas que generen un proceso justo, diverso e inclusivo que posea criterios claros de evaluación lo que permita una comparación objetiva de todos los participantes.

Todos los autores destacan la importancia de diseñar un proceso estructurado y objetivo que permita evaluar adecuadamente las habilidades técnicas y personales de los candidatos, con el fin de seleccionar a los más adecuados para el puesto y que encajen dentro de la cultura organizacional. También se destaca la importancia de garantizar la igualdad de oportunidades y la inclusión en el proceso de selección, evitando cualquier tipo de discriminación y prejuicios, para esto es fundamental que los criterios de selección sean claros y sobre todo que permitan generar una puntuación objetiva de las habilidades o competencias de los participantes.

Es por esto por lo que es primordial que las organizaciones diseñen y apliquen procesos de reclutamiento y selección estructurados que sean efectivos y equitativos, que les permitan identificar y seleccionar a los mejores candidatos para sus necesidades y objetivos estratégicos. Un proceso de selección exitoso no solo mejora el desempeño y la productividad de la organización, sino que también puede generar beneficios a largo plazo, como la atracción y retención de talentos y una mayor satisfacción y compromiso de los empleados.

Los autores mencionados y otros (ver Tabla 4) presentan su propia visión de las actividades del proceso de selección, enfatizando diferentes aspectos del proceso, pero en general, las actividades son similares en todos ellos, y pueden resumirse en los siguientes:

- Identificación de las necesidades de personal y los requisitos del puesto.
- Buscar y atraer candidatos potenciales.
- Evaluación de los candidatos a través de entrevistas, pruebas y evaluaciones de habilidades y conocimientos.
- Validación de referencias
- Selección y contratación del candidato más adecuado.
- Seguimiento y evaluación del desempeño del nuevo empleado

Si alguna de las etapas tiene problemas, todo el proceso se puede ver afectado, por ejemplo, si las necesidades no han sido bien definidas es complicado que el resto del proceso sea satisfactorio ya que los candidatos podrían no cumplir con una o varias de las necesidades que el puesto necesita. Para esto se realizará una descripción de cada actividad definida dentro del proceso.

2.2.1. Identificación de las necesidades de personal y los requisitos del puesto

Cuando existe necesidad de personal, sea por el reemplazo de una posición, la creación de nuevas posiciones o la necesidad de más personal para satisfacer la demanda operativa, se genera una solicitud de personal que consta de los

requisitos de la persona a contratar. Estos requisitos están expresados a través de las habilidades, características y conocimientos deseados para cubrir esta necesidad.

Estos requisitos pueden estar determinados por conocimientos, habilidades, competencias, comportamiento, certificaciones y entrenamientos específicos, experiencia, demandas específicas del rol y requerimientos especiales.

Es importante evitar generar demasiados requerimientos que no sean indispensables para cubrir una posición. Si bien es recomendable buscar la mejor opción entre los candidatos, generar un gran número de requerimientos no esenciales puede complicar el procedimiento de atracción de candidatos y a su vez eliminar candidatos que, sin cumplir con alguno de los requerimientos puedan ser una elección idónea para cubrir el puesto. Por supuesto, subestimar los requisitos necesarios también es un problema que considerar en el momento de cubrir una posición, pero este es un problema menos frecuente en las organizaciones.

Idealmente, las posiciones dentro de una organización están mapeadas y se entiende de una forma global cuál es la formación y cuáles son los conocimientos técnicos requeridos para poder ejecutarla exitosamente. Así también las competencias que se requieren para la posición deben estar definidas, tanto la formación como las competencias deben ser revisadas al momento de empezar con el proceso de selección, cada inicio de proceso brinda la oportunidad de revisar y ajustar los perfiles de los candidatos que deben ocupar esa posición.

2.2.2. Buscar y atraer candidatos potenciales

Una vez se conocen los requerimientos de la posición a reclutar, la tarea de atraer candidatos da comienzo. Para esta tarea es necesario validar las fortalezas y debilidades que pueda tener el proceso de reclutamiento. Para atraer candidatos es necesario identificar, evaluar y utilizar la fuente de candidatos más adecuada. Actualmente los métodos de atracción de candidatos han sido espacios cada vez más ocupados por medios digitales. Si bien los métodos tradicionales como la

publicación en medios impresos o solicitar hojas de vida de forma física en las dependencias de las empresas son todavía métodos comunes sobre todo en Latinoamérica, estos medios han sido reemplazados por propuestas digitales, cada vez es más común encontrar ofertas de empleo a través de redes sociales y páginas de bolsa de empleo. Estas son de las principales fuentes de atracción de candidatos y podemos encontrarlos a través de varios medios entre los que destacan:

- Redes sociales: Plataformas como LinkedIn, Facebook, Twitter e Instagram se utilizan para publicar ofertas de empleo y difundir información entre los contactos de la empresa y la comunidad de profesionales en línea.
- Sitios web de empleo: Existen sitios web dedicados exclusivamente a
 publicar ofertas de trabajo, como Multitrabajos, LinkedIn Jobs, Indeed,
 Glassdoor, Monster, entre otros. Estos sitios son populares entre los
 candidatos que buscan empleo y pueden ser muy efectivos para atraer un
 gran número de solicitantes.
- Universidades: Las universidades representan una fuente excelente de talento joven y fresco, especialmente para puestos de entrada o programas de prácticas. Los departamentos de carrera y los centros de empleo universitarios pueden facilitar la conexión de las empresas con estudiantes y recién graduados interesados en sus ofertas de empleo.
- Páginas corporativas: Es cada vez más común que las corporaciones generen formularios de inscripción de candidatos, creando así una base de datos propia. Esto les permite tener a disposición la información de candidatos que buscan vincularse con la organización incluso antes de que se genere una vacante.
- Agencias de empleo: Las agencias de empleo pueden ser una fuente valiosa para atraer candidatos calificados y con experiencia. Estas empresas pueden proporcionar servicios de búsqueda de talentos, evaluación de candidatos y colocación de empleo, y pueden ser especialmente útiles para puestos altamente especializados.

• Eventos de reclutamiento: Asistir a ferias de empleo, conferencias, talleres y otros eventos de reclutamiento puede ser una excelente manera de conectarse con candidatos potenciales en persona y atraerlos a aplicar para las ofertas de empleo de la empresa.

Como las expuestas, existen muchas fuentes para atraer candidatos en un proceso de selección, como las que se han presentado. Una combinación de diferentes fuentes puede ser la mejor manera de asegurar una gran cantidad de solicitudes de candidatos altamente calificados y adecuados para el puesto en cuestión. Es importante conocer la realidad del entorno para poder distinguir cuál o cuáles son las mejores opciones, evitando que el proceso se convierta en algo costoso tanto en tiempo como en dinero.

A diferencia de las publicaciones más tradicionales como las que se realizan en prensa, los medios digitales permiten que los anuncios contengan la información necesaria para que la atracción de candidatos sea efectiva. Los puntos fundamentales que debe tener un anuncio de una vacante son los siguientes:

- Título del puesto: El título del puesto debe ser claro y conciso, describiendo de manera precisa y atractiva el puesto en cuestión.
- Descripción del puesto: La descripción del puesto debe incluir las responsabilidades principales del puesto, los objetivos del puesto, los requisitos de educación, experiencia y habilidades, y cualquier otra información relevante que pueda ser necesaria.
- Requisitos del candidato: Esta sección debe detallar los requisitos del candidato, incluyendo la formación, la experiencia y las habilidades que se necesitan para el puesto.
- Oferta laboral: Aquí se debe incluir información sobre el salario, los beneficios y cualquier otra compensación que se ofrezca, así como los horarios de trabajo y cualquier otro detalle relevante sobre la oferta laboral.

- Información de la empresa: Se debe incluir información sobre la empresa, como su historia, su misión y visión, su cultura y los valores que la guían. Esto puede ayudar a atraer a candidatos que se identifiquen con la empresa.
- Información de contacto: Se debe proporcionar información de contacto para que los candidatos interesados puedan enviar sus solicitudes, como la dirección de correo electrónico o la dirección de la oficina.
- Fecha límite de solicitud: Es importante establecer una fecha límite para la recepción de solicitudes, de modo que los candidatos sepan cuánto tiempo tienen para enviar sus aplicaciones.

Al seguir estos puntos se puede atraer a candidatos adecuados y generar un proceso de selección exitoso.

Una vez ha finalizado la atracción de candidatos inicia el filtro de las aplicaciones, esto implica revisar la información obtenida por los aplicantes, ordenarla y reducir el total de candidatos a una lista pequeña de personas que pueden continuar en el proceso.

El proceso de filtro de aplicaciones ayuda a los reclutadores a reducir el número de candidatos que deben considerar para enfocar su atención solo en los candidatos que mejor se ajustan al perfil del puesto. Para esto los reclutadores deberán realizar:

- Revisión de las solicitudes
- Eliminación de solicitudes no calificadas:
- Selección de candidatos calificados:
- Comunicación con los candidatos:
- En algunos casos, el de filtro de aplicaciones puede incluir una entrevista telefónica o telemática breve para confirmar ciertos detalles o para obtener más información sobre la experiencia del candidato. Algunas empresas también pueden utilizar sistemas automatizados de filtrado de solicitudes para ayudar a procesar grandes cantidades de solicitudes.

2.2.3. Evaluación de los candidatos

Una vez se han atraído y filtrado a los candidatos que cumplen con los requisitos de conocimientos, herramientas y habilidades necesarias es necesario tener un acercamiento para poder evaluar y seleccionar a los candidatos.

Los candidatos suelen ser evaluados técnicamente para verificar que cumplen con los requerimientos demandados por la compañía y también pruebas psicotécnicas son comúnmente utilizadas para evaluar conocimientos y habilidades de los candidatos.

Otra de las formas de evaluar y conocer a los candidatos dentro de un proceso de selección es la entrevista. Esta no solo permite evaluar la experiencia y habilidades del candidato, sino que también ofrece una oportunidad para evaluar sus competencias y comportamientos personales. Las competencias, concepto que será ampliado más adelante, pueden incluir habilidades de comunicación, trabajo en equipo, liderazgo, resolución de problemas, adaptabilidad, capacidad para aprender, entre otras.

A continuación, se describen algunos pasos clave en el proceso de entrevista en el que se evaluara entre otras cosas las competencias de los candidatos.

- Identificar las competencias clave: Antes de la entrevista, es importante que los entrevistadores identifiquen las competencias clave necesarias para el puesto y diseñen preguntas que permitan evaluarlas. Esto puede incluir la revisión de la descripción del puesto, las calificaciones necesarias y las competencias que se han identificado como críticas para el éxito en el puesto.
- Preguntas de comportamiento: Las preguntas de comportamiento son preguntas abiertas que permiten al candidato describir una situación en la que demostró una competencia específica. Por ejemplo, "Háblenos de una vez en la que lideró un proyecto en el que se presentaron desafíos inesperados. ¿Cómo manejó la situación y qué resultados logró?" Estas

preguntas permiten evaluar cómo el candidato ha aplicado las competencias en situaciones reales.

- Preguntas situacionales: Las preguntas situacionales son preguntas hipotéticas que permiten evaluar cómo el candidato podría aplicar las competencias en situaciones futuras. Por ejemplo, "Si se encontrara en una situación en la que tuviera que manejar una crisis importante en el trabajo, ¿cómo se prepararía y qué pasos tomaría para resolver la situación?"
- Evaluación de comportamiento: Los entrevistadores deben evaluar las respuestas del candidato y hacer preguntas de seguimiento para obtener más información si es necesario. También es importante que los entrevistadores observen los comportamientos no verbales, como la postura y el tono de voz, que pueden proporcionar pistas sobre las habilidades de comunicación y la capacidad para trabajar en equipo.
- Registro y evaluación: Después de la entrevista, los entrevistadores deben registrar y evaluar las respuestas del candidato y sus comportamientos. Es importante que la evaluación se base en las competencias identificadas como críticas para el puesto, y que se utilice un sistema de evaluación justo y consistente.

Durante la entrevista, al evaluar las competencias, los entrevistadores pueden obtener información valiosa sobre cómo se desempeñará el candidato en el puesto. Este paso permite a los evaluadores valorar los perfiles más idóneos para el puesto buscado.

La evaluación de los candidatos, que para nuestro interés está centrada en lo que es la evaluación de competencias, es un enfoque popular en el proceso de selección de personal puede ser complementado con otro tipo de evaluaciones como las entrevistas estructuradas o las pruebas de aptitud general.

2.2.4. Validación de referencias

La verificación de referencias se refiere a la revisión de las referencias laborales de un candidato para determinar su historial laboral, desempeño anterior, habilidades y características personales relevantes. Esta técnica de selección es importante porque permite a los empleadores tomar decisiones informadas sobre la idoneidad de un candidato para un puesto de trabajo determinado.

En un estudio de campo realizado por Aguinis y Solarino (2018), se examinó la efectividad de la revisión de referencias en el proceso de selección de personal. Los autores concluyeron que la revisión de referencias puede proporcionar información valiosa sobre el rendimiento laboral y la rotación voluntaria, y puede ser un predictor valioso del éxito laboral de los candidatos. Además, los autores señalaron que la revisión de referencias es particularmente útil para los trabajos que requieren habilidades interpersonales, ya que puede proporcionar información valiosa sobre la capacidad del candidato para trabajar en equipo y relacionarse con los demás.

Ployhart y Weekley (2001) también investigaron el papel de la revisión de referencias en la toma de decisiones de selección de personal. En su estudio, los autores encontraron que la revisión de referencias puede mejorar significativamente la precisión de las decisiones de selección, proporcionando información valiosa sobre la calidad de la adaptación del candidato al trabajo, sus habilidades sociales y su capacidad para trabajar en equipo.

2.2.5 Selección y contratación del candidato

Una vez que el empleador ha identificado al candidato adecuado para el puesto y se han llevado a cabo las evaluaciones pertinentes, el siguiente paso es hacer una oferta formal de empleo al candidato seleccionado. La oferta de trabajo debe incluir los términos y condiciones específicos del empleo, como el salario, los beneficios, las horas de trabajo y la duración del contrato.

El salario debe ser justo y coherente con el mercado laboral y las responsabilidades del puesto en cuestión. Los beneficios que se ofrecen también son importantes, ya que pueden influir en la decisión del candidato de aceptar o rechazar la oferta de trabajo. Los beneficios pueden incluir seguro de salud, plan de pensiones, tiempo de vacaciones, permisos remunerados, entre otros.

La duración del contrato también debe ser clara en la oferta de trabajo. Dependiendo de la empresa, el contrato puede ser por tiempo indefinido o por un período determinado, por ejemplo, un contrato de un año. Es importante que el candidato entienda exactamente cuál es la duración del contrato para que pueda tomar una decisión informada.

Además de los términos y condiciones del empleo, la oferta de trabajo también debe confirmar que el candidato ha pasado satisfactoriamente las evaluaciones de referencia, evaluación de competencias y cumplimiento de los requisitos establecidos por la empresa. Esto puede ayudar a evitar malentendidos o problemas en el futuro y garantizar que el candidato seleccionado cumpla con los estándares de la empresa. La oferta de trabajo debe ser clara y detallada para que el candidato tenga una comprensión completa de lo que se espera de él y de lo que se ofrece en el trabajo.

Una vez se ha procedido con todos estos pasos y el candidato seleccionado acepta la propuesta planteada, se activará el siguiente proceso dentro de la empresa que es el de Vinculación.

2.3 Competencias

Para entender lo que es la evaluación por competencias es necesario definir que es una competencia, para esto se ha realizado una recopilación de esta definición de varios autores, a continuación, se muestran algunas de las definiciones de este concepto:

Spencer y Spencer (1993) definen las competencias como "las características subyacentes de un individuo que se relacionan causalmente con el desempeño superior en un trabajo o situación".

Boyatzis (1991) define las competencias como "patrones de pensamiento, sentimiento y acción que son necesarios para desempeñarse efectivamente en un trabajo específico".

McClelland (1973) define las competencias como "los atributos subyacentes que se correlacionan con el éxito en el desempeño de un trabajo".

Campion et al. (2011) definen las competencias como "las habilidades, conocimientos, atributos personales y comportamientos que son necesarios para desempeñarse de manera efectiva en un trabajo específico".

Se puede entender entonces que una competencia es una combinación de habilidades, conocimientos, atributos personales y comportamientos que son necesarios para desempeñarse de manera efectiva en un trabajo específico.

Para los ejemplos prácticos que se han planteado en este trabajo se han evaluado ocho competencias que son:

- Orientación al resultado
- Toma de decisiones
- Construcción de relaciones
- Impacto Influencia
- Trabajo en equipo
- Innovación
- Orden y minuciosidad
- Planificación y organización

Para entender su impacto en el proceso de selección de personal, definiremos cada una de estas competencias.

• Orientación al resultado

McClelland (1998) ha definido la competencia de orientación al resultado en términos de tres componentes clave:

Logro: Es el deseo de alcanzar metas desafiantes y excelentes, y de medir el desempeño en función de los resultados logrados. Las personas con alta competencia de orientación al resultado tienen una fuerte motivación para lograr objetivos ambiciosos y para medir su éxito en función de los resultados.

Planificación y seguimiento: Implica la capacidad de planificar con anticipación y establecer metas y objetivos claros. También implica la capacidad de hacer un seguimiento del progreso hacia las metas y realizar ajustes en el camino si es necesario. Las personas con alta competencia de orientación al resultado son eficaces en la planificación y el seguimiento de los resultados y tienen un enfoque sistemático en su trabajo.

Persistencia: La competencia de orientación al resultado también incluye la capacidad de persistir y trabajar duro para lograr los objetivos, incluso cuando se presentan obstáculos o desafíos en el camino. Las personas con alta competencia de orientación al resultado son perseverantes y están dispuestas a enfrentar desafíos para alcanzar sus objetivos.

La orientación al resultado hace referencia a la capacidad de un individuo para establecer y lograr objetivos específicos, enfocándose en los resultados y manteniendo el enfoque en las metas establecidas. La competencia está relacionada con comportamientos como la proactividad, la toma de decisiones, determinación y responsabilidad para lograr resultados en tiempos específicos.

• Toma de decisiones

Spencer y Spencer (1993) definen la competencia de toma de decisiones como:

"La capacidad para identificar y analizar situaciones y problemas complejos, evaluar las opciones disponibles y seleccionar y aplicar soluciones apropiadas de manera efectiva y eficiente, basadas en la consideración de los objetivos organizacionales, los recursos disponibles, los costos y los beneficios".

Según el modelo que desarrollaron, la competencia de toma de decisiones está compuesta por varias habilidades, entre las que se incluyen: Identificar y definir el

problema o situación que requiere una decisión, recopilar y analizar información relevante, generar opciones y evaluar los pros y contras de cada una, tomar decisiones efectivas y eficientes basadas en la consideración de múltiples factores, incluyendo los objetivos organizacionales, los recursos disponibles y las restricciones del entorno y comunicar y aplicar la decisión de manera efectiva.

La presencia de un alto nivel de esta competencia implica poseer la capacidad de analizar situaciones complejas, evaluar opciones y seleccionar soluciones efectivas y eficientes para abordar los problemas o situaciones en el ámbito laboral.

La competencia de toma de decisiones se refiere a la habilidad de una persona para analizar información y opciones disponibles, evaluar las consecuencias potenciales de cada opción y elegir la mejor opción en función de los objetivos y criterios establecidos. Esta competencia implica una combinación de habilidades cognitivas y emocionales, incluyendo la capacidad de evaluar riesgos y beneficios, considerar múltiples perspectivas y opciones, y tomar decisiones efectivas y eficientes.

La toma de decisiones es una habilidad crucial en la vida personal y profesional. Una buena toma de decisiones puede ayudarnos a alcanzar nuestros objetivos, a resolver problemas y a superar obstáculos. Además, una competencia sólida en toma de decisiones puede ser especialmente importante en entornos de trabajo que requieren la capacidad de tomar decisiones rápidas y precisas, como en la gestión empresarial o en los campos de la medicina y la ingeniería.

Construcción de relaciones

Boyatziz (1991) define a la construcción de relaciones como la habilidad de establecer y mantener relaciones de trabajo efectivas y colaborativas con personas de diferentes orígenes y perspectivas. Según su modelo de inteligencia emocional y competencias de liderazgo, la competencia de construcción de relaciones se define de la siguiente manera:

La capacidad de establecer y mantener relaciones de trabajo efectivas, colaborativas e interpersonales con personas de diferentes orígenes y perspectivas. Incluye la habilidad de fomentar un ambiente de apoyo, confianza y colaboración, y de trabajar en equipo para alcanzar los objetivos comunes de la organización.

Spencer & Spencer (1993) definen a la construcción de relaciones como: la habilidad de establecer y mantener relaciones de trabajo efectivas y de calidad con personas que son diferentes a uno mismo, y a través de estas relaciones lograr objetivos importantes para la organización.

Varias definiciones adicionales se pueden obtener de la literatura de esta competencia, todas enfocadas en el mismo objetivo, la capacidad de establecer, construir y mantener una relación. En la empresa esta habilidad debe esta centrada en la capacidad de interactuar con diferentes tipos de personas sin importar su condición para alcanzar los objetivos corporativos.

Algunos factores clave para tomar en cuenta en el desarrollo de esta competencia son:

- Escucha activa
- Comunicación efectiva
- Empatía
- Construcción de confianza
- Resolución de conflictos
- Aceptar la diversidad
- Impacto influencia.

El impacto e influencia hace referencia a la capacidad que tiene un individuo de persuadir o convencer a otro para que acepten y actúen sobre una idea, plan o punto de vista.

Lombardo (1996) uno de los coautores del libro "FYI For Your Improvement: A Guide for Development and Coaching", que se basa en el modelo de "La rueda de

competencias" de Korn Ferry, define esta competencia como: "La habilidad para persuadir y convencer a otros para que apoyen una idea, programa o posición".

Según este modelo, esta competencia es fundamental para el liderazgo y la gestión efectiva de equipos y personas y está asociada con varios comportamientos y habilidades como: Comunicación efectiva y la adaptación del estilo de comunicación, presentación de ideas y argumentos de manera clara y convincente, entendimiento de las necesidades y perspectivas de los demás y ajustar las propias ideas en consecuencia, entre otros.

Spencer y Spencer (1993) definen el impacto e influencia como "la habilidad para persuadir a los demás para que adopten una determinada postura, acepten una idea o emprendan una acción en particular"

Trabajo en equipo

El trabajo en equipo se entiende como la habilidad de colaborar efectivamente con los demás para lograr objetivos comunes. Es una de las competencias más importantes en un contexto laboral, ya que la mayoría de los empleos requieren que las personas trabajen conjuntamente para alcanzar objetivos.

Alles (2011), define la competencia de trabajo en equipo como "la capacidad para trabajar con otros en la consecución de objetivos compartidos, colaborando, escuchando y respetando las ideas de los demás y aportando soluciones que enriquezcan el trabajo en equipo"

Spencer y Spencer (1993) definen la competencia de trabajo en equipo como "la capacidad para trabajar efectivamente con otros en un ambiente de grupo, cooperando y contribuyendo a los objetivos y resultados del equipo".

Estos y otros autores destacan algunas habilidades y comportamientos que debe tener un individuo para esta competencia como: habilidades para la comunicación, la colaboración, así como la capacidad de adaptarse a diferentes estilos y preferencias de trabajo de los demás miembros del equipo, capacidad para

establecer relaciones interpersonales positivas, resolución de conflictos, entre otras.

Innovación

La innovación como competencia es la capacidad de generar ideas nuevas u originales que aporten valor y que puedan ser llevadas a cabo de manera efectiva. Esta competencia involucra tanto la creatividad como la capacidad de implementación y ejecución de las ideas.

McClelland (1973) la define como la capacidad de identificar problemas que requieren soluciones y generar ideas creativas para abordarlos. Según McClelland, esta competencia incluye la capacidad de implementar las ideas innovadoras y llevarlas a la práctica de manera efectiva. La innovación se compone de tres habilidades principales: Identificación de problemas, generación de ideas y la implementación de esas ideas.

Spencer y Spencer (1993) definen la competencia de innovación. Como la capacidad de generar soluciones originales y efectivas a problemas complejos, mediante el uso de técnicas y herramientas creativas y el conocimiento y aplicación de nuevos enfoques y tecnologías. Esta competencia también involucra la capacidad de implementar las ideas innovadoras y llevarlas a cabo con éxito, así como de adaptarse a los cambios y la incertidumbre del entorno

Orden y minuciosidad

Esta competencia hace referencia a la capacidad para organizar y realizar tareas con precisión y meticulosidad de un individuo, implica también la capacidad de planificar y ejecutar tareas en un orden lógico y eficiente, prestando atención a los detalles y manteniendo un alto nivel de precisión en el durante su ejecución.

Alles (2007) define esta competencia (orden y método) como saber estructurar y organizar el trabajo, estableciendo prioridades y asignando los recursos necesarios

para lograr los objetivos". Esta implica ser capaz de planificar y gestionar eficazmente las tareas y proyectos, garantizando una utilización óptima de los recursos y un enfoque en los objetivos y resultados.

Spencer y Spencer (1993) definen esta competencia (orden y calidad) como la capacidad de "organizar el trabajo, hacer las cosas de manera sistemática y con precisión y asegurar que se completan todas las tareas necesarias de manera efectiva y eficiente". Esta competencia implica ser capaz de planificar y estructurar el trabajo de una manera que garantice la calidad y la eficiencia en su realización, asegurando que todas las tareas se completen de manera efectiva y en un plazo establecido.

Algunas de las habilidades y comportamientos asociados con esta competencia son: la planificación y organización, atención al detalle, orientación a la calidad, proactividad, responsabilidad entre otras.

• Planificación y organización

La planificación y organización es importante para la gestión del tiempo de ejecución de tareas, la administración de proyectos o la priorización de tareas cotidianas. Una persona con habilidades sólidas en esta competencia debe ser capaz de establecer objetivos, desarrollar planes de acción detallados, determinar plazos realistas y asegurarse de que los recursos necesarios estén disponibles para llevar a cabo el trabajo de manera efectiva.

Spencer y Spencer (1993) la definen como la capacidad de "organizar el trabajo, establecer prioridades y asignar los recursos necesarios para lograr los objetivos".

Alles (2007) la define como "la capacidad de diseñar, planificar, programar y controlar los proyectos y tareas asignados, utilizando recursos adecuados, de manera eficiente y eficaz".

• Evaluación de competencias.

La evaluación de competencias es el proceso mediante el cual una empresa o un entrevistador va a valorar el desempeño y las habilidades de un individuo en un conjunto de competencias específicas. Para esto la selección de la herramienta de evaluación de competencias es un paso clave en el proceso, ya que determinará en gran medida la calidad y la fiabilidad de los resultados obtenidos.

Existen diferentes herramientas de evaluación de competencias, y la elección de la herramienta adecuada dependerá del tipo de competencias a evaluar, la cantidad de personas, el tiempo y los recursos disponibles, entre otros factores. Algunas de las herramientas de evaluación de competencias más comunes son:

Entrevistas: Consiste en hacer preguntas específicas para evaluar cada competencia. Las entrevistas pueden ser individuales o grupales, y suelen ser realizadas por un evaluador capacitado. Las entrevistas estructuradas tienen la ventaja de permitir una evaluación personalizada y adaptada a las necesidades de cada persona.

Pruebas psicométricas: Son test estandarizados diseñados para medir diferentes aspectos de la personalidad y el comportamiento, como habilidades cognitivas, rasgos de personalidad, aptitudes y preferencias. Las pruebas psicométricas pueden ser aplicadas de manera individual o grupal, y suelen ser administradas por profesionales especializados.

Ejercicios de simulación: Son ejercicios prácticos diseñados para evaluar la capacidad de las personas para aplicar las competencias en situaciones reales. Estos ejercicios pueden incluir dinámicas de grupo, juegos de rol, estudios de caso, entre otros.

Dentro de las entrevistas se puede proceder con métodos de evaluación como el de incidentes críticos.

• Entrevista de Incidentes críticos

La evaluación de competencias por incidentes críticos es una técnica que se aplica en el proceso de reclutamiento y selección. Este enfoque se basa en consultar situaciones relevantes y específicas para el puesto de trabajo, lo que permite una evaluación del desempeño esperado de los candidatos en dichos escenarios.

Su proceso está basado en identificar y evaluar los patrones de comportamiento durante situaciones críticas previamente seleccionadas por su relevancia al puesto y analizar las conductas y habilidades demostradas por los candidatos en dichas situaciones.

Esta evaluación es efectiva porque permite evaluar habilidades y competencias difíciles de medir mediante otras técnicas como cuestionarios o evaluaciones técnicas.

Esta entrevista tiene un procedimiento sencillo que puede resumirse en: identificar las competencias a evaluar, seleccionar las preguntas o incidentes que estarán asociados a esas competencias, durante la entrevista estas preguntas deben salir de forma ordenada y coherente con la conversación para que el entrevistador pueda generarse una valoración global de las respuestas recibidas. Una vez concluida la entrevista el reclutador debe finalizar con la evaluación y valorar al candidato en las competencias.

McClelland fue uno de los pioneros en el estudio de las competencias y su relación con el desempeño laboral de las personas. Propuso que las competencias se podían identificar mediante el análisis de los comportamientos exitosos y fallidos en situaciones reales o simuladas. Estos comportamientos denominados incidentes críticos y reflejan las capacidades subyacentes que posee una persona para lograr un objetivo.

Boyatzis, colaborador de McClelland desarrolló el modelo de competencias genéricas basado en el análisis de incidentes críticos. Según este modelo, las competencias se pueden clasificar en tres grupos: cognitivas, emocionales y sociales. Cada grupo incluye varias dimensiones que se pueden evaluar mediante la observación de los comportamientos del individuo en diferentes contextos.

Spencer y Spencer ampliaron el modelo de competencias genéricas a cinco grupos: motivacionales, intelectuales, interpersonales, personales y directivas. Cada grupo

contiene varias competencias que se definen como patrones habituales de pensamiento, sentimiento o acción que conducen al éxito en una situación determinada. Estos patrones se pueden medir mediante el análisis de incidentes críticos.

Actualmente este método de evaluación de competencias es uno de los más fiables y utilizados por reclutadores durante entrevistas para la evaluación de competencias.

Existen adicionalmente varias pruebas que permiten realizar un acercamiento a la evaluación de competencias a través de los rasgos de personalidad. En esta tesis abordaremos dos pruebas muy conocidos y ampliamente utilizados para evaluar candidatos a un puesto de trabajo: la evaluación DISC (DISC, 2024) y el cuestionario BFQ (BFQ, 2024). Para dar una mayor coherencia en el discurso de esta memoria, la descripción de estos métodos se hace en la sección 4.1.2.

2.4 Investigación operativa y selección de personal

Como se puede apreciar dentro del proceso de reclutamiento y selección de personal existen varias etapas donde es necesario realizar evaluaciones, puntuar y generar un ranking de los candidatos. Para todos estos procesos la investigación operativa ha realizado valiosos aportes para reducir las valoraciones subjetivas y generar métodos que permitan una evaluación más eficiente y que genere mejores resultados al momento de elegir un candidato sobre otro.

El proceso de reclutamiento y selección de personal requiere de una evaluación objetiva y precisa de los candidatos para evitar sesgos y mejorar la calidad de las decisiones de contratación (Tett et al., 1991). Para lograr este objetivo, la investigación operativa ha adaptado varias herramientas y métodos útiles, como el uso de TOPSIS, OWA, AHP, ANP, VIKOR, entre otros.

Estos modelos optimización pueden considerar múltiples factores, como la experiencia laboral, la formación académica y las habilidades personales, para generar un ranking de los candidatos, los modelos matemáticos son útiles para

predecir el éxito de un candidato en el trabajo y para generar un ranking de candidatos en base a diferentes factores relevantes.

Uno de los usos más comunes de estos métodos de optimización es su utilización al momento de evaluar a los candidatos y especialmente al momento de interpretar sus evaluaciones de competencias, ya que la evaluación de competencias es una técnica efectiva para evaluar habilidades blandas, como la capacidad de liderazgo, trabajo en equipo, comunicación efectiva, entre otras habilidades necesarias y sobre todo deseadas por las empresas.

Se ha realizado una extensa revisión de la literatura del uso de métodos de optimización en el proceso de selección de personal, con esta búsqueda se ha generado una tabla con algunas de las más importantes publicaciones en este campo.

Tabla 4. Revisión bibliográfica de métodos de optimización aplicados a la selección de personal.

Título	Año	Autores	Fuzzy	Técnica	Aplicación	Ejemplo	DG
A competence based evaluation and selection problem by fuzzy linguistic computing	2010	Raoudha Mkaouar Hachicha, El Mouloudi Dafaoui, Abderrahman El Mhamedi	Sí	Linguistic Fuzzy TOPSIS	°Z	Employee evaluation and selection	No
Criterio principal:	I	tical knowledge (TK), K-H), Empirical know	Knowledge how (EK-H)	of the existing (KE), Relationship aspect	Theoretical knowledge (TK), Knowledge of the existing (KE), Knowledge of procedures (KP), Procedural know how (PK-H), Empirical know how (EK-H), Relationship aspects (R), Cognitive capacities (CC), Behaviors (B)	res (KP), Procedural les (CC), Behaviors (B)	mom
A fuzzy multicriteria decision-making methodology for selection of human resources in a Greek private bank	2009	Panagiotis V. Polychroniou and Ioannis Giannikos	Sí	Fuzzy TOPSIS Fuzzy AHP	Credit officer	No	Sí
Criterio principal:	Experie	Experience in credit analysis, annual salary request, persona educational background, age, knowledge of foreign languages.	, annual sal. knowledge	ary request, personal of foreign languages.	Experience in credit analysis, annual salary request, personality profile, leadership ability, communication skills, educational background, age, knowledge of foreign languages.	ility, communication s	kills,
A hybrid multi-criteria decision- making model for personnel selection in manufacturing systems	2008	Metin Dağgdeviren	No	ANP + TOPSIS	Qualified machine specialist	No	Sí
Criterio principal:	The ab thinkin	The ability to work in different business units, past expethinking, oral communication skills, and computer skills	nt business u skills, and c	inits, past experience computer skills	The ability to work in different business units, past experience, team player, fluency in a foreign language, strategic thinking, oral communication skills, and computer skills	a foreign language, stra	tegic
A Modified TOPSIS Method Based on D Numbers and Its Applications in Human Resources Selection	2016	Liguo Fei, Yong Hu, Fuyuan Xiao, Luyuan Chen, and Yong Deng	No	D numbers + TOPSIS	Department manager	No	Sí

Language test, Professional test, Safety rule test, Professional skills, Computer skills, Panel interview, 1-on-1 adaptability, communication/interpersonal skill, leadership, risk/crisis management, computer networks, software/software tools, No $_{0}^{N}$ Assessment Center Score, Level of Education, Major at School/University, Stream Match, Length of Time on Stream, Talent Cluster Index, Performance Index, Competence Index, Length of Time on Position Band, Qualification, Experience in years, Salary expecting per month in rupees, Ability to handle different subjects, Si Sí System analyst engineer No No N change Emotional steadiness, oral communication skill, personality, past experience, self-confidence. databases, professional experience, educational background, emerging/new technologies. IT firm, wanted to management/ recruit a CIO externally process in a prominent company in Indonesia Staff selection in an engineering college telecommunication Manager selection $^{
m N}$ change making, Research activities, Technical skills, Communication skills. Fuzzy TOPSIS Fuzzy TOPSIS Fuzzy TOPSIS Fuzzy TOPSIS Fuzzy AHP Fuzzy AHP decision formulation/strategic $\mathbf{S}_{\mathbf{I}}$ Sí Sí Sí Dimitrios Askounis Alecos Kelemenis, P. N. Kamble and Kusumawardani, Naziya Parveen Renny Pradina Xinwang Liu, Mayangsekar Xiuzhi Sang, Jindong Qin Agintiara Disciplinary Sanction interview. Strategy 2010 2015 2018 2015 Criterio principal: Criterio principal: Criterio principal: Criterio principal: Criterio principal: An analytical solution to fuzzy TOPSIS Making in Human Resource Manager A new TOPSIS-based multi-criteria Application of Fuzzy AHP-TOPSIS TOPSIS Method for Staff Selection An Application of Integrated Fuzzy selection for knowledge-intensive and its application in personnel approach to personnel selection Method for Decision Selection Process AHP and Fuzzy enterprise

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexibles

Applying 'TOPSIS' Multi-Criteria Decision Making Method in the Selection of Candidates in an Employee Recruitment and Selection Process	2008 Shadi Osama Samawi	Sí	Fuzzy TOPSIS Fuzzy AHP	°Z	Selection process of employees	S _o
Criterio principal:	Education, Experience, Commitment, Hard Working, Follow-up Abilities, Coordination Skills, Communication Skills.	mitment, F	Hard Working, Follo	w-up Abilities, Coor	dination Skills, Communic	ation
Choosing Project Leader Based on Interval Linguistic TOPSIS and Social Network Technology	CT. Chen and WZ. Hung	Sí	Linguistic Fuzzy TOPSIS	No	Research enterprise wants to promote an employee as a project manager.	Sí
Criterio principal:	Research experiment, Profession skill ability, English ability, Work attribute, Emotion control ability	ion skill abi	llity, English ability, V	Vork attribute, Emoti	on control ability	
Comparison of Multi-Criteria Decision Support Methods (AHP, TOPSIS, SAW & PROMENTHEE) for Employee Placement	M M D Widianta, T Rizaldi , D P S Setyohadi, H Y Riskiawan	No	AHP, SAW TOPSIS PROMENTHEE	No	Prospective new employee	N 0
Criterio principal:	Knowledge, skill, ability, physical condition, attitude.	ical conditi	on, attitude.			
Competency-based selection and assignment of human resources to construction projects	V. Shahhosseini, M.H. Sebt	Sí	Fuzzy AHP ANFIS	No	Project Manager, Engineer, Technician, and Laborer.	No
Criterio principal:	Criterio principal: Technical competencies, Behavioral competencies, Contextual competencies	avioral com	petencies, Contextua	l competencies		

Pablo A. Pinto de la Cadena

Conceptual Applicant Screening Model with Fuzzy Logic in Industrial Organizational Contexts	2015 Dana Balas-Timar, Sonia Ignat	Sí	Fuzzy TOPSIS	No	Technical position in an industrial multinational company	No
Criterio principal:	Motivation, Relevant professional experience, Relevant education	nal experi	ence, Relevant educati	no		
Decision Making in Best Player Selection: An Integrated Approach with AHP and Extended TOPSIS Methods Based on Wefa Freamwork in MAGDM Problem	B. Nikjo, J. Rezaeian, N. Javadian	o N	AHP Extended TOPSIS WeFA	Player selection based on the head coach decision.	°Z	Sí
Criterio principal:	Technical and tactical skills, Experience of professional play, The average number of goals scored per game (due to the Post), Ability to coordinate with the team, Moral and behavioral features, Social prestige (popularity).	sperience with the	of professional play, T	he average number of goa zioral features, Social pres	ols scored per game (ditige (popularity).	ue to
Decision-Making Support in Human Resource Management based on Multi- Objective Optimization	2015 Z.G. Jabrayilova	Sí	Fuzzy TOPSIS	No	State Oil Company of Azerbaijan Republic for proper evaluation of the applicants.	Sí
Criterio principal:	Science and education criteria, behavior and appearance criteria, personal psychological criteria, functional activity criteria, medical criteria.	behavior	and appearance criter	ia, personal psychological	criteria, functional ac	ivity
Designing a fuzzy model for decision support systems in the selection and recruitment process	Sabina Mirzaei 2013 Nobari and Davood Hosein Zadeh	Sí	Fuzzy TOPSIS	No	Applicants in Iran Khodro Company	No
Criterio principal:	Medical, functional characteristics, behavioral and appearance characteristics, personality and psychological factors, science and knowledge characteristic	tics, beha eristic	vioral and appearance	characteristics, personality	y and psychological fa	tors,

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexibles

.0		N 0	Sí],	\
No		<u> </u>		er ski	e Sí
Selection process of employees by assesment evaluation		οN	οN	iage still, compute	Evaluate 4 person's abilities and assign them to the most suitable department according to their competence.
No		Approach tested during the solution of tasks of selecting and recruiting candidates.	A nurse position for a hospital in Turkey.	Experience, reference, easement of access to hospital, demand salary, education, language still, computer skill, personality.	No
TOPSIS		Fuzzy TOPSIS	Fuzzy VIKOR and Fuzzy Design Fuzzy TOPSIS	access to hospital, dema	Hungary assignment Nominal Group Technique TOPSIS
No		S:	S:	ent of	No
Irakli Basheleishvili, Avtandil Bardavelidze	Assessment behavioral process	M. H. Mammadova and Z. G. Jabrayilova	Emre Cevikcan, Selcuk Cebi and Ihsan Kaya	nce, reference, easemulity.	Hossein Safari, Virgilio Cruz- Machado, Amin Zadeh Sarraf, Meysam Maleki
2018	Assessn	2018	2009	Experience, personality.	2014
Development of Human Resource Assessment and Selection Model for Computer System Design	Criterio principal:	Fuzzy Multi-criteria Method to Support Group Decision Making in Human Resource Management	Fuzzy VIKOR and Fuzzy Axiomatic Design Versus to the Fuzzy Topsis: The Application of Candidate Assessment	Criterio principal:	Multidimensional Personnel Selection Through Combination of TOPSIS and Hungary Assignment Algorithm

Pablo A. Pinto de la Cadena

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexibles

Selection of employees in the metal industry based on competences, on the example of a designer position	2015	Katarzyna Skrzypek, Karol Dabrowsk	k, Si	Fuzzy TOPSIS Fuzzy AHP	°Z	Assessment procedure for the selection of the position of the constructor	o _N
A fuzzy multicriteria decision-making methodology for selection of human resources in a Greek private bank	2009	Panagiotis V. Polychroniou and Ioannis Giannikos	S.	Fuzzy TOPSIS Fuzzy AHP	Employees to cover certain employment positions in a Greek commercial bank	N	Sí
Criterio principal:	Experie education	nce in credit analy onal background, ag	sis, annual ge, knowledg	Experience in credit analysis, annual salary request, persona educational background, age, knowledge of foreign languages.	Experience in credit analysis, annual salary request, personality profile, leadership ability, communication skills, educational background, age, knowledge of foreign languages.	ility, communication sk	ills,
Support managers' selection using an extension of fuzzy TOPSIS	2011	Alecos Kelemenis, Kostas Ergazakis, Dimitrios Askounis	SY	Fuzzy TOPSIS	Staff for Greece's largest multinational provider of telecommunications products.	No	Sí
Criterio principal:	Creativi empowe diversit	Creativity/innovation, empowerment/delegation, diversity management, self	problem strategic pla -manageme	solving/decision anning, specific presen nt, professional experie	Creativity/innovation, problem solving/decision making, conflict management/negotiation, empowerment/delegation, strategic planning, specific presentation skills, communication skill, team management, diversity management, self-management, professional experience, educational background	management/negotiation, on skill, team management, nd	ion, ent,
Teachers' recruitment process via MCDM methods: A case study in Bangladesh		C. L. Karmaker and M. Saha	d Sí	Fuzzy TOPSIS Fuzzy AHP	Teacher for a public engineering university of Bangladesh	No	No
Criterio principal:		Knowledge, Ability	of commun	Subject Knowledge, Ability of communication, Discipline, Co-operative, Creative.	operative, Creative.		

Pablo A. Pinto de la Cadena

Attraction principal: Criterio principal: Antucheviciene Antucheviciene Technical ability, General issues like age, behavior, ideology and etc., Ability to work with band (Teamwork), Ability of accommodation to band and genre. Evaluation and the ranking of lecturers for ranking of lecturers for Mamedi Abderrahman Proposing an application model for Sinan Yimaz Proposing an application model for Yuruten, Cagla Ozen, Personnel Rowley Proposing an application model for Yuruten, Cagla Ozen, Personnel No Rose of Blue-Collar Personnel No No Resontance of Personnel No No Resontance of States of Personnel No No Resontance of States of Personnel No No Resontance of States of Personnel No No No Resontance of States of States of States of States of States of No No Resontance of States of States of States of States of No No No Resontance of States of States of States of States of States of No
1
I
al:
2022
Criterio principal: Personal competencies, Personal attitudes, Personal properties, Corporation expectations, Store structre
An Empirical Comparison of the Usefulness Between TOPSIS Method and Fuzzy TOPSIS Method for Personnel Selection Alex Pak Ki Kwok, Z021 Zhao, Hong Zhi, Rong Bin Zhong,

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexibles

		Can Yang, and Ni				position or an	
		Heng Li				editor position	
Criterio principal:	ı	sperience, education ba	ckgroun	d, job-related skills, per	Work experience, education background, job-related skills, personal character, communication skills, resume design.	ation skills, resume d	esign.
Using an Integrated Consistent Fuzzy Preference Relations and Interval		Kemal Gökhan		Consistent Fuzzy Preference Relations (CFPR) -	Promote an engineer to	;	;
Type-2 Fuzzy Topsis Methodology for Personnel Selection and Promotion	7707	Nalbant	77	Interval Type-2 (IT2) Fuzzy TOPSIS	chief engineer	0 N	o Z
Criterio principal:	Activity	Criterio principal: Activity, Fee, Education, Internal Factors, Business Factors.	nal Facto	rs, Business Factors.			
Solving Employee Selection Problem Under Fuzzy-Valued Information	2023	Aynur I. Jabbarova and K. I. Jabbarova	Sí	TOPSIS & Fuzzy TOPSIS	No	Selection process	No
Criterio principal:	Job resp	Criterio principal: Job responsibilities, work discipline, work quality, behavior.	pline, wo	ork quality, behavior.			
Selection of interns for startups: an approach based on the AHP-TOPSIS-2N method and the 3DM computational platform	2022	Claudio de Souza Rocha Junior, Miguel Ângelo Lellis Moreiraa, Marcos dos Santos	No	Selection process for a trainee	No	No	No
A Decision Support System (DSS) for Interview-Based Personnel Selection Using Fuzzy TOPSIS Method	2022	Md. Muzahidul Islam Rahi, A. K. M. Amanat Ullah, and Dr. Md. Golam Rabiul Alam	Sí.	Fuzzy TOPSIS	No	Personnel Selection	No

Pablo A. Pinto de la Cadena

Criterio principal:	Analytical Skills Responsibility, Biasedness Team Spirit, Flexibility, Openness to Criticism Problem Solving Skills, l: Reacting to Stress Leadership, Teamwork, Communication, Time taken Decision-Making, Organizational Skills, Managerial Skills, Work Ethics Integrity, Social Responsibility	ng Skills, nal Skills,
An Integrated Approach of Fuzzy TOPSIS and Graph Theory with Confidence Analysis on Personnel Selection	Mohd Halimi Ab Fuzzy TOPSIS, No Selection Ariffin	Sí
	Emotional steadiness, leadership, self-confidence, communication skill, personality, past experience.	
Port personnel recruitment process based on dynamic capabilities: port managers' priorities vs customer evaluations	Umur Bucak, Mahmut Mollaoglu Si Fuzzy AHP- Port staff recruitment and Mehmet Fatih Dinçer	Sí
Criterio principal:	Experience, Knowledge of the foreign language, Exercising information technologies, Communication skills, Problem-solving, Time management skills, Taking initiative, Analytical the making, Team working, Agility, Customer-oriented, Vocational motivation	Technical skills, iinking, Decision-
Personnel Selection with Multi- Criteria Decision Making Methods in the Ready-to-Wear	Tuğba DANIŞAN, AHP, Personnel Sold Evrencan ÖZCAN, Sí PROMETHEE, No Selection Tamer EREN TOPSIS	No
Criterio principal:	Flexible working, knowledge sharing, learning speed, attention level, reflex speed, openness to innovation, technical competence, disposition to teamwork, paying attention to working hours, problem-solving ability, claiming the institution, paying attention to machine maintenance, machine useability, machine breakdown rate, monthly wages, responsibility	technical ming the ıly wages,

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexibles

		Eduar F. Aguirre					
		González, Victor			Selección de perfiles		
Aplicación de técnicas de decisión		Manuel Vargas F,			para plazas docentes en		
multicriterio para la priorización de	2023	Lewin A. López	No	AHP, TOPSIS	la sede regional de	No	No
perfiles docentes universitarios		López, Julian Patiño			Yumbo de la		
		Rivera, Florencio			Universidad del Valle		
		Candelo E.					
Criterio principal:	Acadér	Criterio principal: Académico, estratégico, científico	fico				

Pablo A. Pinto de la Cadena

Fuente: Elaboración propia.

Capítulo 3

ORDENACIÓN POR SIMILITUD CON UNA SOLUCIÓN IDEAL

La Técnica para Orden de Preferencia por Similitud con la Solución Ideal: (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) conocida por sus siglas como TOPSIS fue propuesta por Ching-Lai Hwang, Kwangsun Yoon en 1981 (Hwang & Yoon, 1981).

Como hemos visto en el Capítulo 1, se trata de un método de agregación compensatorio que compara un conjunto de alternativas valoradas en varios criterios. La condición exigida a estos criterios es que

C1) el objetivo de cada criterio debe ser hallar su máximo o su mínimo, pero no encontrar puntos intermedios.

Además, como en la gran mayoría de métodos multicriterio, la normalización suele ser necesaria, ya que los criterios suelen tener dimensiones incongruentes. En este capítulo mostraremos que el método sigue siendo igualmente válido, aunque no se verifique la condición (C1) siempre que utilicemos funciones de normalización adecuadas.

La elección del método TOPSIS frente a otros se debe a que presenta varias propiedades útiles para el tratamiento de Recursos Humanos, como son las siguientes:

- a) Se utilizan argumentos lógicos que son racionales y fáciles de entender.
- b) Los cálculos implicados son sencillos y rápidos, con lo que personas poco acostumbradas a los métodos cuantitativos pueden seguirlos sin dificultad.
- c) el coste computacional es muy bajo.
- d) La opinión de los decisores se utiliza en el proceso a través de los pesos.
- e) Establece una ordenación fácil de interpretar.

No obstante, el método presenta algunos inconvenientes que muestran la necesidad de una parte de este capítulo:

- a) Los resultados son dato-dependientes, es decir si se incorporan nuevas alternativas, la ordenación puede cambiar sustancialmente.
- b) El método de ordenación puede depender de la normalización y la distancia empleada sobre todo cuando las alternativas son muy próximas.

En su versión original, TOPSIS no es apropiado para ordenar criterios valorados de forma cualitativa, en Liern et al (2020) se dan herramientas para trabajar aplicar TOPSIS cuando los datos son cualitativos.

Este capítulo se divide en dos partes: la primera recoge los algoritmos de TOPSIS con diferentes tipos de valoraciones: números reales, intervalos o números borrosos; en la segunda parte se proporcionan resultados que permiten modificar todos los inputs del método: la distancia utilizada, la normalización, el vector de pesos. Además, se estudia la relación con otros métodos de agregación como la media ponderada o el método MOORA.

3.1. Algoritmos de TOPSIS

En este apartado mostraremos los algoritmos del método TOPSIS en tres escenarios diferentes, según se proporciones las valoraciones de los criterios:

(a) con valoraciones ciertas dadas con números reales (TOPSIS clásico),

- (b) con valoraciones dadas total o parcialmente con intervalos (TOPSIS con intervalos),
- (c) con valoraciones dadas con números borrosos (TOPSIS borroso).

El algoritmo para el caso (a) es el original dado en Hwang y Yoon (1981), mientras que para los otros casos conviven varios algoritmos con pequeñas variaciones entre ellos (Shih & Olson, 2022). Aquí presentaremos las versiones cuyo uso es más extendido, que son las que utilizaremos en las aplicaciones de la segunda parte de esta memoria.

3.1.1. TOPSIS clásico

En el trabajo original (Hwang & Yoon, 1981), los pasos del método TOPSIS fueron los siguientes:

Paso 1. Generar la matriz de decisión (D): Esta matriz contiene la información de los **n** candidatos evaluados en **m** criterios.

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}$$
(3.1)

Paso 2. Construir la matriz normalizada $N = [t_{ij}]$, donde

$$t_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt[2]{\sum_{1}^{n} x_{ij}^{2}}}, \quad 1 \le i \le n, \quad 1 \le j \le m.$$
 (3.2)

Paso 3. Construir la matriz pesada y normalizada D_1 usando el vector de pesos $\mathbf{w} = (w_1, w_2, ..., w_m), \ w_j \ge 0, \ \sum_{j=1}^m w_j = 1$, se calcula $r_{ij} = w_j t_{ij}$, $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$, i. e.,

$$\mathbf{D}_{2} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & r_{nm} \end{bmatrix}$$
(3.3)

Paso 4. Calcular la solución ideal, $I = (I_1, I_2, ..., I_m)$, y la solución anti-ideal, U = $(U_1, U_2, ..., U_m)$:

$$I = \begin{cases} \max_{1 \le i \le n} r_{ij}, & j \in J \\ \min_{1 \le i \le n} r_{ij}, & j \in J' \end{cases} \qquad 1 \le j \le m,$$

$$U = \begin{cases} \min_{1 \le i \le n} r_{ij}, & j \in J \\ \max_{1 \le i \le n} r_{ij}, & j \in J' \end{cases} \qquad 1 \le j \le m,$$

$$(3.4)$$

$$U = \begin{cases} \min_{1 \le i \le n} r_{ij}, & j \in J \\ \max_{1 \le i \le n} r_{ij}, & j \in J' \end{cases} \qquad 1 \le j \le m, \tag{3.5}$$

donde J representa los criterios a maximizar y J'los criterios a minimizar.

Paso 5. Calcular la distancia entre cada alternativa y las soluciones ideal y antiideal:

$$d(A_i, I) = d_i^+ = \sqrt[2]{\sum_{j=1}^m (r_{ij} - I_j)^2}, , \qquad 1 \le i \le n. \quad (3.6)$$

$$d(A_i, U) = d_i^- = \sqrt[2]{\sum_{j=1}^m (r_{ij} - U_j)^2}, \qquad 1 \le i \le n. \quad (3.7)$$

Paso 6. Calcular similitud relativa de cada alternativa:

$$R_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+}, \qquad 1 \le i \le n. \tag{3.8}$$

Paso 7. Ordenar las alternativas por el valor de R_i .

Definición 3.9. Dado el conjunto de alternativas evaluadas $\{P_i\}_{i=1}^n$ y sus similitudes relativas $\{R_i\}_{i=1}^n$, se tiene que:

$$P_i$$
 mejor que P_j $(P_i > P_j) \leftrightarrow R_i > R_j$,
 P_i es equivalente a P_j $(P_i \approx P_j) \leftrightarrow R_i = R_j$, (3.9)
 P_i es peor que P_j $(P_i < P_j) \leftrightarrow R_i < R_j$.

En este método la normalización propuesta es la vectorial (cada dato se divide por la norma euclídea del vector columna) aunque, como veremos en la segunda parte de este capítulo hay muchos autores que proponen otra normalización. Lo mismo ocurre con la distancia usada en el Paso 5. En el trabajo original se propone la distancia euclídea, pero, como veremos más adelante, existen otras muchas propuestas.

3.1.2. TOPSIS con intervalos

El TOPSIS puede aplicarse también cuando las valoraciones no están dadas por números reales sino con intervalos. Este tipo de valoraciones son muy habituales cuando, por ejemplo, se pregunta si un servicio prestado ha sido muy bueno, bueno, normal, malo o muy malo. En este caso, cada una de las opciones cualitativas que podemos elegir se traduce a un intervalo, por ejemplo, 'muy bueno' sería el intervalo [8,10], 'bueno' sería el intervalo [6,8] y así sucesivamente (Domingo Belcos, 2022).

En esta memoria seguiremos la propuesta de G. R. Jahanshahloo, L. F Hosseinzadeh y M. Izadikhah (2006), que consta de los siguientes pasos:

Paso 1. Dadas las valoraciones (en intervalos) de **n** alternativas en **m** criterios, construir la matriz de decisión:

$$\mathbf{D} = ([x^{L}_{ij}, x^{R}_{ij}])_{nxm} \tag{3.10}$$

Supongamos m_1 criterios en los que se busca tener la máxima puntuación posible y m_2 criterios en los que se busca la menor, es decir que $J=\{1,2,\dots,m_1\}$ son los criterios a maximizar y que $J=\{m_1+1,m_1+2,\dots,m\}$ son los criterios a minimizar.

Paso 2. Construir la matriz de decisión normalizada. Calcular

$$r_{ij}^{L} = \frac{x_{ij}^{L}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_{ij}^{L})^{2} + \sum_{i=1}^{n} (x_{ij}^{R})^{2}}}, \qquad 1 \le i \le n, \quad 1 \le j \le m, \quad (3.11)$$

$$r_{ij}^{R} = \frac{x_{ij}^{R}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_{ij}^{L})^{2} + \sum_{i=1}^{n} (x_{ij}^{R})^{2}}}, \quad 1 \le i \le n, \quad 1 \le j \le m. \quad (3.12)$$

La matriz de decisión normalizada $R = ([r^L_{ij}, r^R_{ij}])_{nxm}$

Paso 3. Construir la matriz de decisión pesada y normalizada. Dado el vector de pesos $\mathbf{w} = (w_1, w_2, ..., w_m), \ w_j \ge 0, \ \sum_{j=1}^m w_j = 1$, se calcula

$$T = \left(\bar{v}_{ij} := \left[\frac{w_j}{2} r_{ij}^L, \frac{w_j}{2} r_{ij}^R\right]\right)_{n \times m}, \quad 1 \le i \le n, \quad 1 \le j \le m, \quad (3.13)$$

y se construye la matriz $T = (\bar{v}_{ij})_{nxm}$.

Paso 4. Determinar ideal y anti-ideal. El conjunto ideal positivo A⁺ y el conjunto ideal negativo A⁻ se calculan de la siguiente forma:

$$A^{+} = \{v_{1}^{+}, \dots, v_{m}^{+}\} = \{\max_{i} \bar{v}_{i1}, \dots, \max_{i} \bar{v}_{im_{1}}, \min_{i} \bar{v}_{im_{1}+1}, \dots, \min_{i} \bar{v}_{im}\}$$
(3.14)
$$= \{\max_{i} v_{i1}^{R}, \dots, \max_{i} v_{im_{1}}^{R}, \min_{i} v_{im_{1}+1}^{L}, \dots, \min_{i} v_{im}^{L}\}$$

$$A^{-} = \{v_{1}^{-}, \dots, v_{m}^{-}\} = \{\min_{i} \bar{v}_{i1}, \dots, \min_{i} \bar{v}_{im_{1}}, \max_{i} \bar{v}_{im_{1}+1}, \dots, \max_{i} \bar{v}_{im}\}$$
(3.15)
$$= \{\min_{i} v_{i1}^{R}, \dots, \min_{i} v_{im_{1}}^{R}, \max_{i} v_{im_{1}+1}^{L}, \dots, \max_{i} v_{im}^{L}\}$$

Paso 5. Calcular las medidas de separación con el ideal y el anti-ideal:

$$\delta_i^+ = \left\{ \sum_{j=1}^{m_1} (v_{ij}^L - v_j^+)^2 + \sum_{j=m_1+1}^m (v_{ij}^R - v_j^+)^2 \right\}^{\frac{1}{2}}, \quad 1 \le i \le n, \quad (3.16)$$

$$\delta_{i}^{-} = \left\{ \sum_{j=1}^{m_{1}} (v_{ij}^{R} - v_{j}^{-})^{2} + \sum_{j=m_{1}+1}^{n} (v_{ij}^{L} - v_{j}^{-})^{2} \right\}^{\frac{1}{2}}, \quad 1 \leq i \leq n, \quad (3.17)$$

Paso 6. Calcular similitud relativa de cada alternativa:

$$S_i = \frac{\delta_i^-}{\delta_i^- + \delta_i^+}, \qquad 1 \le i \le n. \tag{3.18}$$

Paso 7. Ordenar las alternativas por el valor de S_i .

Definición 3.2. Dado el conjunto de alternativas $\{P_i\}_{i=1}^n$ evaluadas con intervalos y sus similitudes relativas $\{S_i\}_{i=1}^n$, se tiene que:

$$P_i$$
 mejor que P_j $(P_i > P_j) \leftrightarrow S_i > S_j$,
 P_i es equivalente a P_j $(P_i \approx P_j) \leftrightarrow S_i = S_j$, (3.19)
 P_i es peor que P_j $(P_i < P_j) \leftrightarrow S_i < S_j$.

3.1.3. TOPSIS borroso

La versión TOPSIS con números borrosos (FTOPSIS) fue propuesta por Chen y Hwang (1992). Sus diferentes enfoques e implementaciones han sido ampliamente estudiados (Chen, 2000; Chen & Lee, 2010; Chen & Tsao, 2008) debido a la gran popularidad de esta técnica de clasificación. Aquí seguiremos el algoritmo propuesto en López García (2023) que tiene los siguientes pasos:

Paso 1. Generar la matriz de decisión donde cada alternativa ha sido valorada en cada criterio con un número borroso $\tilde{x}_{ij} = \left(x_{ij}^L, x_{ij}^R; \alpha_{ij}^L, \alpha_{ij}^R\right)_{LR}$,

$$\mathbf{D} = [\tilde{x}_{ij}]_{nxm} \tag{3.20}$$

Paso 2. Construir la matriz normalizada $N = [\tilde{n}_{ij}]_{nxm}$.

Nótese que con las operaciones definidas en la Sección 1.1.2, bastaría con hacer $\tilde{n}_{ij} = \tilde{x}_{ij} / \sum_{i=1}^{n} \tilde{x}_{ij}$ o $\tilde{n}_{ij} = \tilde{x}_{ij} / \max_{i} \tilde{x}_{ij}$, por ejemplo, para que los datos estuviesen normalizados.

Paso 3. Construir la matriz pesada y normalizada T usando el vector de pesos $\widetilde{\boldsymbol{w}} = (\widetilde{w}_1, \widetilde{w}_2, ..., \widetilde{w}_m)$, donde $\widetilde{w}_j = (w_j^L, w_j^R; \beta_j^L, \beta_j^R)_{LR}$, $1 \le j \le m$,

$$T = [\tilde{r}_{ij} = \tilde{w}_i \tilde{n}_{ij}]_{nxm}$$
 (3.21)

Paso 4. Calcular la solución ideal, $\tilde{I} = (\tilde{I}_1, \tilde{I}_{2}, ..., \tilde{I}_m)$, y la solución anti-ideal, $\tilde{U} = (\tilde{U}_1, \tilde{U}_{2}, ..., \tilde{U}_m)$:

$$\widetilde{I} = \begin{cases}
\widetilde{\max} \ \widetilde{r}_{ij}, & j \in J \\
\widetilde{\min} \ \widetilde{r}_{ij}, & j \in J'
\end{cases} \qquad 1 \le j \le m,$$
(3.22)

$$\tilde{I} = \begin{cases}
\widetilde{\max} & \tilde{r}_{ij}, \quad j \in J \\
\widetilde{\min} & \tilde{r}_{ij}, \quad j \in J'
\end{cases} \qquad 1 \leq j \leq m, \qquad (3.22)$$

$$\tilde{U} = \begin{cases}
\widetilde{\min} & \tilde{r}_{ij}, \quad j \in J \\
\widetilde{\min} & \tilde{r}_{ij}, \quad j \in J \\
\widetilde{\max} & \tilde{r}_{ij}, \quad j \in J'
\end{cases} \qquad 1 \leq j \leq m, \qquad (3.23)$$

donde J representa los criterios a maximizar y J'los criterios a minimizar.

Paso 5. Calcular la distancia entre cada alternativa y las soluciones ideal y antiideal:

$$\widetilde{D}(A_i, I) = \widetilde{D}_i^+ = \sqrt[2]{\sum_{j=1}^m (\widetilde{r}_{ij} - \widetilde{I}_j)(\widetilde{r}_{ij} - \widetilde{I}_j)}, \qquad 1 \le i \le n.$$
 (3.24)

$$\widetilde{D}(A_i, I) = \widetilde{D}_i^+ = \sqrt[2]{\sum_{j=1}^m (\widetilde{r}_{ij} - \widetilde{I}_j)(\widetilde{r}_{ij} - \widetilde{I}_j)}, \qquad 1 \le i \le n.$$

$$\widetilde{D}(A_i, U) = \widetilde{D}_i^- = \sqrt[2]{\sum_{j=1}^m (\widetilde{r}_{ij} - \widetilde{U}_j)(\widetilde{r}_{ij} - \widetilde{U}_j)}, \qquad 1 \le i \le n.$$

$$(3.24)$$

Paso 6. Calcular similitud relativa de cada alternativa:

$$\tilde{R}_i = \frac{\tilde{D}_i^-}{\tilde{D}_i^- + \tilde{D}_i^+}, \qquad 1 \le i \le n. \tag{3.26}$$

Paso 7. Ordenar las alternativas por el valor de \tilde{R}_i .

A pesar de que es posible ordenar los números borrosos (ver Sección 1.1.3), el Paso 7 puede ser uno de los puntos débiles del método, puesto que no siempre existe una ordenación global.

Definición 3.3. Dado el conjunto de alternativas $\{P_i\}_{i=1}^n$ evaluadas con intervalos y sus similitudes relativas $\{\tilde{R}_i\}_{i=1}^n$, se tiene que:

$$P_i$$
 mejor que P_j $(P_i > P_j) \leftrightarrow \tilde{R}_i > \tilde{R}_j$,
 P_i es equivalente a P_j $(P_i \approx P_j) \leftrightarrow \tilde{R}_i = \tilde{R}_j$, (3.27)
 P_i es peor que P_j $(P_i < P_j) \leftrightarrow \tilde{R}_i < \tilde{R}_j$.

3.2. Modificaciones y extensiones del método TOPSIS

En esta sección revisaremos cómo afecta a la decisión la elección de cada uno de los procesos del método TOPSIS. En concreto, revisaremos la elección de la distancia utilizada, la normalización y el vector de pesos. Pero además, se estudia la relación con otros métodos de agregación como la media ponderada o el método MOORA. Esto se hace no sólo por analizar propiedades matemáticas, sino que al ser el objetivo de esta memoria claramente práctico, necesitamos la comparación con medidas tradicionales de agregación. Es habitual que las secciones o empresas de Recursos Humanos, una vez valorados las personas a las que afecta una decisión de la empresa, recurran a una media ponderada para obtener puntuaciones personalizadas. Se trata de comprobar que al aplicar TOPSIS no se está haciendo algo radicalmente diferente, pero que, con los Métodos Multicriterio, la de decisión se ajusta mucho mejor a los datos.

3.2.1. Revisión de la función distancia

El uso de una distancia adecuada puede ser decisivo para tomar una decisión beneficiosa. Cuando se pregunta a alguien ¿a cuánto está Quito de Guayaquil?, la respuesta podría ser, por ejemplo, "aproximadamente siete horas" o "aproximadamente 400 km". Aunque en Matemáticas el intervalo de tiempo no suele considerarse una distancia, lo cierto es que en la vida cotidiana ambas se usan como una distancia. De hecho, el diccionario de la Real Academia Española, en su primera acepción, dice que *distancia* es el "espacio o intervalo de lugar o de tiempo que media entre dos cosas o sucesos".

La aparente ambigüedad entre tiempos y espacios aún se hace más llamativa cuando para desplazarse a un lugar situado a pocos kilómetros, por la orografía, las condiciones del tráfico, la disposición de las calles, etc., se requiere mucho más tiempo que para ir a otro mucho más alejado. De acuerdo con J. Gómez (2011), cuando alguien piensa en el trayecto de su casa al trabajo,

"lo dibuja en su mente de manera geométricamente ideal, a veces incluso casi en línea recta; y la realidad no es geométricamente ideal [...]. Los cálculos están determinados porque las manzanas de casas no

son perfectamente cuadradas, los cruces de las calles no describen ángulos rectos o perfectos ···¿Significa eso que es imposible diseñar un buen trayecto para ir a trabajar por la mañana?"

Evidentemente esto no es así, pero la distancia euclídea no parece la más adecuada para medir distancias en las ciudades. A principios del siglo pasado, propuso la Hermann Minkowski (1864 - 1909) propuso una distancia mucho más útil para ese cometido, la conocida como distancia Manhattan, distancia taxicab o distancia de Minkowski.

En Liern (2022) se propone la Figura 5 para mostrar la utilidad de elegir una distancia adecuada. La figura representa el plano de una ciudad y los recuadros en gris son edificios. La distancia que deberíamos recorrer para ir del punto P=(1,1) a Q=(3,4), calculada con la distancia euclídea sería $d(P,Q)=\sqrt{2^2+3^2}=\sqrt{13}$, pero aceptar esta distancia supone atravesar edificios. Sin embargo, la distancia Manhattan mide el recorrido real sin atravesar edificios $d_T(P,Q)=|2|+|3|=5$ unidades.

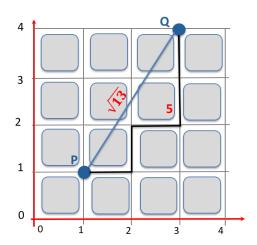


Figura 5. Distancias euclídea y Manhattan entre los puntos P y Q. Fuente: Liern, V. (2022).

El hecho de pasar de la distancia euclídea a la distancia Manhattan puede suponer modificaciones en la toma de decisiones puesto que el método TOPSIS se fundamenta en un cociente de distancias a dos puntos fijos, por lo tanto, la elección de la función distancia puede influir decisivamente.

Para ver la importancia de la distancia elegida en la toma de decisiones, vamos a considerar que los puntos AI=(0, 0) e Id=(0.6, 0.8) son el anti-ideal e ideal (respectivamente) del método TOPSIS. Para los puntos P que equidistan de AI e Id, d(AI, P) = d(Id, P), la proximidad relativa del método TOPSIS es 0.5.

$$R_P = \frac{d(AI, P)}{d(AI, P) + d(I, P)} = 0.5.$$
 (3.28)

Los puntos que verifican (3.28) constituyen la frontera entre los que están más alejados del ideal que del anti-ideal y los que están menos alejados.

Si la distancia que utilizamos es la euclídea, los puntos equidistantes son los del conjunto \mathcal{P}_1 (ver Figura 6),

$$\mathcal{P}_1 = \left\{ \left(x, \frac{1}{8} (5 - 6x) \right), \ x \in \mathbb{R} \right\}$$

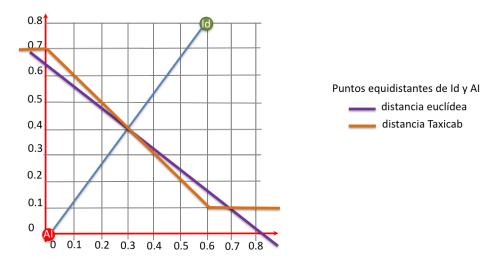


Figura 6. Representación de los puntos equidistantes de Id y de AI. Fuente: Liern, V. (2022).

Con la distancia Manhattan, los puntos equidistantes son los del conjunto \mathcal{P}_2

$$\mathcal{P}_2 = \{(x, 0.7 - x), x \in [0, 0.6]\} \cup \{(x, 0.7), x < 0\} \cup \{(x, 0.1), x > 0.6\}.$$

Como puede verse en la Figura 6, los conjuntos \mathcal{P}_1 y \mathcal{P}_2 no son iguales.

A continuación comprobamos las repercusiones de este hecho en la toma de decisiones.

Ejemplo 3.1. Consideramos 5 aspirantes a un puesto de trabajo que han sido valorados (del 0 al 10) en 4 criterios como se muestra en las columnas 2-5 de la Tabla 5. Los dos primeros criterios son a maximizar y el resto a minimizar. El peso relativo de los criterios es

$$w_1 = 0.3$$
, $w_2 = 0.2$, $w_3 = 0.35$, $w_4 = 0.15$.

Tabla 5. Resultados con TOPSIS con distancia euclídea y distancia Manhattan.

Candidato	Competencias			ias	Dist. euclídea			Dist. Manhattan		
	C_1	C_2	C_3	C_4	$d^{\scriptscriptstyle +}$	d-	$R_{\rm i}$	$d^{\scriptscriptstyle +}$	d-	$R_{\rm i}$
P ₁	7	6	5	5	0.0919	0.1552	0.6281	0.180	0.230	0.561
P_2	8	6	9	2	0.1820	0.1172	0.3916	0.245	0.165	0.402
P_3	9	7	7	7	0.1306	0.1404	0.5181	0.200	0.210	0.512
P_4	5	7	4	4	0.1253	0.1818	0.5920	0.170	0.240	0.585
P_5	5	8	7	7	0.1762	0.0806	0.3139	0.300	0.110	0.268

Fuente: Elaboración propia.

Si se resuelve este ejemplo con TOPSIS considerando que la matriz de decisión es las formada por las columnas 2-5 de la Tabla 5.

a) Si se resuelve con la distancia euclídea, la ordenación es

$$P_1 > P_4 > P_3 > P_2 > P_5$$
.

b) Si se resuelve con la distancia Manhattan, la ordenación es

$$P_4 > P_1 > P_3 > P_2 > P_5$$
.

Es decir que los dos primeros puestos están permutados y los otros tres tienen el mismo orden con las dos distancias.

En este apartado sólo hemos tratado las consecuencias de cambiar la distancia euclídea por la distancia Manhattan porque son las más utilizadas con el método TOPSIS, pero, evidentemente, podría haberse hecho algo similar con otras muchas distancias

3.2.2. Revisión de las normalizaciones

En esta sección asumimos de dos ideas que hacen aconsejable una revisión de las técnicas para normalizar los datos:

- a) Para todos los criterios no tiene por qué utilizarse la misma normalización, de hecho, es preferible utilizar la más adecuada para cada uno (ver, por ejemplo, Cables *et al.*, 2016 y Acuña-Soto *et al.*, 2021).
- b) De acuerdo con Liern (2018), normalizar los datos es cualquier transformación que los traslade a un intervalo específico, habitualmente [0, 1], y los haga adimensionales, de manera que los datos de diferentes unidades o magnitudes puedan compararse y ponderarse.

En esta sección trataremos la normalización de datos expresados mediante números reales y mediante intervalos estructurados en matrices. Para adaptarlos al lenguaje del análisis de decisión multicriterio (MCDA), los dispondremos en n alternativas, A_i , $1 \le i \le n$, (filas) valoradas en m criterios, C_j , $1 \le j \le m$, (columnas) en alguno de los casos siguientes:

a) Expresados con números reales $x_{ij} \ge 0$, $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$, como se muestra en la Tabla 6.

Tabla 6. Datos expresados con números reales.

			Criterios	
Alternativas	C_1	C_2	•••	C_m
A_1	<i>x</i> ₁₁	<i>x</i> ₁₂	•••	x_{1m}
A_2	<i>x</i> ₂₁	x_{22}	•••	x_{2m}
A_n	x_{n1}	x_{n2}		x_{nm}

Fuente: Elaboración propia.

b) Expresados con intervalos $\bar{x}_{ij} = [x_{ij}^L, x_{ij}^R]$, $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$, como se muestra en la Tabla 7.

Tabla 7. Datos expresados con intervalos.

			Criterios	
Alternativas	C_1	C_2	•••	\mathcal{C}_m
A_1	$[x_{11}^L, x_{11}^R]$	$[x_{12}^L, x_{12}^R]$	•••	$[x_{1m}^L, x_{1m}^R]$
A_2	$[x_{11}^{L}, x_{11}^{R}]$ $[x_{21}^{L}, x_{21}^{R}]$	$[x_{22}^L, x_{22}^R]$	•••	$\left[x_{2m}^L,x_{2m}^R\right]$
A_n	$[x_{n1}^L, x_{n1}^R]$	$[x_{n2}^L,x_{n2}^R]$	•••	$\left[x_{nm}^L,x_{nm}^R\right]$

Fuente: Elaboración propia

Para facilitar la notación, los conjuntos de datos se expresan como

$$S = \left\{ x_{ij} \in \mathbb{R}, \ 1 \le i \le n, \ 1 \le j \le m \right\},$$

$$\bar{S} = \left\{ \left[x_{ij}^L, x_{ij}^R \right] \subset \mathbb{R}, \ 1 \le i \le n, \ 1 \le j \le m \right\}.$$

$$(3.29)$$

y el conjunto de intervalos cerrados de \mathbb{R} lo expresamos de la forma siguiente:

$$\mathcal{I}^{C}(\mathbb{R}) = \{ [x^{L}, x^{R}] \subset \mathbb{R}, \quad x^{L} \le x^{R} \}. \tag{3.30}$$

Además, cuando sea necesario, expresaremos cada fila de las tablas 6 y 7 con notación vectorial.

$$\begin{aligned} x_i &= (x_{i1}, x_{i2}, \dots x_{im}), & 1 \leq i \leq n \\ \bar{x}_i &= ([x_{i1}^L, x_{i1}^R], [x_{i2}^L, x_{i2}^R], \dots [x_{im}^L, x_{im}^R]), & 1 \leq i \leq n \end{aligned}$$
 (3.31)

Normalización de números reales

Definición 3.4. Una normalización real es una aplicación $N: \mathbb{R} \to [0, 1]$, de manera que N(x) es adimensional.

A pesar de que la Definición 3.4 no exige condiciones a la función N, lo cierto es que en la práctica suele imponerse alguna condición al operar sobre el conjunto de datos a tratar, como son monotonía, continuidad, etc. Por esta razón, normalmente se analizan las normalizaciones restringidas al conjunto de datos $N: \mathcal{S} \subset \mathbb{R} \to [0,1]$.

A continuación presentamos una clasificación de los métodos de normalización más utilizados, mostrando algunos ejemplos para datos $x_{ij} \ge 0$, $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$ (ver por ejemplo, Shih *et al.* (2007) para N_5 , Jahan *et al.* (2012) para N_6 y Ouenniche *et al.* (2018) para el resto).

Ouenniche
$$et~al.~(2018)$$
 para el resto).
$$N(x_{ij}) = \begin{cases} (A) \\ No~se~basan \\ en~dispersión \end{cases} \begin{cases} (N_1)~n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_{ij}^2}} \\ (N_2)~n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max_{i} x_{ij}} \\ (N_3)~n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^n x_{ij}} \end{cases}$$

$$(N_4)~n_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_{i} x_{ij}}{\max_{i} \max_{i} x_{ij} - \min_{i} x_{ij}}$$

$$Se~basan~en~dispersión \end{cases}$$

$$\begin{cases} N_5 n_{ij} = 1 - \frac{|x_{ij} - t_{ij}|}{\max_{i} \max_{i} x_{ij}, t_{ij} - \min_{i} (\min_{i} x_{ij}, t_{ij})} \\ t_{j}~es~un~dato~externo~(target~value~de~j) \\ (N_6)~n_{ij} = e^{-\frac{z_{ij}^2}{2}},~z_{ij} = \frac{x_{ij} - t_{ij}}{\sigma_{j}}, \\ t_{j}~un~dato~externo~y~\sigma_{j}~la~desviación~típica \end{cases}$$

Cuando los datos se normalizan para utilizarlos en problemas de análisis de decisión multicriterio (MCDA), muchos autores prefieren que todos los criterios tengan la misma dirección de optimización, es decir que en todos se busque el máximo o en todos se busque el mínimo y esto se puede conseguir con la normalización de los datos (Ouenniche *et al.*, 2018). Para invertir la dirección no hay más que tener en cuenta la Proposición 3.1.

Proposición 3.1. Si $N: \mathbb{R} \to [0,1]$ es una normalización real, $\widehat{N}(x) = 1 - N(x)$ es una normalización real.

Por propia construcción, si $N(x) \ge N(y)$, entonces $\widehat{N}(x) \le \widehat{N}(y)$, pero la Proposición 3.1 no es la única opción que permite invertir la dirección de optimización. Por ejemplo, si los datos verifican $x_{ij} > 0$, $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$, en Ouenniche *et al.* (2018) para las normalizaciones N_1 y N_3 se propone

$$(\widehat{N}_1) \quad \widehat{n}_{ij} = \frac{1/x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (1/x_{ij})^2}}, \qquad (\widehat{N}_3) \quad \widehat{n}_{ij} = \frac{1/x_{ij}}{\sum_{i=1}^{n} 1/x_{ij}}, \tag{3.33}$$

porque mantienen las propiedades de N_1 y N_3 , es decir, \widehat{N}_1 verifica $\sum_{i=1}^n \widehat{n}_{ij}^2 = 1$ y \widehat{N}_3 verifica $\sum_{i=1}^n \widehat{n}_{ij} = 1$.

En este trabajo analizaremos las normalizaciones N_k dadas en (3.32), pero el estudio para \widehat{N}_k sería similar.

Para comprobar la diferencia entre los seis ejemplos de normalización dados en (4), vamos a mostrar cómo actúan sobre un conjunto de datos sencillo.

Ejemplo 3.2. Consideramos el conjunto de datos $\{x_{11}=4.02, x_{21}=4.03, x_{31}=4.08, x_{41}=4.09, x_{51}=4.05, x_{61}=4.02, x_{71}=4.06\}$. Vamos a normalizarlos teniendo en cuenta las normalizaciones que aparecen en (4). Para N_5 y N_6 se necesita conocer un dato externo, t_1 , con el que se compara el resto de los datos. En este caso, supondremos que $t_1=4.07$.

En la Tabla 8 se muestran los resultados de las seis normalizaciones.

Tabla 8. Normalizaciones de los datos del Ejemplo 3.2.

Datos	Normalizaciones							
	N_1	N_2	N_3	N_4	N_5	N_6		
4.02	0.375157	0.982885	0.141799	0.000000	0.285714	0.209611		
4.03	0.376090	0.985330	0.142152	0.142857	0.428571	0.367879		
4.08	0.380756	0.997555	0.143915	0.857143	0.857143	0.939413		
4.09	0.381689	1.000000	0.144268	1.000000	0.714286	0.778801		
4.05	0.377957	0.990220	0.142857	0.428571	0.714286	0.778801		
4.02	0.375157	0.982885	0.141799	0.000000	0.285714	0.209611		
4.06	0.378890	0.992665	0.143210	0.571429	0.857143	0.939413		

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 7 se puede observar claramente cómo las normalizaciones N_1 , N_2 y N_3 , que no tienen en cuenta la dispersión entre los datos, guardan la proporcionalidad y muestran un gráfico similar al de los datos, mientras que con el resto no es así. Esto nos indica que N_4 , N_5 y N_6 pueden no ser adecuadas para series de datos con poca dispersión, o como veremos más adelante dependerá mucho de la elección que se haga de t_1 . Por ejemplo, en Morante (2018) se muestra por qué no suelen utilizarse para normalizar la velocidad de la fibra óptica de los hogares, que suele ser bastante estable.

Por otro lado, en las figuras 7 y 8 se puede observar que las normalizaciones N_5 y N_6 no mantienen el orden habitual de los números reales (no son monótonas). Por ejemplo, $N_5(0.06) > N_5(0.09)$, mientras que $N_5(0.02) < N_5(0.03)$ y $N_6(0.06) > N_6(0.09)$, mientras $N_6(0.02) < N_6(0.03)$.

Además de las características que se pueden observar directamente, es útil saber cómo se comportan las normalizaciones ante la ampliación o reducción del conjunto de datos. A continuación analizaremos estos casos.

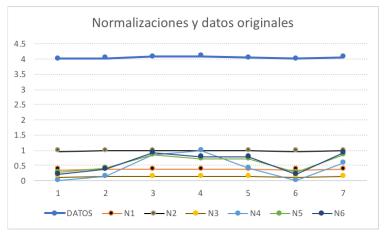


Figura 7. Representación de los valores de la Tabla 8.

Fuente: Elaboración propia.

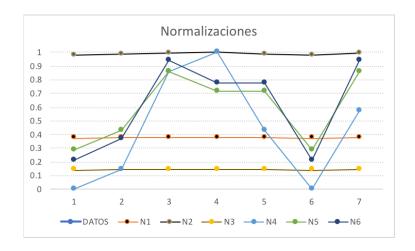


Figura 8. Representación de las normalizaciones de la Tabla 8. Fuente: Elaboración propia.

Por un cálculo directo se comprueban las siguientes proposiciones.

Proposición 3.2. Si al conjunto de datos S se le añade un vector $v = (v_j)$, $1 \le j \le m$, se verifica:

- a) Las normalizaciones n_{ij} , $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$, dadas por N_1 y N_3 permanecen invariantes si y sólo si v = (0, 0, ..., 0).
- b) Si existen x_{ij} , $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$, de manera que $v_j = x_{ij}$, entonces las normalizaciones n_{ij} , $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$, dadas por N_2 , N_4 y N_5 permanecen invariantes.

Proposición 3.3. Si en el conjunto de datos S se elimina un vector $x_k = (x_{kj})$, $1 \le j \le m$, se verifica:

- a) Las normalizaciones n_{ij} , $1 \le i \le n$, $i \ne k$, $1 \le j \le m$, dadas por N_1 y N_3 permanecen invariantes si y sólo si $x_k = (0, 0, ..., 0)$.
- b) Si existen x_{ij} , $1 \le i \le n, i \ne k$, $1 \le j \le m$, de manera que $x_{kj} = x_{ij}$, entonces las normalizaciones n_{ij} , $1 \le i \le n$, $i \ne k$, $1 \le j \le m$, dadas por N_2 , N_4 y N_5 permanecen invariantes.

La normalización N_6 ha sido poco utilizada (Jahan *et al.*, 2012), no solo porque presenta mayor dificultad de cálculo, sino porque cualquier modificación en los

datos altera los resultados. Incluso añadir o eliminar un vector idéntico a otro hace que varíe la desviación típica y en consecuencia los valores de n_{ij} .

Para evitar la dependencia de los datos, en Cables *et al.* (2016) y en Acuña-Soto *et al.* (2020, 2021) se proponen normalizaciones cuando todos los datos están contenidos en un intervalo $[A, B] \subset \mathbb{R}$. En este caso, algunas normalizaciones, $N: \mathcal{S} \to [0, 1]$, se pueden extender al intervalo [A, B], es decir $N^E: [A, B] \to [0, 1]$. Las normalizaciones N_2 , N_4 y N_5 se extienden a

$$N_2^E(x) = \frac{x}{B}, \quad N_4^E(x) = \frac{x-A}{B-A} \quad y \quad N_5^E(x) = 1 - \frac{|x-t_j|}{\max\{B, t_j\} - \min\{A, t_j\}}.$$
 (3.34)

Por propia construcción, las normalizaciones dadas en (3.34) son independientes de los datos de S, por lo tanto se pueden extender a \mathbb{R} (como se indica en la Definición 3.4) de la forma siguiente:

$$N_2^*(x) = \begin{cases} \frac{A}{B}, & x < A \\ \frac{x}{B}, & A \le x \le B \\ 1, & x > B, \end{cases}$$
 (3.35)

$$N_4^*(x) = \begin{cases} 0, & x < B \\ \frac{x - A}{B - A}, & A \le x \le B \\ 1, & x > B, \end{cases}$$
 (3.36)

y la normalización N_5 admite tres posibilidades según el valor de t_1

$$N_{5}^{*}(x) = \begin{cases} 1, & x \leq t_{j} \\ \frac{B-x}{B-t}, & t_{j} < x < B \\ 0, & x > B, \end{cases}$$

$$N_{5}^{*}(x) = \begin{cases} 0, & x \le A \\ \frac{x - A}{t - A}, & A < x < t_{j} \\ 1, & x \ge t_{j}, \end{cases}$$
 (3.37)

$$N_{5}^{*}(x) = \begin{cases} \frac{x-A}{t-A}, & A < x \le t_{j} \\ \frac{B-x}{B-t}, & t_{j} < x \le B \\ 0, & en \ otro \ caso. \end{cases}$$

Las cuatro primeras normalizaciones de (3.32) han sido muy estudiadas y ampliamente utilizadas (Shih *et al.* (2007) para N_5 , Jahan *et al.* (2012)). Sin embargo, las normalizaciones no monótonas requieren un estudio más detallado, sobre todo analizando las posibilidades que ofrece el dato externo, t_j , con el que se comparan los datos. Según los valores de t_j , las normalizaciones N_5 y N_6 verifican propiedades interesantes.

Proposición 3.4. Dado el conjunto de datos S y $t_j \in \mathbb{R}$, $1 \le j \le m$ las definiciones N_5 y N_6 dadas en (3.32) verifican:

a) Según el valor de t_i, se tiene

$$N_k = \begin{cases} \text{Monótona decreciente} & t_j \leq \min_i x_{ij} \\ \text{No monótona} & \min_i x_{ij} < t_j < \max_i x_{ij}, \qquad k = 5, 6. \end{cases} \tag{3.38}$$
 Monótona creciente
$$t_j \geq \max_i x_{ij}$$

b) $Sit_j = \max_i x_{ij}$, $1 \le j \le m$, entonces $N_5 = N_4$ dada en (3.32).

c)
$$Sit_j = \min_i x_{ij}$$
, $1 \le j \le m$, entonces $N_5 = 1-N_4$ dada en (3.32).

Demostración.

a) Se obtiene directamente comprobando que las funciones $f,g:[a,b] \subset \mathbb{R} \to [0,1]$,

$$f(x) = 1 - \frac{|x - t_j|}{\max\{\max_i x, t_j\} - \min\{\min_i x, t_j\}}, \quad g(x) = e^{-\frac{z_j^2}{2}}, \quad z_j = \frac{x - t_j}{\sigma_j},$$

son monótonas crecientes en $[a, t_j[y]$ monótonas decrecientes en $]t_j, b]$.

b) Si
$$t_j = \max_i x_{ij}, \ 1 \le j \le m,$$

$$N_5(x_{ij}) = 1 - \frac{|x - t_j|}{\max\{\max_i x, t_j\} - \min\{\min_i x, t_j\}} = \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} = N_4(x_{ij}).$$

c) Si
$$t_j = \min_i x_{ij}$$
, $1 \le j \le m$,
$$N_5(x_{ij}) = 1 - \frac{|x - t_j|}{\max\{\max_i x_i, t_j\} - \min\{\min_i x_i, t_j\}}$$

$$= \frac{\max_i x_{ij} - x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}} = 1 - N_4(x_{ij}).$$

Cuando el valor de t_j no es un número real, sino un intervalo $[a,b] \in \mathbb{R}$, en Cables et al. (2016) y Acuña-Soto et al. (2021) se propone una normalización basada en la lógica borrosa. Si todos los datos están contenidos en el intervalo $[A,B] \subset \mathbb{R}$ (por ejemplo, $\left[\min_{ij} x_{ij}, \max_{ij} x_{ij}\right]$) de manera que $[a,b] \subset [A,B]$, se pueden normalizar con la función

$$\eta(x) = \begin{cases} \frac{x - A}{a - A}, & A \le x < a \\ 1, & a \le x \le b \\ \frac{B - x}{B - b}, & b < x \le B \\ 0, & en otro \ caso. \end{cases}$$
(3.39)

Esta función mide el grado parecido entre un punto x y los del intervalo elegido como referencia [a, b]. Sin embargo, en (3.39) se supone linealidad a trozos y esta no tiene por qué darse. Por esta razón, en Liern et al. (2020), la función dada en (3.39) se generaliza a cualquier función continua $\mu: \mathbb{R} \to [0, 1]$ adimensional de la forma

$$\mu(x) = \begin{cases} f_1(x), & A \le x < a \\ 1, & a \le x \le b \\ f_2(x), & b < x \le B \\ 0, & \text{en otro caso,} \end{cases}$$
 (3.40)

donde $f_1, f_2 : \mathbb{R} \to [0, 1]$ son funciones continuas adimensionales. Aunque no se exige más condiciones a las funciones f_1 y f_2 , en la práctica, suelen preferirse que f_1 se monótona creciente y f_1 sea monótona decreciente (Liern *et al.*, 2020).

Para comprobar la utilidad de (3.40) veamos el siguiente ejemplo.

Ejemplo 3.3. Consideramos un conjunto de datos contenidos en [A, B] = [0,100]. Suponemos que el intervalo de referencia es [a,b] = [50,70] y estamos interesados en normalizar los datos $\{x_1=25, x_2=60, x_3=75\}$ con las funciones η y μ siguientes:

$$\eta(x) = \begin{cases}
\frac{x}{50}, & 0 \le x < 50 \\
1, & 50 \le x \le 70 \\
\frac{100-x}{30}, & 70 < x \le 100
\end{cases}, \quad \mu(x) = \begin{cases}
\frac{1 - e^{\frac{-x}{25}}}{1 - e^{-2}}, & 0 \le x < 50 \\
1, & 50 \le x \le 70 \\
\left(\frac{x - 100}{30}\right)^2, & 70 < x \le 100 \\
0, & \text{en otro caso}
\end{cases} (3.41)$$

Sustituyendo se tiene:

$$\eta(25) = 0.5, \quad \eta(60) = 1, \quad \eta(75) = 0.833,$$
 $\mu(25) = 0.731, \quad \mu(60) = 1, \quad \mu(75) = 0.694.$

Claramente, los resultados son diferentes cuando el punto no se encuentra en el intervalo de referencia. Para comprobar las diferencias en todos los puntos, en la Figura 9 se representan las funciones $\eta(x)$ y $\mu(x)$.

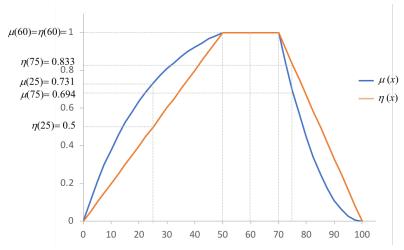


Figura 9. Representación de las funciones $\eta(x)$ y $\mu(x)$ dadas en (3.41). *Fuente:* Elaboración propia.

Normalización de intervalos

Hasta aquí podemos normalizar números reales comparando con un intervalo prefijado [a, b]. Sin embargo, esto no es suficiente si los datos originales están expresados mediante intervalos. En este caso necesitamos generalizar la Definición 3.4.

Definición 3.5. Sea $\mathcal{I}^{\mathcal{C}}(\mathbb{R})$ el conjunto de intervalos cerrados de \mathbb{R} . Una normalización de intervalos es una aplicación $v:\mathcal{I}^{\mathcal{C}}(\mathbb{R}) \to [0,1]$ de manera que v(x) es adimensional.

De acuerdo con Liern *et al.* (2020), dada una función continua $f: \mathbb{R} \to [0,1]$, y un intervalo no vacío $[p,q] \subset \mathbb{R}$, el intervalo [p,q] se puede normalizar de la forma siguiente:

$$\nu_{f}([p,q]) = \begin{cases} f(p), & \text{si } p = q \\ \frac{1}{q-p} \int_{p}^{q} f(x) dx, & \text{si } p \neq q \end{cases}$$
 (3.42)

Nota 1: Con la expresión (3.42) se pueden tratar intervalos formados por un único número real (caso p = q) con lo cual, v_f permite manejar datos expresados por intervalos o por números reales.

A continuación mostramos en un ejemplo el uso de (3.42).

Ejemplo 3.4. Suponiendo que los datos están contenidos en [A, B] = [0,100], vamos a normalizar los intervalos [30, 60] y [40, 80] con las funciones η_1 y μ_1 dadas en (3.41).

$$v_{\eta_1}([30,60]) = \frac{1}{30} \int_{30}^{60} \eta_1(x) dx = 0.866, \quad v_{\eta_1}([40,80])$$
$$= \frac{1}{40} \int_{40}^{80} \eta_1(x) dx = 0.933,$$

$$\begin{aligned} \nu_{\mu_1}\left([30,60]\right) &= \frac{1}{30} \int_{30}^{60} \mu_1(x) dx = 0.944, \quad \nu_{\eta_1}\left([40,80]\right) \\ &= \frac{1}{40} \int_{40}^{80} \mu_1(x) dx = 0.917. \end{aligned}$$

Por supuesto, v_f dada en (3.42) no es la única posibilidad para normalizar intervalos a partir de una función continua adimensional $f: \mathbb{R} \to [0, 1]$. En Acuña et al. (2020) se proponen dos:

$$h_1([p,q]) = \frac{f(p) + f(q)}{2},$$
 (3.43)

$$h_2([p,q]) = f\left(\frac{p+q}{2}\right).$$
 (3.44)

Como veremos en la proposición siguiente, la normalización v_f generaliza a h_1 y h_2 .

Proposición 3.5. Consideramos una función $f: \mathbb{R} \to [0,1]$ adimensional dada por $f(x) = \alpha x + \beta$, donde α, β son dos constantes,

$$v_f([p,q]) = h_1([p,q]) = h_2([p,q]), \ \forall [p,q] \in \mathcal{I}^{\mathcal{C}}([A,B]),$$

 $donde \mathcal{I}^{C}(\mathbb{R})$ es el conjunto de intervalos cerrados contenidos en [A, B].

Demostración. Dado $[p,q] \subseteq [A,B]$, si p=q, $v_f([p,q])=f(p)=h_1([p,q])=h_2([p,q])$. Si $p \neq q$,

$$\begin{split} \nu_f([p,q]) &= \frac{1}{q-p} \int_p^q (\alpha x + \beta) dx = \frac{1}{q-p} \left[\frac{\alpha q^2}{2} + \beta q - \frac{\alpha p^2}{2} - \beta p \right] = \\ &= \frac{1}{q-p} \left[\frac{\alpha}{2} (q^2 - p^2) + \beta (q-p) \right] = \frac{q-p}{q-p} \left[\frac{\alpha}{2} (q+p) + \beta \right] = \\ &= \frac{\alpha}{2} (q+p) + \beta = \frac{1}{2} (\alpha q + \beta + \alpha p + \beta) = h_1([p,q]) = h_2([p,q]). \end{split}$$

Por otra parte, $\nu_{\mu}([p,q])$ dada en (3.42) puede verse como una generalización (para intervalos) de la normalización $\mu(x)$ dada en (3.40). Para comprobarlo vamos a probar la siguiente proposición.

Proposición 3.6. Consideramos la función μ : $\mathbb{R} \to [0,1]$ dada en (3.40). Para cualquier intervalo $[p,q] \subset \mathbb{R}$, p < q, existe $c \in [p,q]$ de modo que $v_{\mu}([p,q]) = \mu(c)$.

Demostración. Como la función $\mu(x)$ es continua en \mathbb{R} , es continua en cualquier intervalo $[p,q] \subset \mathbb{R}$. Por el Teorema del valor medio para integrales (véase, por ejemplo, Courant & John, 1989), existe $c \in [p,q]$, de modo que

$$\mu(c) = \frac{1}{q-p} \int_{p}^{q} \mu(x) dx = \nu_{\mu}([p,q]).$$

Con los datos del Ejemplo 3.4, se comprueba la Proposición 3.6:

$$\nu_{\eta_1}([30,60]) = \eta_1(43.3) = 0.866$$
 $\nu_{\eta_1}([40,80]) = \eta_1(72.01) = 0.933$
 $\nu_{\mu_1}([30,60]) = \mu_1(42.354) = 0.944$
 $\nu_{\eta_1}([40,80]) = \mu_1(71.272) = 0.917$

También hay normalizaciones para intervalos que no están relacionadas con ninguna función, sino con el intervalo de referencia [a, b] y el rango de los datos [A, B]. En Parada et al. (2019) se propone

$$h_3([p,q]) = \begin{cases} 1, & \text{si } [p,q] \subseteq [a,b] \\ 1 - \frac{1}{2(B-A)}(|p-a| + |q-b|), & \text{si } [p,q] \notin [a,b] \end{cases}$$
(3.45)

Las normalizaciones h_1 , h_2 y h_3 son más sencillas que v_μ desde el punto de vista operativo, sin embargo, en Liern *et al.* (2020) se comprueba que h_1 , h_2 y h_3 , no distinguen suficientemente los diferentes modos de llegar hasta el intervalo de referencia (tal y como se muestra en la Figura 8) y este hecho puede ser fundamental para la toma de decisiones.

3.2.3 Revisión de los pesos: UW-TOPSIS

En esta sección abordaremos el problema relativo a la determinación de esquemas de ponderación que reflejan la importancia relativa de los criterios. Sin duda, este es el aspecto que genera más controversias en los métodos multicriterio, puesto que en gran medida determinan la decisión.

De acuerdo con Liern y Pérez-Gladish (2020), una clasificación común de los métodos de ponderación es la que distingue entre métodos objetivos y subjetivos. En los esquemas de ponderación objetiva, la importancia relativa de los criterios viene dada principalmente por la naturaleza de los datos o por reglamentos o normas, por ejemplo, y no establecida directamente por el responsable de la toma de decisiones, basándose en el conocimiento experto o las preferencias subjetivas en la mayoría de los casos, difíciles de mantener, especialmente en situaciones en las que se publican clasificaciones públicas.

A continuación mostramos los pasos del método Unweighted TOPSIS (UW-TOPSIS) con el que se establece una ordenación de las alternativas, a pesar de que los pesos pueden darse de forma imprecisa a través de intervalos.

Como veremos en el Paso 6 del algoritmo, existe una gran diferencia entre UW-TOPSIS y un TOPSIS Borroso en el que los pesos se expresen mediante números borrosos o intervalos. UW-TOPSIS calcula la mejor y peor situación de cada alternativa proporcionando un intervalo, mientras que TOPSIS borroso no calcula los extremos, sino que opera los números borrosos globalmente.

A continuación mostramos los pasos de UW-TOPSIS:

Paso 1. Generar la matriz de decisión (D): Esta matriz contiene la información de los \boldsymbol{n} candidatos evaluados en \boldsymbol{m} criterios. $D = [x_{ij}], \ 1 \le i \le n, \ 1 \le j \le m$,

Paso 2. Construir la matriz normalizada

$$N = [r_{ij} = n(x_{ij})], \ r_{ij} \in [0,1], \quad 1 \le i \le n, \ 1 \le j \le m.$$
(3.46)

donde *n* es una función de normalización.

Paso 3. Calcular la solución ideal, $I = (I_1, I_2, ..., I_m)$, y la solución anti-ideal, $U = (U_1, U_2, ..., U_m)$:

$$I = \begin{cases} \max_{1 \le i \le n} r_{ij}, & j \in J \\ \min_{1 \le i \le n} r_{ij}, & j \in J' \end{cases} \qquad 1 \le j \le m, \tag{3.47}$$

$$U = \begin{cases} \min_{1 \le i \le n} r_{ij}, & j \in J \\ \max_{1 \le i \le n} r_{ij}, & j \in J' \end{cases} \qquad 1 \le j \le m, \tag{3.48}$$

donde J representa los criterios en los que hay que maximizar y J' los criterios a minimizar.

Paso 4. Considerar el conjunto de pesos

$$\Omega = \{ w = (w_1, ..., w_m) \in \mathbb{R}^m, \ w_j \in [0,1], \ \sum_{j=1}^m w_j = 1 \}.$$
 (3.49)

Dados I, U, se define dos funciones de separación,

$$D_i^+: \Omega \times \mathbb{R}^m \longrightarrow [0,1], \qquad D_i^-: \Omega \times \mathbb{R}^m \longrightarrow [0,1], \quad 1 \le i \le n,$$

dadas por

$$D_i^+(w) = d((w_1 r_{i1}, \dots, w_m r_{im}), (w_1 r_1^+, \dots, w_m r_m^+)), \quad 1 \le i \le n, \quad (3.50)$$

$$D_i^-(w) = d((w_1 r_{i1}, \dots, w_m r_{im}), (w_1 r_1^-, \dots, w_m r_m^-)), \quad 1 \le i \le n, \quad (3.51)$$

donde d es una función distancia en \mathbb{R}^m .

Paso 5. Calcular la función de proximidad relativa con la solución ideal, $R_i: \Omega \to [0,1], \ 1 \le i \le n$, como

$$R_i(w) = \frac{D_i^-(w)}{D_i^+(w) + D_i^-(w)}, \quad 1 \le i \le n.$$
 (3.52)

Paso 6. Para cada i, $1 \le i \le n$, se calculan los valores $R_i^{min}(w)$, $R_i^{max}(w)$ resolviendo dos problemas de optimización donde las variables de decisión son los pesos de los criterios:

$$R_i^{min} = \operatorname{Min}\left\{R_i(w), \sum_{j=1}^m w_j = 1, \ l_j \le w_j \le u_j, \ 1 \le j \le m\right\}, \quad (3.53)$$

$$R_i^{max} = \operatorname{Max}\left\{R_i(w), \sum_{j=1}^m w_j = 1, \ l_j \le w_j \le u_j, \ 1 \le j \le m\right\}, \quad (3.54)$$

donde $l_j, u_j \ge 0$ son las cotas inferiores y superiores (respectivamente) de los pesos de los criterios. Con esto se obtienen n intervalos de proximidad relativa,

$$R_i^I = [R_i^{min}, R_i^{max}], \quad 1 \le i \le n.$$
 (3.55)

Paso 7. Ordenar las alternativas en el mismo orden que R_1^I , R_2^I , ..., R_n^I (ver (3.57)).

Definición 3.6. Dado el conjunto de alternativas $\{P_i\}_{i=1}^n$ evaluadas y sus similitudes relativas $\{R_i^I\}_{i=1}^n$, se tiene que:

$$P_i$$
 mejor que P_j $(P_i > P_j) \leftrightarrow R_i^I > R_j^I$,
 P_i es equivalente a P_j $(P_i \approx P_j) \leftrightarrow R_i^I = R_j^I$, (3.56)
 P_i es peor que P_j $(P_i < P_j) \leftrightarrow R_i^I < R_j^I$.

De acuerdo con Canós y Liern (2008), dados dos intervalos $A = [a_1, a_2]$, y $B = [b_1, b_2]$ contenidos en \mathbb{R} , decimos que A es mayor que B, si y sólo si

$$A > B \iff \begin{cases} k_1 a_1 + k_2 a_2 > k_1 b_1 + k_2 b_2, & k_1 a_1 + k_2 a_2 \neq k_1 b_1 + k_2 b_2 \\ a_1 > b_1, & k_1 a_1 + k_2 a_2 = k_1 b_1 + k_2 b_2 \end{cases}$$
(3.57)

donde k_1 y k_2 son dos constantes positivas preestablecida. En el contexto que nos ocupa, los valores de k_1 y k_2 nos informan del grado del grado de confianza del decisor en que las alternativas estén en su mejor o su peor posición (Canós & Liern, 2008).

Cuando ordenamos los intervalos $[R_i^{min}, R_i^{max}]$, $1 \le i \le n$, la relación k_2/k_1 nos informa de la importancia (o veracidad) dada a la mejor situación de las alternativas R_i^{max} respecto de la peor situación R_i^{min} . Cuando no disponemos de información, se suele optar por hacer $k_1=k_2=1$.

Para facilitar las comparaciones, en la Tabla 9 mostramos las coincidencias de UW-TOPSIS con TOPSIS clásico para algunos casos paticulares de distancias o de ideal y anti-ideal,

Tabla 9. Casos particulares de UW-TOPSIS.

Pesos	Normalizar	Iy U	Distancia	Resultado	
$l_j = u_j = w_j^0,$	Vectorial	Sin	Euclídea	UW-TOPSIS y TOPSIS clásico	
$1 \le j \le m,$	Vectoriai	condiciones		coinciden	

$l_j = u_j = w_j^0,$ $1 \le j \le m,$	Sin condiciones	$I=(1,1,\dots,1)$ $U=(0,0,\dots,0)$	Manhattan	UW-TOPSIS coincide con la media ponderada, i e . $R_i^I = \sum_{j=1}^m w_j^0 r_{ij}$, $1 \le i \le n$.
Sin condiciones	Sin condiciones	$I=(1,1,\dots,1)$ $U=(0,0,\dots,0)$	Manhattan	El intervalo R_i^I se calcula mediante dos problemas de programación lineal $R_i^I = \left[\min_{w \in \Omega} \sum_{j=1}^m w_j r_{ij}, \max_{w \in \Omega} \sum_{j=1}^m w_j r_{ij} \right]$ $1 \le i \le n$

Fuente: Elaboración propia.

3.2.4 Relación con otros métodos de agregación

Cuando los datos de la matriz de decisión son adimensionales y están contenidos en el rango [a, b], podemos considerar que están normalizados. En este caso, como se comprueba en Domingo Belcos (2022), el paso de normalización de TOPSIS es innecesario.

Suponemos que p criterios son de maximizar y m-p de minimizar. Sin pérdida de generalidad podemos suponer que los de maximizar son los p primeros criterios. A partir de la matriz pesada y normalizada (ver (3.3)) construimos el ideal A⁺ y el anti-ideal A⁻:

$$A^{+} = (w_{1}r_{1}^{max}, \dots, w_{p}r_{p}^{max}, w_{p+1}r_{p+1}^{min}, \dots, w_{m}r_{m}^{min}),$$
(3.58)

$$A^{-} = (w_1 r_1^{min}, \dots, w_p r_p^{min}, w_{p+1} r_{p+1}^{max}, \dots, w_m r_m^{max}).$$
 (3.59)

Para facilitar la notación, descomponemos A^+ y A^- en dos vectores cada uno, $A^+ = A_p^+ + A_{m-p}^+$ y $A^- = A_p^- + A_{m-p}^-$, de la forma siguiente:

$$A_p^+ = \left(w_1 r_1^{max}, \dots, w_p r_p^{max}, 0, \dots, 0\right), \quad A_{m-p}^+ = \left(0, \dots, 0, w_{p+1} r_{p+1}^{min}, \dots, w_m r_m^{min}\right), \quad (3.60)$$

$$A_{p}^{-} = \left(w_{1}r_{1}^{min}, \dots, w_{p}r_{p}^{min}, 0, \dots, 0\right), \quad A_{m-p}^{-} = \left(0, \dots, 0, w_{p+1}r_{p+1}^{max}, \dots, w_{m}r_{m}^{max}\right). \quad (3.61)$$

Proposición 3.7. Con la notación habitual de TOPSIS, utilizamos la distancia de Manhattan en \mathbb{R}^m , $d(x,y) = \sum_{j=1}^m |x_j - y_j|$ y un vector de pesos $w = (w_1, w_2, ..., w_m)$, $\sum_{j=1}^m w_j = 1$. Entonces, se verifica

$$\sum_{j=1}^{p} w_j r_{ij} - \sum_{j=p+1}^{m} w_j r_{ij} = \alpha R_i + \beta, \qquad 1 \le i \le n,$$
 (3.62)

donde, $\alpha := d(A^+, A^-)$, $\beta = d(A_p^-, 0) - d(A_{m-p}^-, 0)$.

Demostración. Teniendo en cuenta que la distancia que utilizamos es $d(x,y) = \sum_{j=1}^{m} |x_j - y_j|$, calculamos el valor de las constantes α y β :

$$\alpha := d(A^+, A^-) = \sum_{j=1}^m w_j (r_j^{max} - r_j^{min}). \tag{3.63}$$

$$\beta := d(A_p^-, 0) - d(A_{m-p}^-, 0) = \sum_{j=1}^p w_j r_j^{min} - \sum_{j=p+1}^m w_j r_j^{max}.$$
 (3.64)

A continuación comprobamos que $d(A_i, A^+) + d(A_i, A^-)$ no depende de la alternativa (no depende del subíndice i), sino que se trata de la contante α , es decir,

$$d(A_i, A^+) = \sum_{j=1}^{p} w_j (r_j^{max} - r_{ij}) + \sum_{j=p+1}^{m} w_j (r_{ij} - r_j^{min})$$
$$d(A_i, A^-) = \sum_{j=1}^{p} w_j (r_{ij} - r_j^{min}) + \sum_{j=p+1}^{m} w_j (r_j^{max} - r_{ij})$$

$$d(A_{i}, A^{+}) + d(A_{i}, A^{-})$$

$$= \sum_{j=1}^{p} w_{j} (r_{j}^{max} - r_{ij}) + \sum_{j=p+1}^{m} w_{j} (r_{ij} - r_{j}^{min})$$

$$+ \sum_{j=1}^{p} w_{j} (r_{ij} - r_{j}^{min}) + \sum_{j=p+1}^{m} w_{j} (r_{j}^{max} - r_{ij})$$

$$= \sum_{j=1}^{m} w_{j} (r_{j}^{max} - r_{j}^{min}) = d(A^{+}, A^{-}) = \alpha.$$

Calculamos el valor de R_i :

$$R_{i} = \frac{d_{i}^{-}}{d_{i}^{+} + d_{i}^{-}} = \frac{d(A^{-}, A_{i})}{d(A^{+}, A_{i}) + d(A^{-}, A_{i})}$$

$$= \frac{\sum_{j=1}^{p} w_{j} (r_{ij} - r_{j}^{min}) + \sum_{j=p+1}^{m} w_{j} (r_{j}^{max} - r_{ij})}{\alpha}$$

Teniendo en cuenta el valor de β expresado en (3.63), se tiene

$$R_{i} = \frac{\sum_{j=1}^{p} w_{j} r_{ij} - \sum_{j=p+1}^{m} w_{j} r_{ij} - \beta}{\alpha}.$$

Por lo tanto,

$$\sum_{j=1}^{p} w_j r_{ij} - \sum_{j=p+1}^{m} w_j r_{ij} = \alpha R_i + \beta, \qquad 1 \le i \le n.$$

Nota 2: Por construcción, la constante α no puede ser negativo, porque es una distancia, mientras que β no tiene restricciones en signo.

Como consecuencia de la Proposición 3.7, se obtienen los siguientes resultados.

Corolario 1. Con las condiciones de la Proposición 3.7, suponemos que los datos de la matriz de decisión $D = (x_{ij})_{nxm}$ son adimensionales, están contenidos en un rango [a,b], $0 \le a < b$ y están normalizados por

$$r_{ij} = \frac{1}{h - a} x_{ij}, \qquad 1 \le i \le n, \qquad 1 \le j \le m.$$
 (3.65)

Entonces,

$$\sum_{j=1}^{p} w_j x_{ij} - \sum_{j=p+1}^{m} w_j x_{ij} = \bar{\alpha} R_i + \bar{\beta}, \qquad 1 \le i \le n,$$
 (3.66)

donde,
$$\bar{\alpha} \coloneqq (b-a)d(A^+,A^-), \ \bar{\beta} \coloneqq (b-a)\left(d(A_p^-,0)-d(A_{m-p}^-,0)\right).$$

Demostración. Por (3.65), sabemos que $x_{ij} = (b-a)r_{ij}$. Entonces, si multiplicamos las dos partes de la igualdad (3.61) por el factor (b-a), se tiene la expresión (3.66).

Para facilitar la notación, llamamos

$$M_i = \sum_{j=1}^p w_j x_{ij} - \sum_{j=p+1}^m w_j x_{ij}, \qquad 1 \le i \le n,$$
 (3.67)

Corolario 2. Con las condiciones del Corolario 1, la ordenación de alternativas dada por la proximidad relativa de TOPSIS, $\{R_i\}_{i=1}^n$, es la misma que la obtenida con $\{M_i\}_{i=1}^n$.

Demostración. Dados $\bar{\alpha}$, $\bar{\beta}$, R_i , M_i , sabemos que $\bar{\alpha} \neq 0$, porque $\bar{\alpha} = (b-a)d(A^+,A^-)$ y en el Corolario 1 se exige a < b, es decir $a \neq b$. Además, $d(A^+,A^-) \neq 0$, porque si fuese 0, por ser una distancia se tendría $A^+ = A^-$, y esto significa que para cualquier criterio, todas las alternativas tendrían la misma valoración, con lo cuál todas estarían empatadas y no existiría una ordenación.

Como $\bar{\alpha} \neq 0$, se tiene

$$M_i \geq M_k \quad \Longleftrightarrow \ \bar{\alpha} R_i + \bar{\beta} \geq \bar{\alpha} R_k + \bar{\beta} \quad \Longleftrightarrow \quad \bar{\alpha} R_i \geq \bar{\alpha} R_k \iff \quad R_i \geq R_k. \tag{3.68}$$

Corolario 3. Con las condiciones de la Proposición 1, si p = m ó p = 0, es decir todos los criterios tienen la misma dirección de optimización, entonces se verifica

$$\sum_{j=1}^{m} w_j x_{ij} = |\bar{\alpha}R_i + \bar{\beta}|, \qquad 1 \le i \le n.$$
 (3.69)

Demostración. Si p=m, sustituyendo en (3.66) se tiene $\sum_{j=1}^{m} w_j x_{ij} = \bar{\alpha} R_i + \bar{\beta}$, $1 \le i \le n$. Por otro lado, si Si p=0, al sustituir en (3.65) se obtiene $-\sum_{j=1}^{m} w_j x_{ij} = \bar{\alpha} R_i + \bar{\beta}$, $1 \le i \le n$. Por lo tanto, se verifica (3.69).

Nota 3: El Corolario 3, para el caso p = m aparece en Rojas Puebla (2023).

Ejemplo 3.5. Con las mismas condiciones del Ejemplo 3.1, en la Tabla 10 mostramos los resultados del TOPSIS clásico (con normalización vectorial y distancia euclídea) y del valor de $M_i = \sum_{j=1}^2 w_j x_{ij} - \sum_{j=3}^4 w_j x_{ij}$.

Tabla 10. Resultados con TOPSIS clásico (normalización vectorial y distancia euclídea).

Candidato	C_1	C_2	C_3	C_4	$\sum_{j=1}^{2} w_j x_{ij} - \sum_{j=3}^{4} w_j x_{ij}$	Constantes	$R_{ m i}$
P_1	7	6	5	5	0.80		0.56098
P_2	8	6	9	2	0.15	b - a = 10	0.40244
P_3	9	7	7	7	0.60	$\bar{\alpha} = 4.1$ $\bar{\beta} = -1.5$	0.51220
P_4	5	7	4	4	0.90	ρ	0.58537
P_5	5	8	7	7	-0.40		0.26829

Fuente: Elaboración propia.

Con esta matriz de decisión y los pesos dados, el ideal y el anti-ideal son los siguientes.

$$(b-a)A^+ = (2.7, 1.6, 1.4, 0.3),$$
 $(b-a)A^- = (1.5, 1.2, 3.15, 1.05).$

Para aplicar la Proposición 3.7, calculamos las distancias entre ideal y anti-ideal y la distancia del anti-ideal al 0.

$$\bar{\alpha} = (b-a)d(A^+, A^-) = 4.1$$
 $\bar{\beta} = (b-a)\left(d(A_p^-, 0) - d(A_{m-p}^-, 0)\right) = -1.5.$

De acuerdo con lo establecido en el Corolario 1, el valor de R_i se calcula como:

$$R_i = \frac{\sum_{j=1}^p w_j r_{ij} - \sum_{j=p+1}^m w_j r_{ij} - \bar{\beta}}{\bar{\alpha}}, \qquad 1 \le i \le 5.$$

Utilizando los valores de las columnas 6 y 7 de la Tabla 10, obtenemos que la ordenación de los candidatos proporcionada por R_i es

$$P_4 > P_1 > P_3 > P_2 > P_5$$

que, como afirma el Corolario 2, es la misma que la proporcionada por $\sum_{j=1}^2 w_j x_{ij} - \sum_{j=3}^4 w_j x_{ij}$.

3.3. Similitud con solución ideal independiente de los datos

En ocasiones, el decisor cuenta con un perfil ideal que se ha elaborado o consensuado mucho antes de conocer las alternativas disponibles para la selección. De hecho, en el caso de las empresas, la decisión del candidato ideal a un puesto de trabajo puede depender de secciones que nos son las de Recursos Humanos. Ante esta situación nos encontramos, *grosso modo*, con dos posibilidades:

- a) Que el perfil ideal se conozca de manera explícita y la selección se lleve a cabo comparándose con él (Canós & Liern, 2004).
- b) Que el perfil ideal esté fijado de forma intuitiva por algún experto, pero que no se haya expresado de forma explícita (Canós *et al.* 2008, 2013).

En esta sección mostraremos dos métodos capaces de abordar las situaciones descritas en (a) y (b).

3.3.1. Existe solución ideal explícita (método Canós-Liern)

Se cuenta con n candidatos a un puesto de trabajo, $\{P_i\}_{i=1}^n$, evaluados en m competencias, C_1 , C_2 , ..., C_m . Cada competencia tiene un peso relativo dado por el vector de pesos $\mathbf{w} = (w_1, w_2, ..., w_m)$, $w_j \ge 0$, $1 \le j \le m$, $\sum_{j=1}^m w_j = 1$. Además, suponemos que se da la condición siguiente:

H1: La empresa tiene un perfil ideal para cada competencia, lo que define el candidato ideal para la empresa, $I = (I_1, I_2, ..., I_m)$, que no depende de las valoraciones de los candidatos.

En este caso, Canós y Liern (2008) se propone el siguiente método para ordenar y seleccionar los candidatos:

Paso 1. Generar la matriz de decisión (D): Esta matriz contiene la información de los *n* candidatos evaluados en *m* criterios.

$$D = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}$$
(3.70)

Paso 2. Normalizar la matriz de decisión como sigue:

$$t_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt[2]{\sum_{1}^{n} x_{ij}^{2}}}, 1 \le i \le n, 1 \le j \le m.$$
 (3.71)

Se obtiene una nueva matriz normalizada

$$D_{1} = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & \dots & t_{1m} \\ t_{21} & t_{22} & \dots & t_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ t_{n1} & t_{n2} & \dots & t_{nm} \end{bmatrix}.$$
(3.72)

Paso 3. Construir la matriz normalizada y ponderada D_2 calculando $r_{ij} = t_{ij} \times w_j$,

$$D_{2} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & r_{nm} \end{bmatrix}.$$
(3.73)

Paso 4. Calcular la distancia al perfil ideal:

$$\delta_i = d(P_i, I) = \frac{1}{m} \sqrt{\sum_{j=1}^m (r_{ij} - I_j)^2}, 1 \le i \le n.$$
 (3.74)

Paso 5. Ordenar los candidatos en orden decreciente de δ_i .

Para las distancias obtenidas $\{D_i\}_{i=1}^n$, organizamos los candidatos de la forma siguiente:

Definición 3.7. Dados los candidatos $\{P_i\}_{i=1}^n$ y las distancias $\{D_i\}_{i=1}^n$, se tiene

$$P_i$$
 mejor que P_j $(P_i > P_j) \leftrightarrow \delta_i < \delta_j$,
 P_i es equivalente a P_j $(P_i \approx P_j) \leftrightarrow \delta_i = \delta_j$, (3.75)
 P_i es peor que P_j $(P_i < P_j) \leftrightarrow \delta_i > \delta_j$.

Nota 4: En el trabajo original, Canós & Liern (2008), no se normalizan los datos, porque todos están valorados en el rango [0, 10] y son adimensionales. Por otro lado, tanto en el paso 2 como en el 4 se usa la normalización vectorial y la distancia euclídea (respectivamente), pero podrían haberse elegido otras (Canós et al., 2013).

3.3.2. Existe solución ideal implícita

A veces, cuando el número de candidatos es elevado, obtener evaluaciones expertas y exhaustivas para todos ellos resulta un proceso muy costoso, tanto en tiempo como económicamente. De ahí que una opción sea evaluar menos candidatos e intentar simular las ponderaciones utilizadas, aunque se realice de forma intuitiva. Una amplia bibliografía defiende que, para una evaluación global no basada en puntuaciones de competencias específicas, el experto se centra más en lo que el candidato hace mejor y peor, independientemente de la competencia de que se trate (ver por ejemplo, Yager (1988, 2004), Canós & Liern (2004, 2008), Canós *et al.* (2008, 2013), Carlsson *et al.* (1997))..

Para formalizar esto, R. R. Yager (1988) introduce los operadores OWA (siglas de Ordered Weighted Averaging) de la forma siguiente:

Definición 3.8. Un operador OWA de dimensión n es una función $O_w: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ asociado con un vector de pesos $\mathbf{w} = (w_1, w_2, ..., w_m)$ donde $w_i \in [0,1]$, tal que $\sum_{i=1}^n w_i = 1$, definido como:

$$O_w(a_1, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^n w_i \, a_{(i)}, \tag{3.76}$$

donde $a_{(i)}$ es el i-ésimo valor más grande de $\{a_1, a_2, \cdots, a_n\}$.

Por construcción, un aspecto fundamental de los operadores OWA es la etapa de reordenación. Un agregado a_i no se asocia a un peso w_j concreto, sino que un peso se asocia a una posición ordenada j concreta de los argumentos. De hecho, esta

ordenación introduce no linealidad en el proceso de agregación (Yager, 1998). En concreto, para los vectores de pesos

$$w^1 = (1,0,...,0), w^2 = (1,0,...,0), w^3 = (1/n,1/n,...,1/n), (3.77)$$

se obtiene el máximo, mínimo y media aritmética, respectivamente (Yager, 1988).

Supongamos que contamos con la opinión de un único experto, E, que evalúa globalmente a L candidatos, denotados como P_1 , P_2 , ..., P_L , donde L < n, como sigue:

$$VE_k = Evaluación global de P_k, \qquad k = 1, ..., L.$$
 (3.78)

Para aplicar operadores OWA, las valoraciones de las competencias de todos los candidatos se ordenan de mayor a menor (ver Tabla 11).

Tabla 11. Valoraciones de competencias ordenadas de mayor a menor.

Candidatos	1	2	•••	m
P ₁	$V_{1(1)}$	<i>V</i> ₁₍₂₎	•••	$V_{1(m)}$
P_2	$V_{2(1)}$	$V_2(2)$	•••	$V_2(m)$
:	:	:	•••	:
$oldsymbol{P}_L$	<i>VL</i> (1)	<i>VL</i> (2)	•••	VL(m)
$oldsymbol{P}_{L+1}$	<i>V</i> L+1(1)	<i>VL</i> +1(2)	•••	VL+1(m)
P n	$V_{n(1)}$	$V_{n}(2)$	•••	$V_{n}(m)$

Fuente: Elaboración propia.

Para incorporar esta idea, utilizamos operadores OWA en tres pasos.

- Paso 1. Mediante un problema de mínimos cuadrados, aproximamos las ponderaciones que utilizan los expertos en la muestra pequeña.
- Paso 2. Utilizamos las ponderaciones obtenidas para realizar un análisis OWA con los candidatos restantes.
- Paso 3. Clasificamos a los candidatos en función de sus evaluaciones agregadas.

Para estimar los pesos que el experto ha asignado, posiblemente de forma intuitive, a las competencias (ordenadas) de los L candidatos seleccionados, resolvemos el siguiente programa de optimización cuadrática (P).

(P) Min
$$\sum_{i=1}^{L} \left(\sum_{j=1}^{m} w_j v_{i(j)} - V E_i \right)^2$$
 sujeto a: $\sum_{j=1}^{m} w_j = 1, \ w_j \ge 0, 1 \le j \le m.$ (3.79)

La solución de (P) es un vector de pesos $\mathbf{w}^* = (w_1^*, w_2^*, ..., w_m^*)$. Con esta solución, teniendo en cuenta las evaluaciones (ordenadas de mayor a menor) de cada candidato, obtenemos

$$V_i = \sum_{j=1}^m w_j^* v_{i(j)}. (3.80)$$

Definition 5. Dados los candidatos $\{P_i\}_{i=1}^n$ y sus valoraciones globales $\{V_i\}_{i=1}^n$, decimos que

$$P_{i}$$
 mejor que P_{j} $(P_{i} > P_{j}) \leftrightarrow V_{i} > V_{j}$,
 P_{i} es equivalente a P_{j} $(P_{i} \approx P_{j}) \leftrightarrow V_{i} = V_{j}$,
 P_{i} es peor que P_{j} $(P_{i} < P_{j}) \leftrightarrow V_{i} < V_{j}$. (3.81)

Capítulo 4

MÉTODOS DE CONSENSO ENTRE EXPERTOS

Una selección de personal apropiada es importante para el desempeño y la productividad de cualquier organización. En la actualidad, las empresas utilizan entrevistas o cuestionarios para elegir al candidato más adecuado, sin embargo, no existe consenso sobre cuál es el mejor cuestionario, no hay uno estandarizado que permita elegir al candidato que más se adapte a las necesidades de la institución.

Para garantizar la selección de los candidatos más adecuados para el puesto y que encajen dentro de la cultura organizativa, es primordial diseñar un proceso estructurado y objetivo, que permita evaluar adecuadamente las habilidades técnicas y personales de los candidatos.

Es fundamental que los criterios de selección sean claros y, sobre todo, que permitan generar una puntuación objetiva de las habilidades o competencias de los participantes. De esta forma, el proceso garantizará la igualdad de oportunidades y la inclusión en el proceso de selección y evitará cualquier tipo de discriminación y prejuicio.

Por todo ello, es crucial que las organizaciones diseñen y apliquen procesos de reclutamiento y selección estructurados que sean efectivos y equitativos, que les permitan identificar y seleccionar a los mejores candidatos para sus necesidades y

objetivos estratégicos. Un proceso de selección exitoso no solo mejora el desempeño y la productividad de la organización, sino que también puede generar beneficios a largo plazo, como la atracción y retención de talento y una mayor satisfacción y compromiso de los empleados.

El objetivo de este capítulo es proponer un cuestionario sencillo, basado en la evaluación por competencias, que permita seleccionar al candidato más adecuado. Se ha diseñado un cuestionario que evalúa las competencias, basándose en un test que valora patrones de comportamiento, el cuestionario DISC -versión de veintiocho preguntas con cuatro opciones de respuesta- y un cuestionario que es una versión modificada del cuestionario BFQ con cuarenta preguntas, que valora la personalidad de los candidatos.

Con la finalidad de proponer un cuestionario basado en competencias, que unifique los cuestionarios DISC y BFQ, hemos aplicado el método Delphi y aplicado la lógica borrosa. El consenso de los expertos se ha medido con el valor del Kappa de Kleiss y para estudiar la coherencia interna del cuestionario hemos calculado en Alpha de Cronbach. El resultado final, es un cuestionario con 53 ítems, que valoran ocho competencias a considerar en el proceso de selección de personal.

4.1. Revisión de la literatura

En el contexto actual, las organizaciones enfrentan desafíos constantes en un mercado continuamente marcado por el cambio y la incertidumbre. Es aquí donde el papel de la Gestión de Recursos Humanos emerge como un componente esencial para el progreso, la sostenibilidad y el éxito de cualquier organización (Meijerink & Bondarouk, 2023). Por ende, constituye una función fundamental para asegurar el rendimiento y el logro de las metas organizacionales.

Con el objetivo de mejorar su rendimiento, las empresas confían en la implementación de políticas y prácticas relacionadas con la gestión de Recursos Humanos, que desempeñan un papel fundamental dentro de las organizaciones al

facilitar la atracción, desarrollo y optimización de las habilidades y conocimientos de su personal. A su vez, estas estrategias actúan como incentivo para que los empleados contribuyan al éxito general de la empresa (Lado & Wilson, 1994; Macduffie, 1995; Wright et al., 2001).

El cambiante panorama competitivo ha brindado a la gestión de Recursos Humanos una oportunidad sin precedentes para crear un valor sustancial para todos los *stakeholders* de una organización (Becker & Huselid, 1998). Tradicionalmente, se ha hecho hincapié en identificar prácticas de recursos humanos y su impacto en el rendimiento organizacional. Este enfoque está arraigado en la creencia fundamental de que la gestión de Recursos Humanos influye significativamente en el desempeño y los resultados organizacionales (Delery & Doty, 1996). Se puede entender entonces que el objetivo principal de la gestión de Recursos Humanos es establecer una capacidad organizativa sólida, asegurando la presencia de empleados capacitados, comprometidos y altamente motivados para lograr una ventaja competitiva sostenible y debe garantizar que se satisfagan las necesidades organizativas, colectivas e individuales de los empleados mediante el diseño e implementación coherente de políticas y programas consistentes (Armstrong & Taylor, 2014).

Es esencial atraer a candidatos idóneos que cumplan con los requisitos de los puestos vacantes y que puedan integrarse eficazmente en la cultura organizacional, ya que esto contribuye significativamente al logro de los objetivos de la organización (Huselid, 1995). Además, como señalaron Xiao y Björkman (2006), los métodos de selección meticulosos son vitales en el reclutamiento. Este proceso no se trata solo de llenar vacantes; se trata de obtener beneficios de individuos que aporten sus habilidades y esfuerzos para asegurar que la organización cumpla con los objetivos planteados.

Este procedimiento debería priorizar el entusiasmo, la aptitud para aprender y las habilidades para resolver problemas del candidato por encima de la experiencia y las calificaciones académicas. Las entrevistas deben centrarse en habilidades interpersonales y actitudes para asegurar la alineación cultural (Jebali & Meschitti,

2021). Por lo tanto, un proceso de selección meticuloso que apunte a emparejar los valores individuales y culturales de la organización mejorará el ambiente de trabajo, fomentando la aparición de comportamientos cooperativos (Prieto-Pastor & Martin-Perez, 2015). Por otro lado, una selección deficiente puede generar costos y problemas a corto, mediano o largo plazo en la compañía.

La adopción de metodologías de evaluación rigurosas y objetivas por parte de las organizaciones mejora la eficiencia y efectividad de su proceso de selección, reduciendo así los riesgos asociados con la contratación de personal no idóneo. En este contexto se puede apreciar que la evaluación de un candidato es un proceso costoso, tanto en tiempo como en el uso de diferentes herramientas pueden ayudar a los reclutadores a optimizar el tiempo que toma discernir si un candidato puede ser considerado para continuar en el proceso o por el contrario se debe descartar. Es por esto que, se ha buscado explicar la validez de diversos métodos de selección para evaluar las habilidades y competencias de los candidatos como las entrevistas, los centros de evaluación o *Assessment Centers*, pruebas de comportamiento, pruebas de habilidad cognitiva, evaluaciones de personalidad, integridad, entre otros (Wernimont and Campbell's, 1968).

Los candidatos suelen ser evaluados técnicamente a través de entrevistas y evaluaciones psicométricas para validar y evaluar los conocimientos, competencias y habilidades de los candidatos, así como, verificar que cumplen con los requerimientos demandados por la compañía. Existen diferentes herramientas y la elección de la más adecuada dependerá del tipo de competencias a evaluar, la cantidad de personas, el tiempo y los recursos disponibles, entre otros factores (Benayoune, 2007). Algunas de las herramientas de evaluación de competencias más comunes son:

Pruebas psicométricas: Son test estandarizados diseñados para medir diferentes aspectos de la personalidad y el comportamiento, como habilidades cognitivas, rasgos de personalidad, aptitudes y preferencias. Las pruebas psicométricas pueden ser aplicadas de manera individual o grupal, y suelen ser administradas por profesionales especializados (Schmidt and Hunter, 1998).

Ejercicios de simulación: Son ejercicios prácticos diseñados para evaluar la capacidad de las personas para aplicar las competencias en situaciones reales. Estos ejercicios pueden incluir dinámicas de grupo, juegos de rol, estudios de caso, entre otros (Schmidt and Hunter, 1998).

Entrevistas: Consiste en hacer preguntas específicas para evaluar cada competencia. Las entrevistas pueden ser individuales o grupales, y suelen ser realizadas por un evaluador capacitado. Existen diferentes tipos de entrevistas de selección de personal que prometen identificar las habilidades y competencias de los candidatos, sin embargo, las entrevistas de eventos conductuales permiten identificar y evaluar competencias de los candidatos por medio de indagar cómo los candidatos han manejado situaciones específicas en el pasado, lo que permite tomar decisiones más precisas de cómo los candidatos abordarán desafíos similares en el futuro (McClelland, 1998).

Las entrevistas estructuradas tienen una validez predictiva considerablemente mayor que las no estructuradas, debido a que, al definir el contenido de manera más explícita en comparación, facilitan la replicación de resultados y su análisis (Robertson & Smith, 2001). En términos de confiabilidad, las entrevistas estructuradas muestran una mayor consistencia entre evaluadores en comparación con las no estructuradas. La estandarización de las entrevistas implica una mayor carga en el instrumento utilizado que en las habilidades del entrevistador, lo que puede ayudar a reducir los sesgos de calificación. Además, las entrevistas estructuradas tratan a todos los solicitantes de manera uniforme y pueden disminuir las diferencias promedio observadas por raza. Asimismo, se ha observado que el comportamiento interpersonal y no verbal de los entrevistados puede predecir varias facetas de la efectividad gerencial (Hough y Oswald, 2000). Del mismo modo, se ha observado que las entrevistas situacionales son más efectivas que las de descripción de comportamiento, y que las preguntas orientadas al pasado tienen una validez superior a las orientadas al futuro (Robertson & Smith, 2001).

Para intentar identificar a los candidatos idóneos para cubrir las posiciones vacantes se han utilizado diversos tipos de evaluaciones. Por ejemplo, las evaluaciones centradas en la habilidad cognitiva han sido uno de los principales métodos utilizados para intentar discriminar entre candidatos y predecir el desempeño laboral posterior (Robertson & Smith, 2001). También se han utilizado las evaluaciones de personalidad en el ámbito de la selección de personal, arrojando resultados positivos en cuanto a su validez, por ejemplo, la utilización del Big Five Personality test (Barrick y Mount, 1991; et al., 1991) o cuestionarios de integridad (Ones et al., 1993).

En cuanto a los Centros de Evaluación, decir que han sido objeto de estudio durante mucho tiempo. Se ha acumulado una amplia variedad de evidencia que demuestra la validez de los centros de evaluación para la selección (Thornton & Gibbons, 2009). Asimismo, la evidencia sugiere que las calificaciones obtenidas en ellos, basadas en contenido y criterio, carecen de validez de constructo. Se ha identificado confusión sobre los constructos que se miden, errores de calificación y posibles inconsistencias en el comportamiento de los participantes. Sin embargo, se han propuesto características para mejorar las calificaciones de estos centros, como tener constructos conceptualmente distintos, definiciones concretas relacionadas con el trabajo y evaluadores capacitados en psicología (Lance, et al., 2004). A pesar de su eficacia en la predicción del rendimiento gerencial y su validez incremental sobre variables de personalidad y capacidad cognitiva, son costosos y enfrentan comparaciones de costo-beneficio con otros predictores (Robertson & Smith, 2001). Las diferencias en las puntuaciones de los ejercicios entre diferentes grupos demográficos también plantean preocupaciones sobre el impacto adverso, aunque algunos ejercicios que enfatizan habilidades interpersonales han mostrado menos efectos negativos para ciertos grupos (Hough y Oswald, 2000).

4.1.1. Evaluación por competencias para la selección de personal

Durante las últimas décadas, las competencias han sido utilizadas como indicadores válidos de un rendimiento laboral superior en organizaciones

empresariales. Una gran cantidad de evidencia empírica ha sugerido que las competencias desempeñan roles importantes en las prácticas de gestión de Recursos Humanos para diferentes tipos de organizaciones. Sin embargo, los roles importantes de las competencias aún no se han integrado completamente en el mundo empresarial, lo que ha creado una brecha entre la teoría y la práctica (Shaw-Chiang Wong 2020).

La evaluación de competencias desempeña un papel crucial en el proceso de selección de personal al permitir que las organizaciones identifiquen y elijan a los candidatos más idóneos para ocupar los puestos disponibles. Al analizar las competencias específicas necesarias para un puesto en particular, las empresas pueden garantizar una mejor correspondencia entre las habilidades, conocimientos y capacidades de los candidatos y los requisitos del puesto. Además, esta evaluación ofrece una visión más precisa del potencial de rendimiento futuro de los candidatos, lo que facilita la predicción de su capacidad para contribuir al éxito a largo plazo de la organización.

Una correcta evaluación de las competencias de los candidatos como se ha mostrado en la revisión de la literatura es fundamental para conocer si un candidato puede alinearse a las políticas y valores de la compañía. Si bien, la evaluación del perfil duro de cada candidato es importante, conocer sus comportamientos y su adaptabilidad al entorno es un factor que puede considerarse inclusive más importante para su correcto desarrollo en la empresa.

Es por ello, que en esta investigación nos centraremos en la evaluación de competencias de los candidatos que están participando en un proceso de selección para identificar aquellos que poseen las competencias más adecuadas para la posición vacante.

Para entender lo que es la evaluación por competencias es necesario definir que es una competencia. McClelland (1973) define las competencias como "los atributos subyacentes que se correlacionan con el éxito en el desempeño de un trabajo". Así mismo, Spencer y Spencer (1993) proponen que son "las características subyacentes de un individuo que se relacionan causalmente con el

desempeño superior en un trabajo o situación". Por su parte, Boyatzis (1991) las define como "patrones de pensamiento, sentimiento y acción que son necesarios para desempeñarse efectivamente en un trabajo específico". Campion et al. (2011) consideran que son "las habilidades, conocimientos, atributos personales y comportamientos que son necesarios para desempeñarse de manera efectiva en un trabajo específico". Se puede entender entonces que una competencia es una combinación de habilidades, conocimientos, atributos personales y comportamientos que son necesarios para desempeñarse de manera efectiva en un trabajo específico.

La evaluación de competencias es un proceso que implica una serie de pasos y métodos para medir las habilidades, conocimiento y comportamientos que garanticen que el candidato pueda desempeñarse en el más alto nivel de rendimiento en un puesto de trabajo. Es por esto, que identificar métodos y herramientas de evaluación de competencias es un paso clave en el proceso de reclutamiento y selección de personal, ya que determinará en gran medida la calidad y la fiabilidad de los resultados obtenidos.

Después de una amplia revisión hemos encontrado muy pocas opciones de evaluación de estos aspectos en forma de test y tampoco se han identificado una gran cantidad de estudios con los cuales se establezcan qué tipo o cuáles son las competencias que deberían ser evaluadas para encontrar los mejores candidatos, pudiendo destacar un meta-estudio en el que se identifican más de 120 de competencias que pertenecen a estos ocho grandes grupos (Bartram 2005).

Aunque no hay un modelo estandarizado que indique cuáles son las competencias que se deben valorar, debido entre otros motivos a que estas van a depender del puesto de trabajo al que se quiera optar, varios trabajos, entre el que destacamos el trabajo de Wu y Fang, (2011), en el que los autores argumentan que las competencias necesarias para la contratación de un gerente de e-commerce, son entre otras las que utilizamos en este estudio.

La elección de estas competencias se basa en su reconocimiento como aspectos fundamentales para que los profesionales puedan abordar de manera efectiva las complejidades y exigencias del entorno laboral actual. Estas habilidades han sido identificadas como esenciales para que los empleados logren cumplir con los objetivos establecidos por sus respectivos roles, asegurando así un desempeño exitoso y satisfactorio.

No existe consenso en el uso de un método estándar de aplicación generalizada en las empresas, en este trabajo, desarrollaremos una herramienta tipo test para evaluar las competencias de los candidatos en un proceso de selección, mediante el uso del método DELPHI. La propuesta final, que permite evaluar las competencias de los candidatos, es un cuestionario de evaluación que posibilita la elección del mejor candidato y genera un ahorro en tiempo a las personas que ejecutan el proceso de selección.

Ante la falta de cuestionarios basados en la evaluación por competencias, a partir de la aportación de Bartram 2005, en Pinto-DelaCadena et al. (2023) se realiza una propuesta de las ocho competencias que se exponen en la Tabla 12. En esencia, la elección de éstas se basa en que son competencias que permiten recoger información suficiente para la selección y además se adaptan a un gran número de situaciones de puestos de trabajo genéricos.

Tabla 12. Competencias propuestas.

Competencias	Abreviatura
Orientación al resultado	C1
Toma de decisiones	C2
Construcción de relaciones	C3
Impacto Influencia	C4
Trabajo en equipo	C5
Innovación	C6
Orden y minuciosidad	C7
Planificación y organización	C8

Fuente: Elaboración propia.

Se han seleccionado estas ocho competencias ya que se consideran las competencias relevantes para poder llevar a cabo un proceso de selección. El trabajo en equipo, la influencia en los compañeros, el orden, la planificación y la construcción de relaciones son competencias que se deberían evaluar a las personas sin importar al cargo al que están aplicando. Si bien hay competencias como pensamiento estratégico o el liderazgo que son competencias que un líder de equipo como un gerente debe tenerlas para poder desempeñarse de manera adecuada. Las ocho competencias planteadas en este estudio aseguran que todos los candidatos evaluados puedan formar parte de cualquier equipo de trabajo en cualquiera de los niveles jerárquicos dentro de una organización, sea operativo, táctico o estratégico.

4.1.2. Cuestionarios base

Evaluación DISC

La herramienta DISC se utiliza para evaluar y determinar cuáles son los niveles de patrones de comportamiento de las personas.

Esta evaluación se basa en la teoría de William Moulton Marston, que describe cuatro patrones básicos de comportamiento humano, aplicados en este caso al ámbito empresarial

- Dominancia (D): personas que son directas, decididas y enfocadas en resultados.
- Influencia (I): personas que son extrovertidas, sociables y persuasivas.
- Estabilidad (S): personas que son amables, pacientes y orientadas a la armonía.
- Conformidad (C): personas que son analíticas, detallistas y precisas.

Existen diversas formas de utilizar esta evaluación, tanto como, preguntas forzadas escalas de Likert o particularmente el que se utilizara en este trabajo la versión de DISC de "Four-Term Dimensional Preference".

La evaluación DISC se lleva a cabo mediante la administración de 28 preguntas en las cuales los individuos deben responder acorde a su grado de similitud o sentido de pertenencia con el grupo de las frases o palabras presentadas. Cada una de las preguntas debe ser contestada con lo que más y lo que menos se parece a cada individuo. Las respuestas se utilizan para identificar el grado de predominancia de cada uno de los cuatro patrones de comportamiento en los individuos evaluados.

El resultado final de la evaluación entrega un perfil que describe los patrones de comportamiento del individuo en términos de las cuatro dimensiones DISC y cual o cuales tiene una mayor relevancia.

BFQ (Test de personalidad)

El cuestionario BFQ (Big Five Questionnaire) es una herramienta de evaluación de personalidad ampliamente utilizada, basada en la teoría de los cinco grandes factores de la personalidad: apertura a la experiencia, responsabilidad, extraversión, amabilidad y neuroticismo. Estos cinco factores son considerados dimensiones básicas de la personalidad y desarrollados ampliamente en la literatura.

Existen varias versiones de este cuestionario que han sido lanzadas y que son ampliamente utilizadas para la evaluación de candidatos en la selección de personal. Esta evaluación se compone de una serie de preguntas o afirmaciones sobre diferentes aspectos, que se relacionan con la personalidad, y los candidatos que lo realizan deben responder indicando en qué medida está de acuerdo con cada afirmación.

Las preguntas son afirmaciones que la persona debe evaluar utilizando una escala de Likert de cinco puntos que va desde "totalmente en desacuerdo" hasta "totalmente de acuerdo". A partir de las respuestas obtenidas, se puede obtener un perfil de los candidatos de los cinco factores de la personalidad y su nivel de presencia en la persona evaluada.

Para este trabajo se ha partido de una versión del BFQ-2, que es una variante de BFQ, que consta de 60 preguntas, y de la que, a partir de un primer análisis de expertos, se han reducido las preguntas de esta evaluación a 40 que permitan evaluar los rasgos deseados en esta investigación.

4.2. Validación del cuestionario basado en competencias

Para validar el cuestionario contactamos con un grupo de expertos que valoran los ítems y mediante la aplicación de la técnica Delphi, seleccionamos las preguntas que configurarán la propuesta final. Los pasos a seguir se detallan a continuación:

4.2.1. Paso 1. Diseño del cuestionario inicial a partir de dos cuestionarios previos

En este primer paso, diseñamos el cuestionario que permita seleccionar a los candidatos en términos de competencias. Partimos de los ítems de dos cuestionarios validados y ampliamente utilizados en los procesos de selección de personal, el cuestionario DISC, que valora patrones de comportamiento y el cuestionario BFQ, que analiza aspectos de personalidad. Los expertos deben asignar las competencias (ver Tabla 12) a las palabras o frases de los cuestionarios DISC y BFQ (tablas 13 y 14).

Tabla 13. Palabras del cuestionario DISC.

CUESTIONARIO DISC					
Entusiasta	Rápido	Lógico	Colaborador		
Cauteloso	Decidido	Empático	Creativo		
Amigable	Preciso	Efectivo	Tranquilo		
Elocuente	Emprendedor	Meticuloso	Decisivo		
Atrevido	Concienzudo	Comunicativo	Moderado		
Ameno	Ingenioso	Investigador	Acepta Riesgos		
Expresivo	Cuidadoso	Dominante	Comprometido		
Extrovertido	Precavido	Ingenioso	Determinado		
Detallista	Solidario	Encantador	Insistente		

Resuelto	Anima a los demás	Inventivo	Perfeccionista
Reservado	Original	Adaptable	Alegre
Estimulante	Gentil	Disciplinado	Independiente
Competitivo	Considerado	Alegre	Sagaz
Meticuloso	Visionario	Ideas Firmes	Alentador
Popular	Calmado	Persistente	Reflexivo
Analítico	Valiente	Leal	Promotor
Sociable	Paciente	Autosuficiente	Certero
Adaptable	Resuelto	Prevenido	Vivaz
Determinado	Impetuoso	Amistoso	Discerniente
De trato fácil	Inventivo	Cauto	Firme
Evaluador	Generoso	Animado	Persistente
Persuasivo	Cuida los Detalles	Constante	Emprendedor
Sociable	Sistemático	Vigoroso	Tolerante
Cautivador	Visionario	Asume riesgos	Apegado a las normas
Competitivo	Metódico	Comedido	Desenvuelto
Jovial	Preciso	Directo	Ecuánime
Pragmático	Amable	Rápido	Cuidadoso
Prudente	Espontáneo	Pionero	Proactivo

Fuente: Elaborada a partir de DISC (2024).

Tabla 14. Frases del cuestionario BFQ.

CUESTIONARIO BFQ

Tengo una habilidad natural para tomar decisiones rápidas y efectivas en situaciones de presión.

El secreto para conseguir mis metas es persistir, persistir y persistir.

No me doy por vencido ante un obstáculo, persisto hasta cumplir con mi objetivo.

Creo que me definirían como una persona luchadora

Cuando creo que no se puede hacer algo, no insisto más

En ocasiones prefiero trabajar solo en un proyecto para llegar al objetivo a tiempo

Nunca me he rendido

Digo lo que pienso, aunque pueda doler a los demás

Tengo una capacidad para considerar diferentes perspectivas y llegar a una solución consensuada en grupos de discusión y colaboración

No temo tomar decisiones difíciles, incluso si eso significa optar por una opción impopular pero necesaria

Rara vez tomo decisiones en caliente, sin pensar en los pros y contras

Me gusta establecer conexiones significativas con las personas

Me considero un comunicador efectivo, lo que me ayuda a construir relaciones sólidas y evitar malentendidos

Siempre me he llevado bien con todos mis compañeros de clase y/o trabajo

Mis excompañeros de trabajo dirían que soy un gran compañero de trabajo

No me gusta que otro compañero trabaje con mis cosas

Tengo una habilidad natural para persuadir y motivar a las personas a tomar medidas importantes

Siempre me esfuerzo por entender las necesidades y deseos de mis compañeros para adaptar mi mensaje y lograr el mayor impacto posible

Me gusta construir relaciones sólidas y auténticas con las personas, lo que me esfuerzo por hacer constantemente

Me siento cómodo presentando y hablando en público, lo que me permite influir en audiencias grandes y pequeñas

Cuando se elige un plan o propuesta, no me importa que se elija la opción de mis compañeros si es la mejor

Cuando veo a un compañero de otro departamento agobiado le ofrezco mi ayuda

Se me pasa más rápido el día cuando trabajo en un proyecto con compañeros

Me siento más feliz trabajando en equipo, que de manera individual

Se me pasa más rápido el día cuando trabajo en un proyecto solo

He salido fuera de horas de trabajo muchas veces por ayudar a compañeros

Intento generar nuevas ideas o soluciones creativas para resolver problemas

Prefiero tener un ambiente creativo o de experimentación en mi espacio de trabajo Soy hábil en la adaptación a los cambios y desafíos, y busco constantemente nuevas formas de abordarlos

Me gusta pensar fuera de la caja y encontrar soluciones que otros no han considerado antes

Soy un aprendiz constante, siempre buscando nuevas tecnologías y tendencias para integrarlas en mi trabajo y mantenerme innovador

Cuando me asignan un proyecto, lo primero que hago es ordenar la documentación Si alguien desordena un espacio común, le traslado mi visión sobre cómo debería estar organizado

Me gusta organizar mi lugar de trabajo antes de empezar a trabajar

Creo que los demás me ven como una persona meticulosa

La gente debería dejar las cosas en el mismo lugar en el que las ha encontrado Antes de comenzar cualquier proyecto, me aseguro de tener una comprensión clara de los objetivos y los pasos necesarios para alcanzarlos

Me gusta analizar los riesgos y las oportunidades potenciales antes de comenzar cualquier proyecto y planificar en consecuencia

Cuando veo un puesto de trabajo desordenado, pienso en cómo mejorarlo Siempre trato de ser realista en mis plazos y establecer hitos y *checkpoints* para asegurarme de que estoy avanzando según lo planeado

Fuente: Elaborada a partir de BFQ (2024).

Antes de enviar el cuestionario a los expertos, se planteó un piloto y se invitó a cuatro especialistas del área de recursos humanos y afines a realizar un pretest, valorar las preguntas y modificar o borrar aquellas que estuvieran poco claras e incluso proponer alguna si fuera necesario.

4.2.2. Paso 2. Selección del panel de expertos

La clave del éxito en la aplicación del método Delphi es la selección adecuada de expertos o evaluadores (Gordon, 1994; Powell 2003). Para ello, tenemos que identificar a las personas que poseen los conocimientos necesarios sobre el tema de estudio y buscar a usuarios potenciales que estén familiarizados con el tema que se está analizando (Coll et al. 2012). Según Kaufman y Gil Aluja (1993), se considera que un experto es aquel que pertenece a un grupo de personas cualificadas, a veces especialistas, a veces personas que poseen conocimientos relevantes en varios ámbitos.

En este estudio, se seleccionaron doce expertos, profesionales del área de recursos humanos y académicos del área de dirección de empresas para que evaluasen los ítems, a los que se les envió el cuestionario por correo electrónico en marzo de 2023 y se les dio a los expertos una semana para responder. De los doce expertos a los que se envió, respondieron once, con lo que tuvimos una tasa de respuesta del 91.67%.

4.2.3. Paso 3. Respuesta de los expertos a los cuestionarios.

En cuestionario se diseñó en la aplicación Forms de Microsoft365. Se envió un link siguiente a cada participante, con para que completarán el cuestionario. En este, se mostraba una página principal con la presentación, y en las páginas siguientes se les decía que asignasen la competencia a cada ítem (Figura 10).



Figura 10. Asignación de dimensiones Fuente: Elaboración propia.

Los datos obtenidos, se descargaron directamente en Microsoft Excel. Para una mayor sencillez en los cálculos posteriores se asignaron números a cada una de las competencias (Tabla 12). En las tablas 15 y 16 se muestran las asignaciones de las competencias que hicieron los expertos.

4.2.4. Paso 4. Análisis de los resultados y criterio de decisión

El objetivo es obtener un listado de palabras y frases que formen parte del cuestionario, que sea el mínimo posible pero que al mismo tiempo nos permita valorar todas las competencias. En este punto de la investigación, y con la finalidad de reducir el cuestionario y hacerlo más ágil, a partir de las respuestas de los expertos, analizamos los resultados y fijamos el grado de estabilidad y consenso a partir del cual el ítem se incluye en el cuestionario.

El criterio de decisión que se va a utilizar vendrá determinado por el tipo de preguntas y las opciones de respuesta que se llevan a cabo en el estudio. En este trabajo, como las variables que hemos considerado son categóricas, calculamos el valor modal, la razón de variación y la coincidencia entre expertos de cada ítem para obtener el consenso.

El *valor modal (Mo)*, que es el valor de la variable con mayor frecuencia, nos indica la competencia que más veces se repite.

La *razón de variación (RV)*, que indica el grado en el que los valores de la variable no coinciden con la Moda. Se obtiene a partir de la expresión siguiente:

$$RV = 1 - \frac{n_{Mo}}{n},$$

donde n_{Mo} representa la frecuencia absoluta o el número de veces que se repite la variable que es la moda.

Cuanto más cerca esté n_{Mo} de n, más próximo 0 será el valor de RV, lo que indica que hay poca dispersión, puesto que muchos casos coinciden con el valor modal. Por el contrario, cuanto menor sea el valor de n_{Mo} , mayor será la frecuencia absoluta de valores que no son la moda, en este caso, el valor de RV estará más próximo a 1, lo que indica que hay mucha dispersión.

Para calcular la *coincidencia entre expertos (CEX),* contamos el número expertos que seleccionan como opción el valor modal.

De las cuarenta frases consideradas, los expertos hicieron la siguiente asignación (ver Tabla 15):

5 frases a C1, 3 frases a C2, 7 frases a C3, 3 frases a C4, 7 frases a C5,

5 frases a C6, 6 frases C7 y 4 frases C8.

Tabla 15. Grado de pertenencia y selección de las frases.

Frases	$\mu(x)$	Selección	Frases	$\mu(x)$	Selección
F1	0.91	SÍ	F21	0.64	NO
F2	0.73	SÍ	F22	0.73	SÍ
F3	0.91	SÍ	F23	1.00	SÍ
F4	0.55	NO	F24	1.00	SÍ
F5	0.55	NO	F25	0.64	NO
F6	0.36	NO	F26	0.55	NO
F7	0.82	SÍ	F27	1.00	SÍ
F8	0.36	NO	F28	0.82	SÍ
F9	0.82	SÍ	F29	0.82	SÍ
	0.02	31		0.02	31

F10	0.82	SÍ	F30	1.00	SÍ
F11	0.82	SÍ	F31	1.00	SÍ
F12	0.91	SÍ	F32	0.82	SÍ
F13	0.82	SÍ	F33	0.91	SÍ
F14	0.64	NO	F34	0.91	SÍ
F15	0.55	NO	F35	1.00	SÍ
F16	0.45	NO	F36	1.00	SÍ
F17	0.91	SÍ	F37	1.00	SÍ
F18	0.64	NO	F38	1.00	SÍ
F19	1.00	SÍ	F39	1.00	SÍ
F20	0.82	SÍ	F40	1.00	SÍ

Fuente: Elaboración propia.

De la misma forma, calculamos la moda para las 104 palabras extraídas del cuestionario DISC. De las 112 palabras iniciales, eliminamos 7 palabras repetidas (Adaptable, Determinado, Ingenioso, Inventivo, Emprendedor, Sociable, Cuidadoso, Rápido).

De las 104 palabras analizadas, los expertos hicieron la siguiente asignación (ver Tabla 16):

11 palabras a C1, 14 palabras a C2, 17 palabras a C3, 12 palabras a C4,

Tabla 16. Grado de pertenencia y selección de las palabras.

Palabras	$\mu(x)$	Selección	Palabras	$\mu(x)$	Selección	Palabras	$\mu(x)$	Selección
P1	0.45	NO	P36	0.64	NO	P71	0.45	NO
P2	0.36	NO	P37	0.45	NO	P72	0.64	NO
P3	0.45	NO	P38	0.82	SÍ	P73	0.27	NO
P4	1.00	SÍ	P39	0.82	SÍ	P74	0.73	SÍ
P5	0.73	SÍ	P40	0.27	NO	P75	0.45	NO
P6	0.82	SÍ	P41	0.91	SÍ	P76	0.55	NO
P7	0.73	SÍ	P42	0.45	NO	P77	0.36	NO
P8	1.00	SÍ	P43	0.73	SÍ	P78	0.55	NO
P9	0.82	SÍ	P44	0.64	NO	P79	0.55	NO

⁹ palabras a C5, 11 palabras a C6, 13 palabras a C7 y 17 palabras a C8.

P10	0.55	NO	P45	0.55	NO	P80	0.73	SÍ
P11	0.36	NO	P46	0.64	NO	P81	0.55	NO
P12	0.45	NO	P47	0.36	NO	P82	0.73	SÍ
P13	0.55	NO	P48	0.55	NO	P83	0.45	NO
P14	0.73	SÍ	P49	0.36	NO	P84	0.64	NO
P15	1.00	SÍ	P50	0.55	NO	P85	0.27	NO
P16	0.91	SÍ	P51	0.55	NO	P86	0.73	SÍ
P17	0.45	NO	P52	0.91	SÍ	P87	0.64	NO
P18	0.36	NO	P53	0.36	NO	P88	0.55	NO
P19	0.45	NO	P54	0.55	NO	P89	0.45	NO
P20	0.36	NO	P55	0.36	NO	P90	0.73	SÍ
P21	0.73	SÍ	P56	0.45	NO	P91	0.55	NO
P22	0.82	SÍ	P57	0.36	NO	P92	0.45	NO
P23	0.45	NO	P58	0.55	NO	P93	0.18	NO
P24	0.36	NO	P59	0.55	NO	P94	0.45	NO
P25	0.45	NO	P60	0.55	NO	P95	0.73	SÍ
P26	0.64	NO	P61	0.45	NO	P96	0.64	NO
P27	0.64	NO	P62	0.36	NO	P97	0.36	NO
P28	0.27	NO	P63	0.36	NO	P98	0.36	NO
P29	0.36	NO	P64	0.55	NO	P99	0.45	NO
P30	0.55	NO	P65	0.36	NO	P100	0.73	SÍ
P31	0.82	SÍ	P66	0.36	NO	P101	0.45	NO
P32	0.82	SÍ	P67	0.45	NO	P102	0.27	NO
P33	0.64	NO	P68	0.55	NO	P103	0.73	SÍ
P34	0.64	NO	P69	0.73	SÍ	P104	0.64	NO
P35	0.45	NO	P70	0.36	NO			

Fuente: Elaboración propia.

En el Anexo 2, tablas A.2.1 y A.2.2, se puede observar que el valor de RV, en algunos ítems el valor está alejado del 0, lo que significa que existe disparidad en la asignación de competencias y cuanto más próximo a 1, mayor es la disparidad, no siendo conveniente en estos casos seleccionar las variables. Por este motivo debemos seleccionar aquellos ítems en los que haya acuerdo entre los expertos. Una forma de hacerlo es fijar un umbral, a partir del cual, la variable se incorporará en el cuestionario.

El criterio que se tome como aceptable, será aquel que permita quedarnos con los ítems en los que la coincidencia de los expertos sea alta. En este caso, el criterio es seleccionar aquellas palabras en las que el valor de CEX sea al menos 8 y elegir las frases en las que el valor de CEX sea al menos 9. Se decidió ser más estricto con las frases, porque consideramos que aportan mayor información y se pueden asignar con más facilidad a una competencia.

Con estas condiciones, se observó que de los 152 ítems que se le pedía valorar a los expertos, 27 preguntas y 26 palabras cumplían con los requisitos propuestos.

Consideramos que el número de ítems es adecuado porque con las palabras seleccionadas están todas las competencias representadas y además, en todas, hay al menos dos frases o palabras que valoren cada una. Con este criterio, tenemos suficientes ítems y se da por concluida la consulta en la primera ronda, ya que, se ha conseguido consenso entre los expertos en la primera consulta, siendo este el criterio de parada, que hace que no sea necesaria una segunda ronda del Delphi. Esta decisión reducía el tiempo de investigación considerablemente y evitaba las distorsiones en las respuestas de los expertos en una segunda ronda.

Si el valor de la razón de variación y la coincidencia de expertos varía para los ítems seleccionados, sería conveniente no darle la misma importancia y ponderar. En lugar de pedir a los expertos que valorasen la importancia relativa de cada uno de los ítems, en este trabajo se propone ponderar aplicando la lógica borrosa.

Al aplicar la lógica borrosa, tal y como hemos comentado, cada elemento tiene asociada una función característica que presenta un grado de pertenencia para cada valor de X, en nuestro caso, el conjunto difuso toma valores de 1 a 11. Definimos un alfa-corte de A distinto, según lo que los expertos tuviesen que evaluar fueran palabras, provenientes del cuestionario DISC o las frases extraídas del cuestionario BFQ. Hemos considerado pertinente seleccionar las palabras si el valor del alfa corte es mayor o igual a 0.7, mientras que para la selección de las frases, el valor del alfa corte deber ser mayor o igual a 0.8. De esta forma, el criterio de decisión fue mantener los ítems en los que 8 expertos o más asignasen la misma competencia a una palabra (Tabla A.2.1) y 9 expertos a una frase (Tabla A.2.2).

4.2.5. Paso 5. La selección de ítems y asignación a las competencias

Una vez calculado el valor de CEX, y con el criterio de decisión obtenido a partir del alfa corte, que coincide con el criterio de parada, obtenemos un cuestionario con 53 ítems, de los que 27 eran preguntas y 26 palabras. El valor por el que se va a ponderar cada ítem es el grado de pertenencia (ver Tabla 17).

Tabla 17. Asignación de los ítems a las competencias y valor función pertenencia

Competencias	Ítems	$\mu_A(x)$
	OR1. No me doy por vencido ante un obstáculo, persisto hasta	0.91
1. Orientación al	cumplir con mi objetivo.	
resultado	OR2. Nunca me he rendido	0.82
	OR3. Persistente	0.73
	TD1. Decidido	0.82
	TD2. Decisivo	0.91
	TD3. Determinado	0.82
2. Toma de	TD4. No temo tomar decisiones difíciles, incluso si eso significa	0.82
decisiones	optar por una opción impopular pero necesaria	
decisiones	TD5. Rara vez tomo decisiones en caliente, sin pensar en los pros y	0.82
	contras	
	TD6.Tengo una habilidad natural para tomar decisiones rápidas y	0.91
	efectivas en situaciones de presión.	
	CR1. Alegre	0.73
	CR2. Amable	0.73
	CR3. Ameno	0.73
	CR4. Amigable	0.82
	CR5. De trato fácil	0.73
3. Construcción	CR6. Empático	0.73
de relaciones	CR7. Jovial	0.73
de relaciones	CR8. Me considero un comunicador efectivo, lo que me ayuda a	0.82
	construir relaciones sólidas y evitar malentendidos	
	CR9. Me gusta construir relaciones sólidas y auténticas con las	1.00
	personas, lo que me esfuerzo por hacer constantemente	
	CR10. Me gusta establecer conexiones significativas con las	0.91
	personas	
4. Impacto	II1. Me siento cómodo presentando y hablando en público, lo que	0.82
Influencia	me permite influir en audiencias grandes y pequeñas	

II2. Tengo una habilidad natural para persuadir y motivar a las personas a tomar medidas importantes	0.91
TE1. Colaborador	1.00
TE2. Me siento más feliz trabajando en equipo, que de manera individual	1.00
TE3. Se me pasa más rápido el día cuando trabajo en un proyecto con compañeros	1.00
TE4. Tengo una capacidad para considerar diferentes perspectivas y llegar a una solución consensuada en grupos de discusión y colaboración	0.82
TE5. Tolerante	0.73
IN1. Creativo	1.00
IN2. Emprendedor	0.73
	0.91
	1.00
IN5. Inventivo	0.82
IN6. Me gusta pensar fuera de la caja y encontrar soluciones que	1.00
otros no han considerado antes	
IN7. Original	0.91
IN8. Pionero	0.73
IN9. Prefiero tener un ambiente creativo o de experimentación en	0.82
mi espacio de trabajo	
IN10. Soy hábil en la adaptación a los cambios y desafíos, y busco	0.82
constantemente nuevas formas de abordarlos	
IN11. Soy un aprendiz constante, siempre buscando nuevas	1.00
tecnologías y tendencias para integrarlas en mi trabajo y mantenerme innovador	
OM1. Apegado a las normas	0.73
OM2. Cauteloso	0.73
OM3. Creo que los demás me ven como una persona meticulosa	1.00
OM4. Cuando me asignan un proyecto, lo primero que hago es ordenar la documentación	0.82
OM5. Cuando veo un puesto de trabajo desordenado, pienso en cómo mejorarlo	1.00
OM6. Cuida los detalles	0.73
OM7. Detallista	0.82
OM8. La gente debería dejar las cosas en el mismo lugar en el que las ha encontrado	1.00
OM9. Me gusta organizar mi lugar de trabajo antes de empezar a trabajar	0.91
	personas a tomar medidas importantes TE1. Colaborador TE2. Me siento más feliz trabajando en equipo, que de manera individual TE3. Se me pasa más rápido el día cuando trabajo en un proyecto con compañeros TE4. Tengo una capacidad para considerar diferentes perspectivas y llegar a una solución consensuada en grupos de discusión y colaboración TE5. Tolerante IN1. Creativo IN2. Emprendedor IN3. Ingenioso IN4. Intento generar nuevas ideas o soluciones creativas para resolver problemas IN5. Inventivo IN6. Me gusta pensar fuera de la caja y encontrar soluciones que otros no han considerado antes IN7. Original IN8. Pionero IN9. Prefiero tener un ambiente creativo o de experimentación en mi espacio de trabajo IN10. Soy hábil en la adaptación a los cambios y desafíos, y busco constantemente nuevas formas de abordarlos IN11. Soy un aprendiz constante, siempre buscando nuevas tecnologías y tendencias para integrarlas en mi trabajo y mantenerme innovador OM1. Apegado a las normas OM2. Cauteloso OM3. Creo que los demás me ven como una persona meticulosa OM4. Cuando me asignan un proyecto, lo primero que hago es ordenar la documentación OM5. Cuando veo un puesto de trabajo desordenado, pienso en cómo mejorarlo OM6. Cuida los detalles OM7. Detallista OM8. La gente debería dejar las cosas en el mismo lugar en el que las ha encontrado OM9. Me gusta organizar mi lugar de trabajo antes de empezar a

	OM10. Meticuloso	1.00
	OM11. Perfeccionista	0.82
	OM12. Si alguien desordena un espacio común, le traslado mi	0.91
	visión sobre cómo debería estar organizado	
	PO1. Antes de comenzar cualquier proyecto, me aseguro de tener una comprensión clara de los objetivos y los pasos necesarios para alcanzarlos	1.00
8. Planificación y organización	PO2. Me gusta analizar los riesgos y las oportunidades potenciales antes de comenzar cualquier proyecto y planificar en consecuencia	1.00
organizacion	PO3. Prevenido	0.73
	PO4. Siempre trato de ser realista en mis plazos y establecer hitos y checkpoints para asegurarme de que estoy avanzando según lo planeado	1.00

Fuente: Elaboración propia.

4.3. Análisis del grado de concordancia

Garantizar la calidad del procedimiento de elaboración del cuestionario es tan importante como la obtención y la calidad de los datos. Cuando un departamento de selección de personal utilice un instrumento que le permita seleccionar al candidato idóneo, debe tener en cuenta cómo se ha cumplimentado el cuestionario, pero también debe tener garantías de que ese cuestionario va a tener un error de medida pequeño. Si el instrumento está bien diseñado, ayudará a los responsables a tomar la decisión más adecuada. Por este motivo se hace necesario analizar el grado de concordancia.

En este trabajo, como las variables son categóricas, para validar el grado de coincidencia en las valoraciones de los expertos, utilizamos el coeficiente Kappa de Fleiss. Esta medida estadística, propuesta por Landis y Koch, permite analizar el grado de concordancia entre las puntuaciones de tres o más expertos (Landis y Koch, 1977). El coeficiente toma valores entre 0 y 1, y su interpretación cualitativa está basada en la escala establecida por Landis y Koch y que se clasifica en seis categorías de concordancia, considerando una concordancia Pobre valores menores o iguales a 0, de 0 a 0.20 se considera una concordancia Leve, de 0.21 a

0.40 Regular, de 0.41 a 0.60 Moderada, 0.61 a 0.80 Sustancial y de 0.81 a 1 Casi Perfecta.

En primer lugar, calculamos el coeficiente Kappa de Fleiss en la asignación de las 112 palabras del cuestionario DSIC a las competencias definidas. En este caso, el valor del estadístico del Kappa de Fleiss es de 0.403, lo que nos da una concordancia moderada. En segundo lugar, calculamos el mismo coeficiente a la asignación de las competencias a las 44 frases del cuestionario BFQ y el valor del coeficiente Kappa de Fleiss es de 0.663, lo que indica que la concordancia es sustancial.

A pesar de que el grado de concordancia era adecuado o aceptable, tal y como hemos explicado anteriormente, si manteníamos las propuestas iniciales, el cuestionario quedaba muy largo y tedioso, lo que nos llevó a proponer un cuestionario con 53 ítems. Al calcular el coeficiente de Kappa de Fleiss en la valoración de los expertos de las 53 preguntas seleccionadas, el valor del coeficiente es de 0.765, produciéndose un incremento sustancial en el grado de concordancia, lo que significa que la propuesta es robusta y adecuada.

4.4. Análisis de la consistencia interna del cuestionario

Otro análisis pertinente, cuando el objetivo es proponer un cuestionario para seleccionar al candidato más adecuado, es la consistencia interna.

La validez de un instrumento se relaciona con la precisión de medir exactamente lo que se pretende evaluar, es decir, la capacidad del instrumento para medir con precisión el objetivo para el cual se creó. Así, al utilizar el mismo instrumento en diferentes ocasiones, los resultados deben ser similares, lo que garantiza una fiabilidad de las puntuaciones, que se vinculará con la consistencia de los resultados.

La consistencia interna hace referencia a la correlación entre los ítems del instrumento. Si seleccionamos una muestra, y las puntuaciones de dicha muestra están correlacionadas entre sí, se evidencia una consistencia entre los ítems que

forman el cuestionario. En 1951, Cronbach propone una medida que se ha utilizado para calcular la coherencia interna de un cuestionario, el Alpha de Cronbach, que es un estadístico que toma valores entre 0 y 1, de manera que cuanto más próximo a 1 esté, mayor será la consistencia. Ahora bien, no hay un consenso aceptado acerca de cuáles son los valores a partir de los cuales se puede decir que es adecuado. Si bien, parece aceptada la propuesta realizada por Nunnally (1978) en la que hacía referencia a que la puntuación mínima aceptable es 0.70. En general, podemos decir que los valores considerados aceptables están en el rango de 0.70 a 0.95 (Barrios y Cosculluela, 2013). Si está por debajo puede deberse a que faltan ítems en el cuestionario o una interrelación baja entre los ítems, mientras que si el valor es muy alto puede sugerir que hay ítems redundantes.

En nuestro caso, para comprobar pasamos el cuestionario definitivo a 31 aspirantes a un cargo en una empresa, donde se obtuvo el valor del Alpha de Cronbach de 0.913, lo que indica una consistencia interna alta.

4.5. Caso real: Empresa de aseguradora

A continuación, vamos a plantear un problema real de una empresa aseguradora que quiere seleccionar a tres candidatos para un puesto de analista. Tenemos un total de 31 candidatos que se presentaron a las pruebas de selección y para cada uno queremos valorar las competencias, En esta ocasión se le ha dado más importancia relativa a la orientación al resultado, la innovación, el orden y minuciosidad y la planificación y organización, ponderando cada una de ellas con del 15%. La ponderación de las competencias restantes es del 10%.

Para seleccionar al candidato adecuado basado en competencias, lo que hacemos es coger las calificaciones de los candidatos, multiplicamos por el grado de pertenencia. Agregamos los ítems de cada competencia y dividimos entre el número de ítems de cada competencia. Por último, siguiendo normalización N_2 , de la expresión (3.32) obtenemos el valor de cada competencia. Utilizando alguna

de las técnicas de análisis multicriterio estudiadas en el capítulo, obtenemos la ordenación de los candidatos.

Con esta valoración, el evaluador puede conocer más fácilmente cuál de los candidatos se ajusta más al puesto de trabajo, tener una valoración global y además, se puede recurrir a técnicas de selección multicriterio para la selección de los candidatos si se quieren incluir requisitos específicos para un puesto de trabajo concreto.

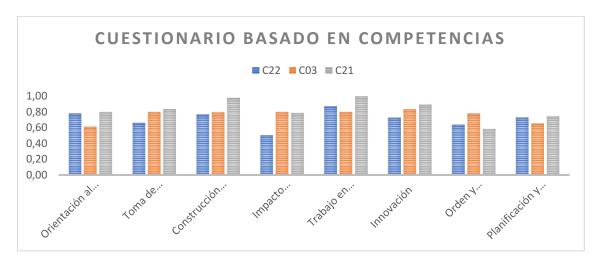


Figura 11. Puntuaciones normalizadas de las competencias de los tres candidatos. Fuente: Elaboración propia.

Obtenidas las valoraciones de los 53 ítems, se han agregado estas usando el grado de pertenencia que se muestra en la Tabla 6. Aplicando el método TOPSIS, el resultado es una ordenación de los candidatos, en el que el mejor valorado es el Candidato 22. Le siguen en el ranking, el Candidato 3 y el Candidato 21. En la Figura 11, se puede observar las puntuaciones normalizadas para cada competencia de los tres candidatos seleccionados.

Una vez tenemos los resultados del cuestionario basado en competencias, comparamos las valoraciones con las obtenidas los cuestionarios DISC y BFQ. Si bien, estos cuestionarios nos arrojan la valoración de los candidatos que se puede

interpretar atendiendo a los rasgos de comportamiento en DISC y de personalidad en BFQ, ninguno de los dos permite ordenar a los candidatos, siendo la valoración subjetiva y quedando a criterio del decisor en el momento de escoger al candidato en función el puesto que vaya a ocupar.

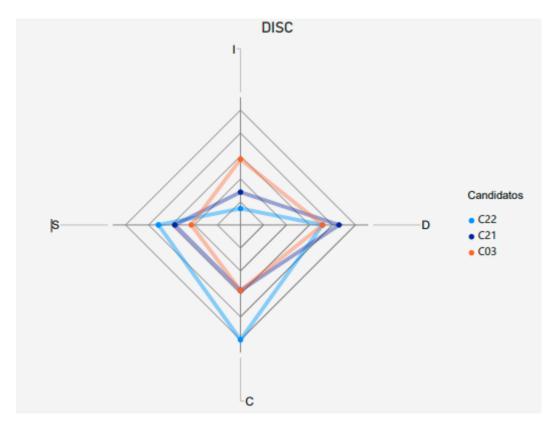


Figura 12. Valoración de los tres candidatos según DISC. Fuente: Elaboración propia.

Así, si valoramos con el cuestionario DISC, la información que nos ofrece para los tres candidatos elegidos con el cuestionario basado en competencias es la que se muestra en la Figura 12. En este caso se puede observar que el Candidato 22, destaca sobre todo en Cumplimiento, mientras que tiene la menos puntuación de los tres en Influencia, pero no podemos conocer cuál sería el orden en el que quedaría este candidato al valorar con este cuestionario.

Lo mismo ocurre si la valoración se realiza con el cuestionario BFQ. No se puede establecer una ordenación, lo único que podemos determinar son las valoraciones de cinco rasgos de personalidad definidos por Maquiera (2021). Como se puede observar en la Figura 13, discriminar al candidato en función de los rasgos es más complicado puesto que, las puntuaciones son muy similares, sobre todo, en los rasgos 3 y 4. En este caso, la selección del candidato estaría condicionada en gran medida por la valoración del Rasgo1, Afabilidad,

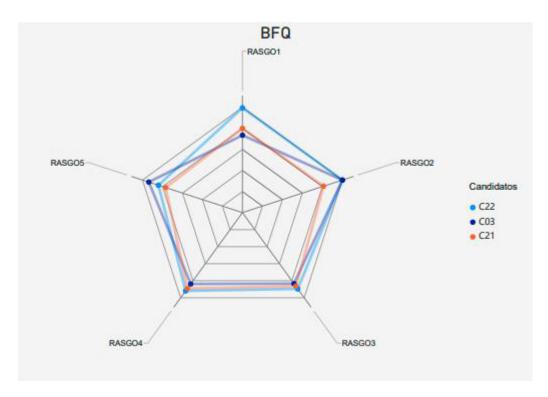


Figura 13. Valoración de los tres candidatos según BFQ. Fuente: Elaboración propia.

De lo anterior, se puede concluir que tanto el DISC como el BFQ, no permite una ordenación global de los candidatos, que se seleccionan en base a interpretaciones subjetivas. Si embargo, la selección realizada con el cuestionario basado en competencias permite tomar la decisión basada en una valoración cuantitativa teniendo en cuenta la totalidad de las competencias, que, además, se pueden ponderar en función de las características del puesto de trabajo.

Capítulo 5

APLICACIÓN

5.1. Introducción

En este capítulo, se mostrará un caso real de selección de personal de una empresa de Ecuador a la que se aplicarán varios métodos, y variantes de los mismos, que facilitan la toma de decisiones, y permiten comparar los resultados y determinar cuándo y en qué circunstancias es más apropiado utilizar cada método en el proceso de selección. Todas las aplicaciones se han hecho mediante la evaluación de las ocho competencias descrita en el capítulo 4 y teniendo en cuenta la relación con el puesto de trabajo.

Para comenzar, se empleará el método de Canós-Liern (descrito en la sección 3.3.1), en el cuál la empresa ha establecido un perfil ideal que guiará la selección de candidatos que se ajusten más a dicho perfil. Posteriormente, se aplicará un método de valoración experta cuya opinión se replicará utilizando el método de agregación OWA (descrito en la sección 3.3.2). Para esta evaluación, se solicitará a un experto en recursos humanos que valore globalmente a un pequeño grupo de los candidatos postulantes al puesto de trabajo. Después, mediante un modelo de optimización, se determinarán los pesos asignados a cada una de las competencias evaluadas, como la capacidad de venta, habilidades comunicativas y capacidad para trabajar en equipo.

A continuación, se explorarán los resultados que se obtienen al utilizar el método TOPSIS (ver sección 3.1.1). Con este método no es necesario conocer de antemano un perfil ideal, sino que con las evaluaciones de los candidatos se obtienen un perfil ideal y anti-ideal. A partir de ellos se puede ordenar a los candidatos, buscando el equilibrio entre la menor distancia posible al ideal y la mayor distancia al perfil anti-ideal.

Hasta aquí se han utilizado datos que se suponen ciertos y exactos, pero también se hará la búsqueda de los candidatos más idóneos suponiendo que las valoraciones se agregan mediante intervalos (descrito en la sección 3.1.2). Para esto aplicaremos el método TOPSIS con intervalos. Este enfoque no solo ofrece una mayor flexibilidad y tolerancia a la incertidumbre en las evaluaciones de los candidatos, sino que garantiza la robustez de la ordenación respecto de las valoraciones.

Para concluir esta sección, se aplicará el método UW-TOPSIS (descrito en la sección 3.2.3), que permite establecer los pesos asignados a cada competencia dentro del modelo sin la necesidad de introducir pesos exactos de antemano. Este método se fundamenta en la creación de un espacio de decisión ponderado que define el dominio, considerando tanto la importancia relativa de cada competencia como el desempeño de cada candidato en esas competencias. Mediante la aplicación del método UW-TOPSIS, se logrará una evaluación más robusta de cada candidato, generando así un escenario en el cual puede tomar la decisión de selección de la forma más efectiva.

A los modelos mencionados, se añaden distintas opciones que tienen en cuenta variantes a los modelos de selección de personal existentes, con un enfoque particular en la normalización de datos y el cálculo de distancias entre perfiles de candidatos. La elección del método de normalización puede tener un impacto significativo en los resultados de los modelos, y este trabajo buscará determinar en qué escenario es beneficioso el uso de uno u otro modelo. Además de poder comparar y entender el impacto en los resultados de cada método.

En las dos últimas secciones de este capítulo aplicamos el uso de diferentes funciones distancia, como la distancia euclídea y la distancia de Manhattan. Estas formas de medir la similitud entre los perfiles de los candidatos y el perfil ideal pueden tener un impacto importante al momento de elegir entre uno u otro candidato, influyendo por lo tanto en los resultados del modelo.

Utilizando los métodos de normalización basados en la lógica borrosa, descritos en el capítulo 3, se ha definido la similitud con el perfil ideal mediante una función de pertenencia para cada competencia. Este perfil ideal servirá como punto de referencia para evaluar y normalizar las puntuaciones de los candidatos y proceder con la selección.

A lo largo del capítulo se compararán los resultados obtenidos con los distintos métodos y se propondrán los escenarios en los que la utilización de cada uno es más beneficioso, así también como las semejanzas y las diferencias que se tiene al aplicar los modelos.

Descripción del caso

Aseguradora PDC¹ es una empresa de servicios especializada en la venta de seguros de salud y de vehículos que se encuentra en pleno proceso de expansión. Por esta razón, necesita ampliar su plantilla con un oficial de ventas y asistencia telefónica encargado de la venta activa de productos a clientes y de la asistencia telefónica para resolver dudas y brindar soporte. A pesar de que no será un cargo en el que se busca que el empleado deba tomar muchas decisiones, se busca un perfil que demuestre potencial para aprender y asumir roles de supervisión a medio plazo.

_

¹ La aseguradora y los datos son reales, pero como no se cuenta con el permiso por escrito para utilizar el nombre de la empresa, se ha puesto un nombre simulado.

La empresa busca un candidato dinámico, con habilidades de comunicación efectiva y capacidad para trabajar bajo presión, ya que el puesto implica un ritmo de trabajo intenso y contacto directo con los clientes. Estas necesidades se valorarán a través de las competencias que aparecen en la Tabla 18.

Tabla 18. Competencias.

Competencias	Ideal
C1: Orientación al resultado	C5: Trabajo en equipo
C2: Toma de decisiones	C6: Innovación
C3: Construcción de relaciones	C7: Orden y minuciosidad
C4: Impacto Influencia	C8: Planificación y organización

Fuente: Elaboración propia.

En Aseguradora PDC se estableció la evaluación de las competencias en una escala del 1 al 5, que representan los siguientes niveles:

- Nivel 1 Inicial: La persona tiene un conocimiento básico de la competencia, pero aún necesita supervisión para aplicarla correctamente.
- Nivel 2 Intermedio: La persona puede aplicar la competencia de manera efectiva en situaciones habituales, pero puede necesitar ayuda en situaciones más complejas.
- Nivel 3 Competente: La persona puede aplicar la competencia de manera efectiva en una variedad de situaciones sin necesidad de supervisión.
- Nivel 4 Avanzado: La persona puede aplicar la competencia en situaciones complejas y puede ayudar a otros a desarrollar esta competencia.
- Nivel 5 Experto: La persona tiene un dominio completo de la competencia y puede actuar como mentor o líder.

En el capítulo 4 se describen los ítems mediante los que cada competencia c_j está valorada, c_j^k , $k = 1, ..., n_j$, j = 1, ..., 8. Dependiendo de cómo se agregan estos ítems utilizaremos unos procedimientos u otros para seleccionar a los candidatos.

5.2. Competencias valoradas con números reales

Para cubrir el puesto de trabajo, Aseguradora PDC ha valorado a 31 candidatos, $\{Pi\}_{i=1}^{31}$, en cada ítem c_j^k , $k=1,...,n_j$, de cada competencia c_j , j=1,...,8, es decir,

$$c_{ij}^k \in [1,5], \quad i = 1, ..., 31, \ k = 1, ..., n_j, \ j = 1, ..., 8.$$

La valoración de las competencias de cada candidato se ha obtenido mediante la media aritmética, es decir,

$$v_{ij} = \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} c_{ij}^k, \quad i = 1, ..., 31, \quad j = 1, ..., 8.$$
 (5.1)

Teniendo en cuenta (5.1), las valoraciones de todos los candidatos son los números reales ente 1 y 5 que aparecen en la Tabla 19.

Tabla 19. Valoraciones de los candidatos.

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
P 1	3.93	3.32	3.86	2.53	4.38	3.64	3.20	3.66
P 2	3.07	4.00	3.99	4.00	4.00	4.17	3.90	3.27
P 3	4.00	4.18	4.90	3.95	5.00	4.48	2.92	3.73
P 4	3.00	3.84	4.22	4.00	3.02	2.57	3.06	3.34
P 5	2.96	3.50	3.18	2.00	3.62	3.15	3.06	4.00
P 6	3.67	3.14	4.00	2.00	3.22	2.74	4.26	3.73
P 7	4.33	3.50	4.02	2.58	3.44	3.46	3.90	4.00
P 8	2.74	3.86	4.16	4.00	4.60	3.21	3.38	3.73
P 9	4.04	2.84	4.42	2.58	3.24	3.47	4.73	5.00
P 10	2.67	2.82	4.71	3.47	4.38	3.07	3.26	3.20
P 11	4.00	4.84	4.60	2.00	4.68	2.94	2.79	2.46
P 12	3.33	3.34	4.32	2.53	3.56	3.68	3.67	3.93
P 13	2.00	2.16	3.61	1.53	4.16	2.70	3.31	1.66
P 14	3.26	3.36	4.62	3.95	3.58	3.08	2.84	3.93
P 15	2.26	2.16	4.45	2.00	4.38	4.13	2.97	2.73
P 16	2.67	2.68	2.61	2.00	2.50	2.65	2.57	3.00
P 17	3.04	2.52	4.01	2.47	3.72	2.93	2.77	3.34
P 18	4.00	4.34	4.46	4.00	3.74	4.45	3.55	4.00
P 19	3.00	3.50	4.00	2.53	4.20	4.21	3.42	2.93
P 20	3.37	2.98	3.09	3.00	3.78	3.10	3.44	3.54
P 21	5.00	4.16	3.94	3.05	3.52	3.47	3.89	3.73

P 22	5.00	4.84	4.91	4.00	4.56	4.90	4.64	4.46
P 23	4.00	3.14	3.29	4.05	3.94	3.04	3.57	3.46
P 24	3.67	3.66	4.10	2.53	3.74	3.42	4.09	4.07
P 25	4.00	3.14	3.77	3.00	3.18	3.08	4.56	4.54
P 26	3.00	2.48	3.10	2.47	3.84	2.53	4.36	3.80
P 27	1.37	2.18	3.93	1.53	4.22	2.17	2.68	2.27
P 28	3.67	3.64	2.89	3.47	3.24	3.39	4.12	4.27
P 29	3.67	3.48	3.97	3.00	3.08	2.36	1.46	1.20
P 30	2.70	3.68	4.46	4.53	4.56	3.48	3.62	3.20
P 31	2.96	3.68	4.03	4.53	3.74	3.79	3.84	3.20

Fuente: Elaboración propia.

Utilizando los valores de la Tabla 19, el objetivo de la organización es elegir al mejor candidato, y para ello hemos aplicado diferentes métodos.

5.2.1. Caso 1. Método Canós-Liern

Para aplicar este método, se necesita que *Aseguradora PDC* establezca el perfil ideal que debe tener el candidato a ocupar esta posición a través de la puntuación ideal de las 8 competencias evaluadas, como se muestra en la Tabla 20.

Tabla 20. Valoración ideal de cada competencia y pesos relativos.

Competencias	Ideal	Peso
Orientación al resultado	5	0.20
Toma de decisiones	2	0.08
Construcción de relaciones	5	0.20
Impacto Influencia	5	0.20
Trabajo en equipo	4	0.08
Innovación	2	0.08
Orden y minuciosidad	3	0.08
Planificación y organización	4	0.08

Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, no todas las competencias tienen la misma importancia para la empresa. El peso relativo que se da a cada una de ellas viene expresado en la tercera columna de la Tabla 20.

Teniendo en cuenta el método de Canós-Liern expuesto en la sección 3.3.1, hemos aplicado el procedimiento haciendo uso de dos herramientas: Microsoft Excel, donde las calificaciones están almacenadas en una base de datos, y RStudio donde se han procesado los resultados de este planteamiento.

Tabla 21. Ordenación con el método de Canós-Liern.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 02	9	P 11	17	P 17	25
P 03	2	P 09	10	P 01	18	P 26	26
P 18	3	P 04	11	P 28	19	P 15	27
P 21	4	P 08	12	P 12	20	P 05	28
P 30	5	P 07	13	P 29	21	P 16	29
P 14	6	P 25	14	P 20	22	P 13	30
P 31	7	P 10	15	P 06	23	P 27	31
P 23	8	P 24	16	P 19	24		

Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 21 expresamos el ranking obtenido con los 31 candidatos según su similitud al perfil ideal. Se puede apreciar que los 3 candidatos mejores puntuados y que más se acercan al perfil ideal son: P 22, P 03 y P 18.

5.2.2. Caso 2. Método de replicación de valoración de un experto con OWA

En esta ocasión la empresa ha realizado la evaluación de las 8 competencias, pero no se tiene ningún perfil ideal asignado para la posición que se intenta cubrir. Para este caso, se supone que la empresa no se tiene el conocimiento necesario para la interpretación y uso de las evaluaciones por competencias o no ha existido un consenso para fijar el ideal. Cuando ocurre esto, lo habitual es contar con la ayuda de un experto que se encarga de la selección de candidatos. Este proceso externo resulta costoso en tiempo y dinero para la compañía.

Tal y como se propone en Canós y Liern (2008), la empresa puede solicitar al experto valorar globalmente un pequeño número de candidatos, y esto normalmente lo hace de forma intuitiva basándose en su experiencia. El objetivo

de este apartado es intentar replicar con la ayuda de un modelo de optimización matemática la evaluación de este experto a través del método OWA, tal y como se expone en la sección 3.3.2.

Al experto se le ha solicitado valorar globalmente a nueve candidatos, y él ha preferido hacerlo en una escala de 1-10, siendo 1 el nivel más bajo y 10 el nivel más alto. Los candidatos evaluados y su calificación se muestran en la Tabla 22.

Tabla 22. Evaluación del experto.

Candidato	Evaluación
P 02	6.7
P 05	7.0
P 07	8.5
P 08	6.0
P 13	6.5
P 15	4.5
P 16	6.0
P 24	8.0
P 31	7.0

Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo con (3.79), a partir de estas estas evaluaciones obtenemos los pesos que mejor se ajustan a las evaluaciones del experto con el siguiente modelo de programación cuadrática:

(P) Min
$$\sum_{i=1}^{9} \left(\sum_{j=1}^{8} (w_j v_{i(j)} - V E_i)^2 \right)$$

Sujeto a: $\sum_{j=1}^{8} w_j = 1$ (5.2)
 $w_j \ge 0, 1 \le j \le 8$.

Con (P) conseguimos el conjunto de pesos que minimiza la desviación respecto de los valores globales dados por el experto. Por lo tanto, la solución óptima de este modelo nos proporciona el vector de pesos que nos permitirá simular la opinión experta.

Como se dice en Canós y Liern (2008), la manera de evaluar globalmente no suele ser lineal, sino que es mucho más aproximado al modelo descrito en la sección 3.3.2. Por esta razón, los pesos expresados en la Tabla 23 no se corresponden con las competencias ordenadas del 1 al 8, sino con las valoraciones ordenadas de mayor a menor.

Tabla 23. Pesos evaluaciones ordenadas.

Competencias ordenadas de mayor a menor	Peso
w_1^*	0.30
w_2^*	0.05
w_3^*	0.05
w_4^*	0.05
w_5^*	0.05
w_6^*	0.05
w_7^*	0.40
w_8^*	0.05

Fuente: Elaboración propia.

A partir de los pesos de la Tabla 23 y teniendo en cuenta (3.80) se puede valorar a todos los candidatos de la forma siguiente:

$$V_i = \sum_{j=1}^8 w_j^* v_{i(j)}, \qquad i = 1, ..., 31.$$
 (5.3)

De nuevo, las herramientas utilizadas han sido Microsoft Excel donde las calificaciones están almacenadas en una base de datos y RStudio donde se han procesado los resultados de este planteamiento.

Se puede apreciar en la Tabla 24 que los tres candidatos mejor puntuados y que más se acercan al perfil ideal son P 22, P 03 y P 18.

Tabla 24. Ordenación con OWA.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 02	9	P 23	17	P 26	25
P 03	2	P 24	10	P 10	18	P 17	26
P 18	3	P 09	11	P 19	19	P 15	27

P 21	4	P 12	12	P 04	20	P 16	28
P 07	5	P 25	13	P 11	21	P 13	29
P 30	6	P 28	14	P 20	22	P 29	30
P 08	7	P 14	15	P 06	23	P 27	31
P 31	8	P 01	16	P 05	24		

Aunque las tres primeras posiciones de este ranking se ha obtenido una coincidencia exacta con el planteamiento anterior, si analizamos el panorama completo de los 31 candidatos podemos encontrar variaciones dentro del posicionamiento en el ranking utilizando estos dos métodos de ordenación, como se puede observar en la Figura 14.

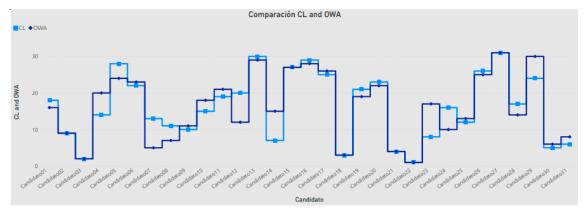


Figura 14. Comparación método Canós-Liern y Experto-OWA. Fuente: Elaboración propia.

Como ocurre en el caso anterior, la decisión para la empresa sería seleccionar al candidato P 22.

5.2.3. Caso 3. Método TOPSIS

Para la resolución de este tercer escenario se utilizará el método TOPSIS. Ahora la empresa no cuenta con un perfil ideal para la incorporación de su nuevo recurso, pero en esta ocasión sí se ha podido identificar cuáles son las competencias más importantes que este nuevo recurso debe poseer. Además, basándose en el conocimiento del puesto, se ha determinado que una de las competencias debe ser minimizada en la medida de lo posible. Por tanto, en este panorama de haber evaluado 8 competencias cada una tiene su ponderación asignada y una de ellas

tiene por objetivo minimizar su calificación en el perfil del candidato. En la Tabla 25 se muestra la ponderación de las competencias y su objetivo de maximización o minimización.

Tabla 25. Ponderación y objetivos de las competencias.

Competencias	Ponderación	Objetivo
Orientación al resultado	0.20	Maximizar
Toma de decisiones	0.08	Minimizar
Construcción de relaciones	0.20	Maximizar
Impacto Influencia	0.20	Maximizar
Trabajo en equipo	0.08	Maximizar
Innovación	0.08	Maximizar
Orden y minuciosidad	0.08	Maximizar
Planificación y organización	0.08	Maximizar

Fuente: Elaboración propia

Se ha determinado que, para este puesto, es crucial que el candidato seleccionado destaque en competencias como la orientación al resultado, la construcción de relaciones y el impacto e influencia que tiene sobre las personas. Dado que se trata de una posición tanto comercial como de contacto directo con los clientes, es fundamental que el individuo demuestre un alto desempeño en estas competencias. Además, se ha establecido que el perfil buscado requiere que la persona se sienta cómoda en un entorno en el que no tenga que tomar decisiones propias. Por lo tanto, dentro de las características consideradas en la resolución mediante el método TOPSIS, se ha identificado la competencia de toma de decisiones como una en la que el objetivo es minimizar su resultado.

Para llevar a cabo la resolución se han utilizado dos herramientas, Microsoft Excel para almacenar las calificaciones en una base de datos y RStudio para ejecutar el método.

En la Tabla 26 se puede apreciar en la figura 17 que los 3 candidatos mejores puntuados y que más se acercan al perfil ideal son: P 22, P03 y P18.

Tabla 26. Ranking de candidatos el método TOPSIS.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 25	9	P 10	17	P 17	25
P 03	2	P 09	10	P 24	18	P 26	26
P 18	3	P 02	11	P 12	19	P 15	27
P 21	4	P 07	12	P 20	20	P 05	28
P 23	5	P 08	13	P 11	21	P 16	29
P 14	6	P 04	14	P 29	22	P 13	30
P 31	7	P 28	15	P 06	23	P 27	31
P 30	8	P 01	16	P 19	24		

Como se puede observar, en las 3 primeras posiciones de este ranking se ha tenido una coincidencia exacta con los planteamientos anteriores. Sin embargo, si analizamos el panorama completo de los 31 candidatos podemos encontrar variaciones dentro del posicionamiento en el ranking si se comparan los 3 métodos de ordenación utilizados (ver Figura 15).

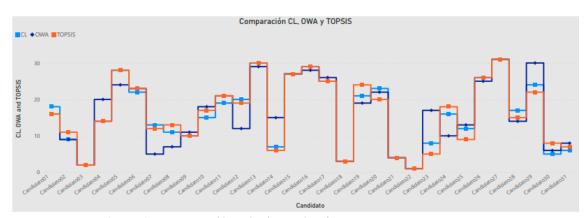


Figura 15. Comparación método Canós-Liern, Experto-OWA y TOPSIS. Fuente: Elaboración propia.

Algo a resaltar hasta aquí es la similitud que existe entre los resultados proporcionados por los tres métodos, especialmente entre el método Canós-Liern y el método TOPSIS.

Está claro que la decisión sería la misma con los tres métodos, puesto que en todos ellos la primera posición coincide (el candidato P22). Sin embargo, esto no es así en las posiciones intermedias. Estas diferencias, que parecen no suponer ningún inconveniente, pueden llegar a serlo si esta, u otra empresa, quiere confeccionar una bolsa de candidatos a futuros puestos de trabajo.

5.3. Valoraciones con intervalos

5.3.1. Competencias valoradas con intervalos

Agregar las valoraciones de los candidatos (dentro de cada competencia) mediante la media aritmética o una media ponderada es lo más habitual. A pesar de que esto implica una compensación entre buenas y malas valoraciones que puede desdibujar el perfil del candidato, el coste computacional es mínimo y es muy fácil de interpretar la agregación. Sin embargo, existen otras muchas formas de hacerlo.

En la aplicación que a continuación describimos, se parte de las calificaciones de los candidatos expresada en la Tabla 19 y se ha decidido expresar las valoraciones mediante intervalos. Esta decisión facilita el manejo de la incertidumbre presente en cualquier proceso de evaluación y refleja la variabilidad en las habilidades y competencias de los candidatos. Además, brinda una mayor flexibilidad en la representación de las calificaciones de los candidatos, lo cual es especialmente útil en situaciones donde éstas pueden ser imprecisas o pueden variar debido a factores como la subjetividad del evaluador, del instrumento de evaluación o la variabilidad en el desempeño del candidato.

A continuación, detallamos cómo se han determinado los intervalos. Dadas las valoraciones de los ítems de la competencia j-ésima, $C_j = \{c_j^1, c_j^2, ..., c_j^{n_j}\}$, eliminamos los valores máximo y mínimo y obtenemos el conjunto

$$D_{j} = \left\{ c_{j}^{1}, c_{j}^{2}, \dots, c_{j}^{n_{j}} \right\} \sim \left\{ \min_{k} c_{j}^{k}, \max_{k} c_{j}^{k} \right\}.$$
 (5.4)

A partir de (5.4) construimos los intervalos

$$\bar{v}_{ij} = \left[\min_{D_j} c_j^k, \max_{D_j} c_j^k\right], \quad i = 1, ..., 31, \quad j = 1, ..., 8.$$
 (5.5)

Para los datos de los 31 candidatos a ocupar el puesto de trabajo de *Aseguradora PDC*, expresados en la Tabla 19, la aplicación de (5.5) nos proporciona los intervalos que aparecen en la Tabla 27 (donde, en cada competencia, la columna de la izquierda indica el menor valor del intervalo y la de la derecha el mayor valor del intervalo).

Tabla 27. Valoraciones de las competencias mediante intervalos.

	C	1	C	2	C	:3	C	24	C	25	C	6	C	7	C	28
P 1	2.52	3.88	4.76	4.76	2.47	3.1	3.35	5	1.97	3.74	4.03	4.54	2.18	3.4	2.75	4.41
P 2	2.29	3.54	4	4.28	2.58	4.09	3.11	4.22	2.66	3.41	4.17	4.21	2.05	3.87	4.02	4.26
P 3	2.69	4.03	4.05	5	3.6	4.29	5	5	1	4	3.94	5	2.12	3.28	4.2	4.95
P 4	1.9	2.32	3.57	4.44	1.13	2.83	2.63	4.06	2.73	2.73	4.81	5	3.29	3.3	4.45	5
P 5	1.71	3.5	3.19	4.8	2.58	3.07	3.87	4.07	2.41	2.41	2.03	3.33	1.82	3.44	2.96	5
P 6	1.68	2.11	3.27	4.27	1.32	3.14	3.2	4.3	2.69	2.91	4.17	5	0.66	2.23	2.95	4.76
P 7	2.97	3.42	4	4.75	3.01	3.09	4.15	4.62	2	2.94	4.07	4.85	1.93	3.75	2.77	4.97
P 8	1.98	4.18	4.15	5	2.52	3.17	4.27	4.49	1.97	2.53	3.69	4.2	1.63	2.68	4.03	4.36
P 9	1.64	2.29	3	4.65	1.45	2.26	3.59	4.55	3.79	4.55	4.59	5	2.02	4.11	3.29	5
P 10	1.92	4.21	2.78	4.39	1.8	2.55	3.91	4.24	1.86	4.54	3.52	4.45	2	2.97	3.83	4.5
P 11	2.72	3.61	4.59	5	2.7	4.16	3.18	5	2.15	3.67	3.52	4	1.08	1.08	2.58	3.69
P 12	2.16	3.35	3	3.83	2.25	2.53	3.36	3.82	3.45	3.67	4.41	4.41	1.73	2.69	3.86	5
P 13	1.43	4.12	2.08	5	1.83	1.83	2.95	4.5	2.2	2.47	3.37	4.99	0.48	1.62	1.74	3
P 14	1.96	2.3	3.28	3.62	2.59	2.86	4.13	5	1.55	4.42	3.4	5	1.21	3.23	4.08	5
P 15	1.41	4.26	3.02	5	0.81	4.07	2.17	4.22	3.94	3.94	3.62	3.62	0.74	2.68	3.13	4.07
P 16	1.08	1.71	2	2.64	1.53	2.05	3	4	0.09	1.14	3.39	3.4	2	2.92	2.24	3.02
P 17	1.8	3.59	4.14	4.97	1.09	1.74	2.63	4.08	1.61	2.29	3.45	3.45	2.28	2.39	3.58	3.58
P 18	1.32	2.68	4.05	5	3.18	4	5	5	2	2.81	4.07	5	2.51	4	4.81	5
P 19	1.64	3.67	3.12	4.49	3.49	4.15	3.58	4.73	2.83	3.09	3.97	4.29	1.29	2.07	2.66	4.18
P 20	2.03	2.4	4.04	5	1.34	1.91	3.7	4.13	1.69	2.44	3.45	3.52	1.74	3.35	4.15	4.76
P 21	1.19	2.93	5	5	1.12	2.16	3.12	4.13	2.85	3.4	4	4.73	1.68	3.73	3.76	4.87
P 22	3.77	4.05	4	5	3.57	3.78	5	5	1.95	3.22	5	5	3.11	4.37	5	5
P 23	3.17	3.79	4.86	5	2	2.6	3.31	3.85	2.16	2.7	3.24	4.59	3.66	4.81	4.95	5
P 24	1.66	2.36	3	3.86	1	2.91	3.73	4.24	2.89	4.05	5	5	2.03	3.8	2.91	4.62
P 25	1	2.67	2	3.76	1	1.58	3.48	3.85	3.17	4.06	4.08	5	2.52	4.05	3.93	5
P 26	2.07	3.12	3.5	4.26	1	1.16	2.52	3.1	1.8	3.7	4.03	5	1.66	2.86	3.62	4.33
P 27	0.33	3.32	1.8	5	1.03	1.08	2.98	3.43	2.56	2.56	3.78	4.11	1.43	3	2.96	3.32
P 28	1.36	2.67	2	3.42	2.23	3.31	4.36	4.98	3.28	3.57	4.01	5	2.44	3.93	4.22	4.29

P 29	2.48	3.08	2	3.1	2	2.31	2.82	3.43	3.62	4.82	2.01	5	0.65	0.65	3.03	4
P 30	1.74	3.93	3.58	5	2	3.24	4.17	5	2.87	2.87	4.48	4.48	4.45	4.87	3.81	4
P 31	2.24	3.42	3.89	4.91	3.08	3.08	4.39	4.56	0.82	2.7	4.25	4.38	3.54	5	3.53	5

Con las ponderaciones y los objetivos de maximización o minimización establecidos en la Tabla 25 aplicamos el método TOPSIS expuesto en la sección 3.1.2. Para la resolución se ha utilizado Microsoft Excel (como base de datos de las calificaciones) y RStudio para resolver el método TOPSIS.

Se han obtenido resultados interesantes manejando este grado de incertidumbre en el modelo, donde varios de los candidatos que tenían muy buenas posiciones con los métodos utilizados anteriormente, ahora obtienen peores posiciones. Los tres mejores perfiles al aplicar este método fueron: P22, P03 y P07, como se puede apreciar en la Tabla 28.

Tabla 28. Ranking de candidatos con método TOPSIS con intervalos.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 23	9	P 14	17	P 17	25
P 03	2	P 08	10	P 15	18	P 21	26
P 07	3	P 30	11	P 29	19	P 25	27
P 11	4	P 18	12	P 13	20	P 20	28
P 02	5	P 10	13	P 09	21	P 26	29
P 31	6	P 05	14	P 24	22	P 27	30
P 19	7	P 28	15	P 04	23	P 16	31
P 01	8	P 12	16	P 06	24		

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 16 se puede observar que, al introducir intervalos en el modelo de valoración, se han obtenido resultados que distan de los resultados anteriores. Aun así, el candidato P 22 es el que más consistentemente se mantiene en todos los métodos utilizados.

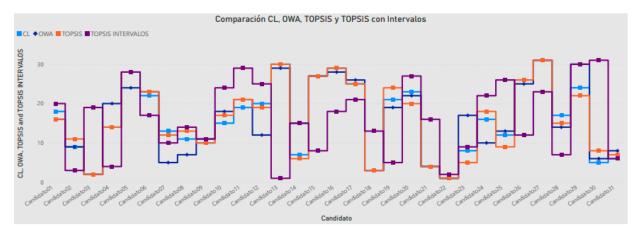


Figura 16. Métodos Canós-Liern, Experto-OWA, TOPSIS y TOPSIS intervalar. Fuente: Elaboración propia.

5.3.2. Pesos valorados con intervalos

Ahora nos planteamos la consistencia de valorar con pesos rígidos a las competencias. No dar un peso específico a ninguna competencia en particular, sino hacerlo a través de intervalos, hace que *Aseguradora PDC* consiga dos objetivos:

- a) Se tiene en cuenta la incertidumbre al fijar la importancia relativa de cada competencia,
- b) La ordenación de los candidatos es más robusta respecto de los pesos, ya que no depende de pequeñas variaciones en estos.

En esta aplicación aplicaremos el método UW-TOPSIS descrito en la sección 3.2.3 utilizando los intervalos de pesos y direcciones de optimización que aparecen en la Tabla 29.

Tabla 29. Ponderación y objetivos de las competencias con UW-TOPSIS

Competencias	Ponderación	Objetivo
Orientación al resultado	[0.02, 0.30]	Maximizar
Toma de decisiones	[0.02, 0.20]	Minimizar
Construcción de relaciones	[0.02, 0.30]	Maximizar
Impacto Influencia	[0.02, 0.30]	Maximizar
Trabajo en equipo	[0.02, 0.20]	Maximizar
Innovación	[0.02, 0.20]	Maximizar

Orden y minuciosidad	[0.02, 0.20]	Maximizar
Planificación y organización	[0.02, 0.20]	Maximizar

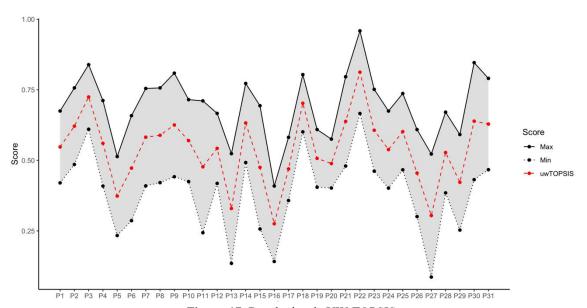


Figura 17. Resultados de UW-TOPSIS. Fuente: Elaboración propia.

Para llevar a cabo la resolución de este planteamiento se han utilizado dos herramientas: Microsoft Excel como base de datos para las valoraciones y RStudio para UW-TOPSIS, con el código que aparece en López-García et al. (2023).

En la Figura 17 aparecen los resultados obtenidos con uwTOPSIS y en la Tabla 30 mostramos la ordenación de los candidatos. Como era de esperar, la ordenación no coincide con la proporcionada por los métodos anteriores, pero se comprueban los objetivos (a) y (b) que comentábamos al principio de la sección: la elección del candidato P22, que de nuevo es el primer situado, presenta una mayor estabilidad respecto de pequeñas modificaciones en los pesos.

Tabla 30. Ranking de candidatos con método UW-TOPSIS.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 02	9	P 12	17	P 17	25
P 03	2	P 23	10	P 24	18	P 26	26
P 18	3	P 25	11	P 28	19	P 29	27
P 30	4	P 08	12	P 19	20	P 05	28

P 21	5	P 07	13	P 20	21	P 13	29
P 14	6	P 10	14	P 11	22	P 27	30
P 31	7	P 04	15	P 15	23	P 16	31
P 09	8	P 01	16	P 06	24		

Nótese que, de nuevo, las tres primeras posiciones son P22, P03 y P18, y esta vez, como acabamos de comentar, los resultados son más robustos.

5.4. Variantes del método Canós-Liern

5.4.1. Modificaciones en la normalización

Para este apartado se van a dividir las variantes en varios aspectos, se introducirá primero una variante en la forma de normalizar los valores. En el método original se utiliza una normalización y la distancia euclídeas (ver (3.71) y (3.74), respectivamente), se planteará resolver el mismo planteamiento variando a la normalización y la distancia. En todos los casos se respetará el procedimiento original descrito en 3.3.2 y se mencionara cuáles son las variantes expuestas y cuál sería su impacto en el resultado o se intentara definir cuando es más beneficioso realizar el cambio que se plantea.

La primera variante en ser utilizada será la normalización, se utilizará la normalización Min-Max expresada en (3.32),

$$(N_4) \quad n_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_i x_{ij}}{\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}}, \qquad i = 1, ..., 31, \quad j = 1, ..., 8.$$
 (5.6)

Con esta normalización, los valores no sólo se encuentran en [0, 1] sino que siempre alcanzan el 0 y el 1. Al aplicar el método se han obtenido los resultados que aparecen en la Tabla 31. Los tres mejores perfiles al aplicar este cambio fueron: P22, P03 y P18.

Tabla 31. Ranking de candidatos con método Canós-Liern y Max-min.

Candidato Ranking Candidato Ranking Candidato Ranking Candidato Ranking	ng
---	----

P 22	1	P 08	9	P 24	17	P 20	25
P 03	2	P 09	10	P 01	18	P 15	26
P 18	3	P 10	11	P 12	19	P 26	27
P 30	4	P 23	12	P 28	20	P 05	28
P 21	5	P 07	13	P 19	21	P 13	29
P 14	6	P 04	14	P 06	22	P 27	30
P 31	7	P 11	15	P 17	23	P 16	31
P 02	8	P 25	16	P 29	24		

Se puede apreciar en la Figura 18 que, al cambiar la normalización, se han obtenido resultados que distan de los resultados anteriores. Si bien dentro de los tres primeros candidatos no hay variación si se revisan los 10 primeros candidatos, sí podemos encontrar varias diferencias.

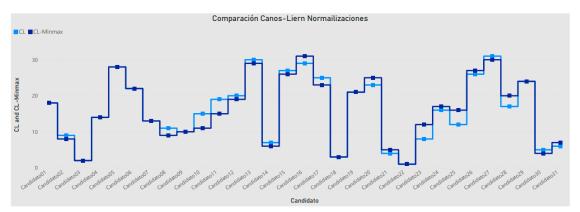


Figura 18. Comparación método Canós-Liern: Normalización N1 y N4. Fuente: Elaboración propia.

Es interesante entender lo que nos explica este resultado, como afirmaron Kaufman y Gil Alija (1987) en otro contexto, al utilizar una normalización como Max-Min puede dar más peso a las competencias en las que los candidatos tienen puntuaciones extremas (muy altas o bajas), mientras que la normalización euclídea da un tratamiento más equilibrado a todas las competencias. Este cambio podría ser más beneficioso cuando se desea dar más importancia a las competencias en las que los candidatos se destacan o fallan significativamente. Sin embargo, si todas las competencias se consideran igualmente importantes para el puesto, la normalización euclídea podría ser más apropiada.

Si comparamos los resultados de los 10 primeros puestos después de aplicar las 3 normalizaciones como se muestra en la tabla a continuación podemos concluir.

5.4.2 Modificaciones en la medida de similitud con el ideal

Consideremos que en la empresa se ha podido determinar el grado de cumplimiento de cada competencia que proporciona una puntuación. En este caso, esto establecería una forma de normalizar los datos como se ha expuesto en el capítulo 3. Como se puede ver en la Figura 19, en la competencia 1 si un candidato tiene un valor entre 4 y 5 en la evaluación de esa competencia se le asignaría un valor de 1 al candidato al momento de realizar la normalización.



Figura 19. Función de pertenencia para la primera competencia.

Fuente: Elaboración propia.

Expresado como función de pertenencia, tal y como se hace en (3.40), la función de normalización para la primera competencia tendría la expresión siguiente:

$$\mu_1(x) = \begin{cases} 0.2x, & 1 \le x < 2.5\\ 0.5, & 2.5 \le x < 3\\ 0.4x - 0.7, & 3 \le x < 3.5\\ 0.6x - 1.4, & 3.5 \le x < 4\\ 1, & 4 \le x \le 5. \end{cases}$$
 (5.7)

Esta manera de expresar la similitud, muestra un nexo entre el modelo de Canós-Liern con el método TOPSIS, en el sentido de que la forma de la función de pertenencia muestra la dirección de optimización. En la Figura 19 se deduce que se trata de una competencia a maximizar. En la competencia 2, cuya grafica aparece en la Figura 20, se trata de una competencia a minimizar.

0.2

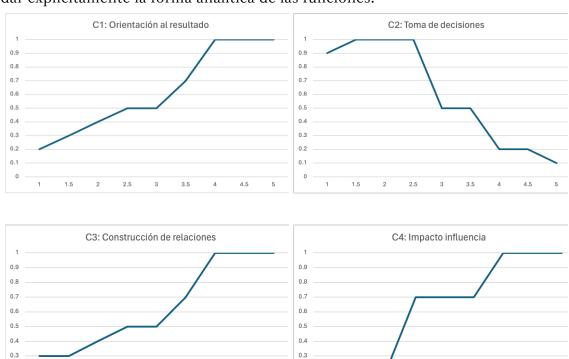
0.1



Figura 20. Función de pertenencia para la segunda competencia.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 21 mostramos la función de normalización de cada competencia sin dar explícitamente la forma analítica de las funciones.



0.2

0.1

1.5

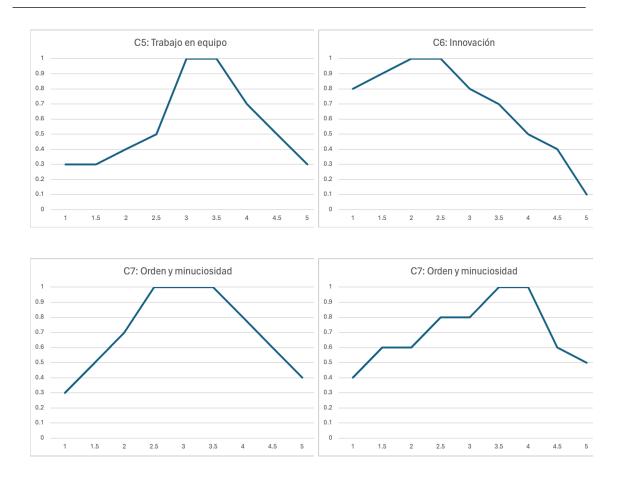


Figura 21. Normalizaciones basadas en N_5 para las ocho competencias. Fuente: Elaboración propia.

Utilizando las normalizaciones *ad hoc* de cada competencia, hemos aplicado el modelo Canós-Liern y los resultados obtenidos son los que aparecen en la Tabla 32.

Tabla 32. Ranking con método Canós-Liern y funciones de pertenencia.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 18	1	P 09	9	P 30	17	P 20	25
P 07	2	P 01	10	P 29	18	P 26	26
P 03	3	P 24	11	P 17	19	P 15	27
P 14	4	P 31	12	P 10	20	P 27	28
P 21	5	P 25	13	P 19	21	P 05	29
P 23	6	P 12	14	P 11	22	P 13	30
P 04	7	P 08	15	P 06	23	P 16	31
P 22	8	P 02	16	P 28	24		

Fuente: Elaboración propia.

Como era de esperar, el cambio de criterio en la valoración de las competencias, aplicando este proceso de normalización de datos se han obtenido resultados que, si han modificado de una forma significativa el ranking de los candidatos, aquí los tres mejores candidatos son: P18, P07 y P03 en ese orden.

Se puede apreciar de mejor manera este cambio en los rankings en la Figura 22, en la que se presenta el gráfico comparativo de los resultados de las ordenaciones obtenidas.

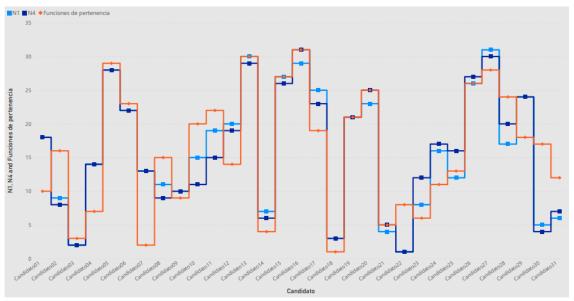


Figura 22. Método Canós-Liern con N1, N4, y funciones de pertenencia Fuente: Elaboración propia.

5.5 Variantes Método TOPSIS

Al igual que se ha realizado con el método Canós-Liern, se propone explorar algunas variantes al momento de aplicar el algoritmo de TOPSIS, nos centraremos en este apartado en algunas diferencias al momento de normalizar los datos y se hará un mayor énfasis en el cálculo de la cercanía relativa final.

Como ocurría en las secciones anteriores, debemos distinguir el tratamiento cuando se trabaja sin incertidumbre (donde aplicamos el modelo TOPSIS clásico) y cuando se trabaja con incertidumbre (donde aplicamos TOPSIS con intervalos o UW-TOPSIS)

5.5.1. Modelos sin incertidumbre

Normalización N4

Actuamos como en la sección anterior, cambiaremos el método de normalización para comparar los resultados de este cambio. En esta ocasión se utilizará la normalización N4 (Max-Min) dada en (5.6).

Al aplicar esta normalización se han obtenido resultados que aparecen en la Tabla 33. Los tres mejores perfiles al aplicar este cambio fueron: P22, P03 y P18.

Tabla 33. Ranking de candidatos con método TOPSIS y normalización N4.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 02	9	P 12	17	P 15	25
P 03	2	P 10	10	P 01	18	P 20	26
P 18	3	P 08	11	P 11	19	P 26	27
P 14	4	P 23	12	P 19	20	P 05	28
P 30	5	P 04	13	P 28	21	P 27	29
P 31	6	P 07	14	P 29	22	P 13	30
P 21	7	P 25	15	P 06	23	P 16	31
P 09	8	P 24	16	P 17	24		

En este caso, comprobamos que TOPSIS no es muy sensible al cambio de normalización. De hecho, se han obtenido resultados similares a los obtenidos con el método TOPSIS regular. Como se puede apreciar en la Figura 23 se mantiene un comportamiento bastante uniforme de los resultados.

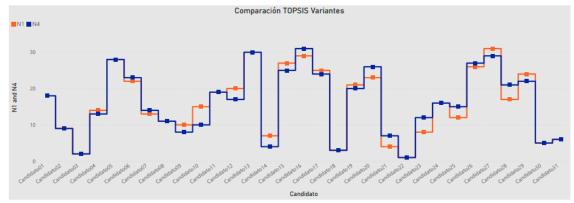


Figura 23. Comparación método TOPSIS: N1 y N4. Fuente: Elaboración propia.

Distancia Manhattan

Como segunda variante nos centraremos en la forma de medir la distancia entre las valoraciones de los candidatos y la solución ideal y anti-ideal del método TOPSIS. Cambiaremos el uso de la distancia euclídea a la distancia Manhattan o Taxicab y buscaremos las diferencias que se tienen al momento de ejecutar dicho cambio. En cuanto a la normalización utilizaremos la normalización original del modelo.

Al aplicar esta distancia se han obtenido resultados que, si bien se asemejan a los anteriores tienen sus particularidades. Los tres mejores perfiles al aplicar este cambio fueron los mismos que los anteriores: P22, P03 y P18, pero en las posiciones itermedias sí hay cambios, como se puede apreciar en la Tabla 34.

Tabla 34. Ranking de candidatos con método TOPSIS con distancia Manhattan.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 14	9	P 28	17	P 26	25
P 03	2	P 02	10	P 12	18	P 15	26

P 18	3	P 25	11	P 04	19	P 29	27
P 09	4	P 07	12	P 19	20	P 05	28
P 30	5	P 08	13	P 20	21	P 13	29
P 21	6	P 10	14	P 06	22	P 16	30
P 31	7	P 01	15	P 11	23	P 27	31
P 23	8	P 24	16	P 17	24		

Si se compara esta opción con la anterior, se comprueba que TOPSIS es más sensible a la función distancia que al cambio de la normalización euclídea por la normalización N4.

Distancia Manhattan y normalización N4

Ahora el cambio del método TOPSIS será tanto en la normalización como en distancia que se aplica para encontrar la cercanía relativa de los candidatos. Se utilizó le normalización Max-Min y la distancia Manhattan.

Los resultados obtenidos con esta elección de distancia y normalización son los que aparecen en la Tabla 35. Como puede comprobarse, los 3 mejores candidatos son: P22, P03 y P18.

Tabla 35. Ranking de candidatos con TOPSIS (N4 y distancia Manhattan).

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 10	9	P 12	17	P 20	25
P 03	2	P 02	10	P 04	18	P 26	26
P 18	3	P 08	11	P 19	19	P 29	27
P 30	4	P 23	12	P 15	20	P 05	28
P 09	5	P 25	13	P 28	21	P 13	29
P 14	6	P 07	14	P 11	22	P 27	30
P 31	7	P 01	15	P 06	23	P 16	31
P 21	8	P 24	16	P 17	24		

Fuente: Elaboración propia.

Para facilitar la comparación entre las tres últimas opciones y el TOPSIS original expuesto en 5.2.3, en la Tabla 36 ponemos juntos los resultados de las ocho primeras posiciones con las 4 variantes.

Tabla 36. Comparación resultados TOPSIS y sus variaciones.

Ranking	TOPSIS	TOPSIS N4	TOPSIS Manhattan	TOPSIS N4+Manhattan
1	P22	P 22	P 22	P 22
2	P 03	P 03	P 03	P 03
3	P 18	P 18	P 18	P 18
4	P 21	P 14	P 09	P 30
5	P 23	P 30	P 30	P 09
6	P 14	P 31	P 21	P 14
7	P 31	P 21	P 31	P 31
8	P 30	P 09	P 23	P 21

Si tomamos a los tres primeros candidatos, podemos observar la consistencia en los resultados obtenidos en las 4 variantes: se obtienen el mismo orden en esa terna, pero si observamos a los demás candidatos podemos encontrar varias diferencias, siendo las más considerables las obtenidas por el P09. Según se han ido introduciendo variantes, su desempeño ha mejorado considerablemente modificando su ubicación desde la posición 10 hasta llegar a ser el cuarto en el ranking. Se pueden observar todas estas variaciones en la Figura 24.

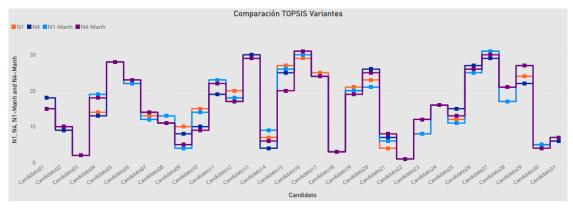


Figura 24. Comparación método Canós-Liern y Experto-OWA. Fuente: Elaboración propia.

5.5.2. Modelos con incertidumbre

En este apartado vamos a comparar algunas variantes que admiten incertidumbre en el modelo TOPSIS. Como ya se ha realizado en el método TOPSIS clásico, se cambiará la forma en la que se han normalizado los datos utilizando la normalización MAX-Min, además utilizaremos la distancia Manhattan para determinar la cercanía relativa de los candidatos y finalmente se comparara todos estos resultados con los obtenidos del método de Jahanshahloo et al. (2006).

En la segunda parte de esta sección compararemos UW-TOPSIS con normalización y distancia euclídeas con otras variantes al introducir normalización o distancias diferentes.

En todos los casos, los cálculos se han realizado con RStudio y los datos se han almacenado en Excel.

Datos con intervalos y normalización N4

Utilizaremos los datos de la Tabla 27 para aplicar el método TOPSIS con intervalos, pero en este caso, a diferencia de la sección 5.3.1, la normalización utilizada es N4.

Tabla 37. Ordenación con TOPSIS con intervalos y N4.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 01	1	P 18	9	P 05	17	P 25	25
P 22	2	P 08	10	P 14	18	P 26	26
P 03	3	P 30	11	P 29	19	P 21	27
P 02	4	P 23	12	P 13	20	P 17	28
P 19	5	P 10	13	P 24	21	P 27	29
P 11	6	P 28	14	P 09	22	P 20	30
P 07	7	P 12	15	P 04	23	P 16	31
P 31	8	P 15	16	P 06	24		

Fuente: Elaboración propia.

Al aplicar este cambio se han obtenido resultados que sí presentan una variación a los resultados anteriores. Los 3 mejores candidatos son P01, P22 y P03. Esto significa que el candidato P01 ha ascendido mucho en el ranking.

Datos con intervalos, normalización N4 y distancia Manhattan.

Cambiaremos ahora el uso de la distancia euclídea por la distancia Manhattan o Taxicab y buscaremos las diferencias que se tienen al momento de ejecutar dicho cambio. Para este cambio usaremos la normalización N4 para comparar los resultados obtenidos.

Tabla 38. Ordenación con TOPSIS con intervalos, N4 y distancia Manhattan.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 28	9	P 15	17	P 21	25
P 01	2	P 19	10	P 24	18	P 13	26
P 03	3	P 23	11	P 09	19	P 26	27
P 02	4	P 12	12	P 04	20	P 20	28
P 18	5	P 10	13	P 29	21	P 17	29
P 31	6	P 14	14	P 05	22	P 27	30
P 30	7	P 08	15	P 25	23	P 16	31
P 07	8	P 11	16	P 06	24		

Fuente: Elaboración propia.

Al aplicar este cambio se han obtenido resultados diferentes a otros resultados anterior. Los 3 mejores candidatos son P22, P01 y P3. Como ocurría anteriormente, el candidato P01 ocupa una muy buena posición (segunda posición), cosa que no ocurría con las otras opciones analizadas.

Como hemos hecho en el apartado anterior, para facilitar la comparación entre las variantes del TOPSIS con intervalos, en la Tabla 39 mostramos los resultados de los ocho primeros clasificados en los tres escenarios.

Tabla 39. Comparación resultados TOPSIS con intervalos y sus variaciones.

Ranking	Euclídea	N4+Manh	Euclídea+N4
1	P 22	P 22	P 01
2	P 03	P 01	P 22
3	P 07	P 03	P 03

4	P 11	P 02	P 02
5	P 02	P 18	P 19
6	P 31	P 31	P 11
7	P 19	P 30	P 07
8	P 01	P 07	P 31

En estos resultados, a diferencia de los casos anteriores, se pueden evidenciar muchas más variaciones entre los métodos aplicados. En la Figura 25 se muestran todas las soluciones juntas.

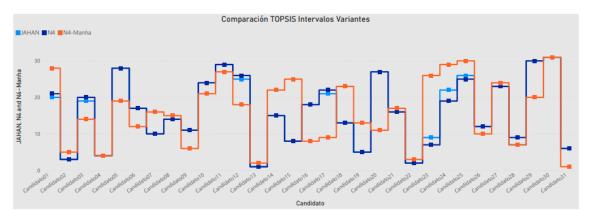


Figura 25. Comparación variaciones método TOPSIS con intervalos. Fuente: Elaboración propia.

Pesos con intervalos y normalización N4

En este apartado utilizamos los pesos y objetivos expresados en la Tabla 29 en dos escenarios. En el primero de ellos (Tabla 40) utilizamos la normalización N4 y la distancia euclídea y en el segundo caso (Tabla 41) se utiliza la norma N4 y la distancia Manhattan.

Tabla 40. Ranking de candidatos con método UW-TOPSIS N4 y euclídea.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 10	9	P 24	17	P 06	25
P 03	2	P 21	10	P 15	18	P 20	26
P 18	3	P 25	11	P 19	19	P 05	27

P 30	4	P 08	12	P 04	20	P 29	28
P 09	5	P 07	13	P 28	21	P 13	29
P 14	6	P 23	14	P 11	22	P 27	30
P 31	7	P 01	15	P 17	23	P 16	31
P 02	8	P 12	16	P 26	24		

Tabla 41. Ranking de candidatos con método UW-TOPSIS N4 y Manhattan.

Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking	Candidato	Ranking
P 22	1	P 14	9	P 12	17	P 11	25
P 03	2	P 25	10	P 04	18	P 06	26
P 18	3	P 23	11	P 28	19	P 05	27
P 30	4	P 08	12	P 19	20	P 13	28
P 09	5	P 07	13	P 15	21	P 29	29
P 31	6	P 10	14	P 26	22	P 27	30
P 21	7	P 24	15	P 20	23	P 16	31
P 02	8	P 01	16	P 17	24		

Fuente: Elaboración propia.

De nuevo las tres primeras posiciones P22, P03 y P18 son muy estables frente a variaciones de en la normalización, la función distancia y los pesos (puesto que están dados por intervalos).

5.6 Toma de decisión

Una vez terminado el proceso de aplicación de todos estos métodos, sus variantes y analizadas las particularidades de cada uno de ellos, queda la parte más importante: es llegar a proponer una decisión adecuada para *Aseguradora PDC*.

Para fundamentar la propuesta de decisión a la empresa, a continuación vamos a considerar las 10 primeras posiciones obtenidas en cada uno de los casos que hemos analizado. Para facilitar la comparación se han expresado todos los resultados en la misma tabla (Tabla 42).

Tabla 42. Comparación resultados.

Ranking	Experto-	Método Canós-Liern				TO	OPSIS	
	OWA	Euclídea	N4	Graf	Euclídea	N4	N4,Manh	N4,anh
1	P 22	P 22	P 22	P 18	P 22	P 22	P 22	P 22
2	P 03	P 03	P 03	P 07	P 03	P 03	P 03	P 03
3	P 18	P 18	P 18	P 03	P 18	P 18	P 18	P 18
4	P 21	P 21	P 30	P 14	P 21	P 14	P 30	P 09
5	P 07	P 30	P 21	P 21	P 23	P 30	P 09	P 30
6	P 30	P 31	P 14	P 23	P 14	P 31	P 14	P 21
7	P 08	P 14	P 31	P 04	P 31	P 21	P 31	P 31
8	P 31	P 23	P 02	P 22	P 30	P 09	P 21	P 23
9	P 02	P 02	P 08	P 09	P 25	P 02	P 10	P 14
10	P 24	P 09	P 09	P 01	P 09	P 10	P 02	P 02

Ranking	TOPSIS con intervalos			UW	V-TOPSIS	
	Euclídea	N4,Manh	N4	Euclídea	N4,Manh	N4
1	P 22	P 22	P 01	P 22	P 22	P 22
2	P 03	P 01	P 22	P 03	P 03	P 03
3	P 07	P 03	P 03	P 18	P 18	P 18
4	P 11	P 02	P 02	P 30	P 30	P 30
5	P 02	P 18	P 19	P 21	P 09	P 09
6	P 31	P 31	P 11	P 14	P 31	P 14
7	P 19	P 30	P 07	P 31	P 21	P 31
8	P 01	P 07	P 31	P 09	P 02	P 02
9	P 23	P 28	P 18	P 02	P 14	P 10
10	P 08	P 19	P 08	P 23	P 25	P 21

Las conclusiones más directas que se extraen de estos resultados son:

- a) La robustez de los métodos, que se traduce en la aparición de pocas variaciones considerables.
- b) Con todos estos escenarios se ha obtenido mucha información valiosa de todos los candidatos, respecto de las posiciones que pueden ocupar dependiendo de las circunstancias en las que se ha aplicado.

No obstante, nuestro objetivo en este caso real era seleccionar al mejor de los 31 candidatos. Por esta razón, como hemos venido haciendo en todos los apartados de este capítulo, nos vamos a centrar en los candidatos que han ocupado las tres primeras posiciones. En la Tabla 43 se muestra qué candidatos han ocupado las 3 posiciones en cualquiera de los casos analizados y en qué porcentaje ocupan la posición.

Tabla 43. Porcentaje de las tres primeras posiciones.

Primero		S	egundo	Tercero		
candidato	frecuencia	candidato	frecuencia	candidato	frecuencia	
P 22	(12/14) 85.71%	P 03	(11/14) 78.57%	P 18	(11/14) 78.57%	
P 18	(1/14) 7.14%	P 07	(1/14) 7.14%	P 03	(2/14) 14.29%	
P 01	(1/14) 7.14%	P 01	(1/14) 7.14%	P 07	(1/14) 7.14%	
		P 22	(1/14) 7.14%			

Fuente: Elaboración propia.

A la vista de los resultados, parece claro que la decisión óptima bebería ser el candidato P22 tanto por los porcentajes como por la robustez de la decisión, y esta es la propuesta que se hizo a la empresa.

En el caso real que nos ocupa, *Aseguradora PDC* contrató al candidato P22 y se quedó con una bolsa de trabajo formada por tres candidatos (P03, P18 y P30) a los que tendrá en cuenta en nuevas ampliaciones de la plantilla, previstas en el plazo de seis meses. Esto permitirá, si es posible, contar con esos candidatos sin tener que recurrir a un nuevo proceso de valoraciones y selección.

manos basada en técn	-		

CONCLUSIONES

Aunque a lo largo de la memoria se expresaron conclusiones parciales, a continuación vamos exponer las principales conclusiones a las que hemos llegado. Para facilitar la lectura las estructuraremos haciendo referencia explícita a los objetivos que nos planteábamos al principio de la tesis.

 Analizar técnicas que abordan la selección de personal basada en competencias en las que se involucran métodos de optimización o agregación.

En el capítulo 1 se han expuesto varios métodos de optimización y agregación que han intentado solucionar el problema de selección de personal, pocos de ellos se han centrado en la evaluación por competencias o su uso para escoger al mejor candidato. Al final del capítulo 3, se han documentado sesenta y cinco artículos científicos que han abordado este problema, además se ha podido determinar cuáles han sido los criterios utilizados, el origen de los datos, si su problema venía de una aplicación real o solo era un contenido teórico, el tipo de datos con los que trabajaba, números continuos, intervalos o borrosos y sobre todo se han revisado todas las técnicas que se aplicaron para esta resolución.

Con base en esta revisión bibliográfica hemos descrito y comparado los métodos de ordenación multicriterio más utilizados para entender en qué circunstancias es más conveniente utilizar uno u otro. El 65% de los artículos revisados abordaban

su planteamiento con TOPSIS o con una variante del mismo, lo que ha cimentado la decisión de utilizar este método de ordenación como la piedra angular de la tesis.

Podemos concluir entonces que, si bien existe una extensa literatura dentro del proceso de selección de personal basado en métodos de optimización o agregación, muy pocos de estos métodos basan su aplicación en evaluación de competencias. Así mismo, si bien la gran mayoría de los métodos aplicados están vinculados con TOPSIS, existe una brecha muy grande para ser estudiada como son las variantes que se pueden aplicar al algoritmo inicial, la evaluación en intervalos y números borrosos y sobre todo el entendimiento de cómo o cuándo se deben aplicar estas modificaciones al método.

2. Estudiar métodos para determinar las competencias adecuadas en los procesos de selección.

Como se ha mencionado, son escasos los modelos de selección de personal que utilizan métodos de ordenación o agregación basados en la evaluación de competencias. Esto puede deberse a la complejidad que conlleva la evaluación de las competencias en los candidatos y sobre todo la dificultad de lograr cuantificar esta evaluación. Como se ha expuesto en el capítulo 3, los métodos para evaluar competencias son varios como las entrevistas en cualquiera de sus variantes. Hemos encontrado que existe un vacío en cuanto a las evaluaciones tipo test que permitan medir competencias en los candidatos. La importancia de una evaluación basada en competencias en un proceso de selección es inmensa debido a que:

- Facilita la identificación de aquellos candidatos que cuentan con las habilidades y conocimientos requeridos para un desempeño exitoso en un puesto determinado.
- Permite una predicción más precisa del rendimiento futuro de un candidato.

- Contribuye a una mejor integración de los nuevos empleados al seleccionar a aquellos que poseen las habilidades necesarias para un desempeño exitoso en el puesto.
- Proporciona una base sólida para el desarrollo y la gestión del talento a largo plazo al seleccionar talento basado en competencias.

Es por esto que, como resultado de este trabajo, hemos podido desarrollar un cuestionario que es capaz de cuantificar el desarrollo de la competencia que tiene un candidato y que nos permite evaluar ocho de las más importantes y más comunes competencias dentro del ámbito laboral. Competencias que deben estar presentes tanto en gerentes como en personal operativo para un buen desarrollo de las funciones de su cargo.

3. Estructurar la toma de decisiones en Recursos Humanos, especialmente en la selección de personal, como modelos de optimización multicriterio.

En el proceso de selección de personal se han podido identificar todas las actividades, insumos, mecanismos de soporte y resultados, para poder entender el funcionamiento de este proceso. Una vez identificados, podemos definir una forma estructurada en la cual los modelos de optimización multicriterio pueden tener un alto impacto.

La habilidad de encontrar en qué parte del proceso se necesita la inclusión de la ayuda de estos modelos matemáticos también es un factor crítico en el desempeño de éstos. Es importante que los involucrados en este proceso conozcan a profundidad la realidad de la empresa y el puesto de trabajo sobre el cual se está llevando a cabo el proceso. Conocer la realidad no es solamente conocer el puesto de trabajo o suponer que se lo conoce, sino más bien saber identificar el grado de conocimiento que el departamento de recursos humanos tiene sobre la posición que está buscando contratar. Un alto conocimiento del puesto implica poder definir de manera adecuada un perfil ideal, que se ajuste a la realidad de la compañía y al entorno que el nuevo colaborador va a enfrentar en su nuevo

empleo. Un mal conocimiento de esta situación puede generar un perfil ideal que no sea acorde al puesto de trabajo y por ende guiar a una mala incorporación, lo que se traduce en costes tanto en tiempo como monetario. Esta habilidad de saber definir cuáles son las características de la empresa y el conocimiento sobre cada puesto de trabajo facilitan que la selección de personal pueda ser apoyada por modelos de optimización multicriterio.

Como se ha detallado a lo largo de esta memoria, la aplicación de uno u otro método debe tener sus particularidades, cada método está adaptado a una realidad distinta y el éxito de su aplicación, que al final es escoger al candidato correcto para el puesto correcto, depende de que los insumos utilizados sean los correctos. Podemos entonces ordenar los métodos de optimización multicriterio en una escala de conocimiento, cuanto más conozco el puesto y el entorno de trabajo puedo soportar la decisión un método u otro: el método Canós-Liern requiere un conocimiento profundo de la situación (puesto que precisa la construcción explícita de un ideal), TOPSIS requiere menos conocimiento (es el propio método quien fija las metas) y el método Experto-OWA se aplica cuando la problemática es poco conocida o no hay posibilidades de consenso.

4. Estudiar la aplicabilidad de distintos métodos de selección dependiendo de la información disponible. Se trata de proporcionar un sistema de ayuda a la decisión, de modo que el gestor pueda saber cuál es la técnica que mejor se adapta a sus necesidades.

En el capítulo de aplicaciones se ha podido demostrar la correcta aplicación de varios métodos para ordenar los candidatos dentro de un proceso de selección. Se han determinado también las condiciones adecuadas para el uso de cada uno de estos métodos. Así mismo hemos explorado las variantes que se pueden aplicar al momento de utilizar cada uno de estos métodos. Con base en todos estos insumos, se pueden definir un sistema de ayuda a los gestores de recursos humanos para que puedan definir cuándo y cómo utilizar cada uno de los métodos y si es necesario introducir alguno variante y como esto puede ayudar a la correcta selección del personal.

Método	Canós- Liern					
Ventajas	- Se basa en un perfil ideal, lo que puede facilitar la identificación					
	de candidatos adecuados.					
	- Útil cuando se tiene una idea clara de las competencias					
	requeridas para un puesto.					
Desventajas	Puede ser poco efectivo si el perfil ideal no está bien definido o si					
	las competencias requeridas para el puesto son muy variadas.					
Método	TOPSIS					
Ventajas	- Permite identificar al candidato que está más cerca de la					
	solución ideal y más lejos de la solución anti-ideal.					
	- Puede ser útil en situaciones donde se tienen múltiples criterios					
	de selección muy dispares.					
Desventajas	- Puede ser menos efectivo si los criterios de selección no están					
	bien definidos o hay que añadir criterios en medio del proceso.					
Método	Valoración Experto-OWA					
	- Permite replicar la opinión de un experto, lo que puede ser útil					
	cuando se requiere un juicio experto.					
	- Puede manejar diferentes tipos de datos, incluyendo datos					
	borrosos o intervalos.					
	- Puede ser menos efectivo si no se tiene acceso a un experto o si					
	las opiniones del experto son inconsistentes.					

Una vez establecidas las ventajas y desventajas, podemos concluir acerca de las variaciones que se han hecho en los modelos.

En el método Canós-Liern hemos explorado varios cambios a los planteados en su algoritmo de ejecución original. Empezaremos analizando el cambio en la normalización de los datos, como se ha definido en la fórmula 3.32 se han planteado 6 modelos de normalización (N1-N6). Se han explorado los cambios que sufre este método al introducir la normalización N4 y la normalización N5 para su ejecución. Se puede concluir que es recomendable hacer uso de estos cambios cuando tenemos datos muy dispersos en las calificaciones de los candidatos. En la normalización N4 estamos cambiando de una normalización que no tiene en cuenta la dispersión de los datos a una que sí lo hace. Esto podría hacer

que el método sea más sensible a la variabilidad en los datos. Si los datos tienen una gran dispersión, esto podría llevar a resultados muy diferentes a los obtenidos originalmente. Así mismo al cambiar de N1 a N5, estamos cambiando de una normalización que no tiene en cuenta la dispersión de los datos a una que sí lo hace y que también utiliza un valor objetivo externo para comparar los datos. El introducir un valor externo a la normalización puede ocasionar que tengamos una gran variedad de los datos. Es muy importante que se defina adecuadamente el valor objetivo que va a ser introducido para asegurar que esta inclusión está siendo beneficiosa para el método.

Se ha explorado también en el método TOPSIS el cambio en la forma en la que se realiza el cálculo de la distancia al perfil ideal y anti-ideal. Se ha escogido comparar el uso de dos tipos de distancias, la distancia euclídea (que es la del algoritmo original) y compararla con el uso de la distancia Manhattan. Esto puede tener un impacto significativo en los resultados, ya que estas dos medidas de distancia tienen propiedades diferentes, puesto que este cambio en el proceso de selección de candidatos puede representar un cambio profundo en la ordenación. En nuestro caso, este cambio no fue tan notorio debido a la consistencia de las valoraciones iniciales.

5. Comparar los resultados obtenidos con distintos métodos, de manera que se pueda comprobar la complementariedad de varios de ellos.

Se han explorado y aplicado diversos enfoques para la selección de personal basada en competencias. Esto incluye el método Canós-Liern, TOPSIS, Valoración Experto-OWA, una versión adaptada de TOPSIS que integra intervalos en las evaluaciones de los candidatos y el método UWTOPSIS. También se han tenido en cuenta distintas técnicas de normalización y funciones de distancia en estos métodos. Los resultados obtenidos de estos métodos han sido comparados en el capítulo 5 de aplicaciones, se ha observado que cada uno presenta sus propias ventajas y desventajas, y puede ser más adecuado para determinados contextos o tipos de datos. Por ejemplo, el método Canós-Liern puede resultar útil cuando en la compañía se cuenta con un perfil ideal claro y

específico para el puesto, mientras que el método TOPSIS con intervalos podría ser más robusto frente a la incertidumbre y la variabilidad en las evaluaciones de los candidatos. Así también, se ha expuesto los impactos que conlleva cambiar la normalización o la función de distancia en estos métodos puede tener un impacto considerable en los resultados. Por ejemplo, modificar de la distancia euclidiana a la distancia Manhattan en el método TOPSIS podría hacerlo más sensible a la variabilidad en los datos, lo que podría derivar en una clasificación diferente de los candidatos.

En conclusión, los hallazgos sugieren que estos métodos son complementarios y que la elección del método, la normalización y la función de distancia deben fundamentarse en las características específicas de los datos y del contexto del problema. Mediante la combinación adecuada de estos métodos y técnicas, es posible obtener una visión más completa y precisa de las competencias de los candidatos, facilitando la toma de decisiones de selección más fundamentadas.

6. Aplicar las aportaciones metodológicas a casos reales.

Todos estos planteamientos han sido realizados en un marco real, una empresa (a la que hemos puesto el nombre de Aseguradora PDC) en búsqueda de un candidato que se ajuste de la manera más adecuada a sus necesidades. El conocimiento del encargado de reclutar el candidato nos ha permitido explorar todas las variantes presentas y cuál sería el impacto de escoger uno u otro método para ordenar a los candidatos.

Con el amplio conocimiento hemos podido introducir un método adicional en la forma de normalizar los datos a través de una función de pertenencia y qué tan bueno o malo es que un candidato esté en cierto nivel de conocimiento o madurez en las competencias evaluadas. Poder comparar todos los resultados obtenidos y definir cuándo es más conveniente el uso de uno u otro método o cuándo es conveniente introducir una variación a los mismos, solo ha sido posible al poder realizar este ejemplo con datos reales de personas que están interesadas en un

puesto de trabajo y que son evaluadas exhaustivamente en este proceso de selección.

7. Diseñar futuras líneas de investigación, relacionadas con el trabajo desarrollado en esta memoria, que sirvan para aportar ideas en las políticas de adquisición (reclutamiento, selección, contratación) y desarrollo (formación, planes de carrera, promociones).

Dada la importancia de este último objetivo específico, le dedicaremos el capítulo siguiente.

Una vez analizados los objetivos específicos, podemos concluir de forma general al grado de consecución del objetivo general de este trabajo que fue planteado como:

 Analizar y proponer técnicas, basadas en métodos de optimización multicriterio, que permitan la gestión de Recursos Humanos mediante competencias, particularizando al proceso de selección de personal.

En esta memoria, hemos investigado y aplicado una variedad de métodos para la selección de personal basada en competencias. Se han analizado a detalle varios métodos de optimización multicriterio y su aplicación en procesos de selección de recursos humanos. Se ha podido comparar sus algoritmos de aplicación, semejanzas diferencias ventajas y desventajas de su aplicación. Se ha profundizado en los métodos que se desarrollan en el capítulo 5 de aplicaciones como son: método Canés-Liern, el método TOPSIS y sus variantes como lo es el TOPSIS con intervalos y el UWTOPSIS así como también el método planteado como Valoración Experto-OWA.

Para cada uno de los métodos se han comprobado sus respectivas fortalezas y debilidades en un proceso de aplicación real. Así también se ha podido determinar

su idoneidad y cómo ésta puede verse afectada por el contexto, tanto de los datos como el contexto de la compañía.

Se han valorado también distintas técnicas de normalización y funciones de distancia, observando que la modificación de éstas tiene un impacto considerable en los resultados obtenidos. Se han explorado, por ejemplo, el efecto de variar de función distancia y el cambio de los resultados que se obtienen al utilizar una distinta normalización en los datos.

En conclusión, a través de nuestros resultados hemos mostrado la complementariedad de estos métodos y sus variaciones, determinando la importancia de conocer cuándo es adecuado introducir una de ellas al método. Además, lo más importante a considerar es que los métodos aplicados sean muy refinados o no, tengan un alto grado de complejidad o no, sus resultados finales van a depender de una decisión honesta por parte de los reclutadores o empresas al momento de definir el grado de conocimiento que tienen del puesto de trabajo y del ambiente que rodea al mismo. Basado en esto, al integrar estos métodos y técnicas de manera adecuada, es posible obtener una visión más completa y precisa de las de los candidatos, lo que facilita la toma de decisiones de selección.

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización	n multicriterio flexibles

LÍNEAS FUTURAS DE INVETIGACIÓN

A corto plazo, las líneas futuras de investigación que nos proponemos son las siguientes:

- (1) Elaborar una aplicación, que se espera patentar, con el contenido de esta tesis, de manera que pueda resultar útil en el mundo de la empresa. Para este fin, los requisitos que impondremos son:
 - a) Que sea fácil de manejar por los encargados de gestionar los Recursos Humanos en las empresas.
 - b) Que admita todo tipo de datos en las valoraciones de las competencias y los pesos: números reales, intervalos y números borrosos.
 - c) Que las soluciones sean suficientemente visibles (mediante tablas, gráficos, etc. que se puedan variar) para que sean fáciles de interpretar.
- (2) Contactar con asociaciones de empresarios de Ecuador y España para ofrecerles asesoría en este campo.
- (3) Participar en cursos de transferencia del conocimiento en las secciones de Recursos Humanos de empresas.
- (4) Elaborar artículos con la parte de esta tesis que no ha sido difundida.

A medio y largo plazo, los proyectos de investigación que nos planeamos son los siguientes:

- (1) Utilizar las herramientas descritas, especialmente UW-TOPSIS, para detectar irregularidades en los procesos de selección. El hecho de que los pesos de las competencias se den con intervalos, permite conocer si en una selección dada, a los candidatos se les ha sesgado en algún sentido.
- (2) Incorporar herramientas de inteligencia artificial al proceso de selección. Por ejemplo, en el proceso de valoración podrían añadirse competencias evaluables mediante un texto y extraer patrones valorables a partir de él.
- (3) Desarrollar otras propuestas para la gestión de Recursos Humanos, basadas en técnicas multicriterio y que combinen dos o más modelos de programación matemática, con la finalidad de aumentar su adaptabilidad. Una vez obtenidas, se implementarán en Python o en R, para que las propuestas de investigación se transformen en herramientas útiles.

REFERENCIAS

- Ab Hamid, M. H., & Ariffin, A. F. (2022). An Integrated Approach of Fuzzy TOPSIS and Graph Theory with Confidence Analysis on Personnel Selection. Applied Mathematics and Computational Intelligence, 11 (1), 412—422.
- Acuña-Soto, C. M., Liern, V., & Pérez-Gladish, B. (2019). A VIKOR-based approach for the ranking of mathematical instructional videos. Management Decision, 57(2), 501-522.
- Acuña-Soto, C. M., Liern, V., & Pérez-Gladish, B. (2020). Multiple Criteria performance evaluation of YouTube mathematical educational videos by IS-TOPSIS. Operational Research An International Journal 20, 2017–2039.
- Acuña-Soto, C. M., Liern, V., & Pérez-Gladish, B. (2021). Normalization in TOPSIS based approaches with non-compensatory criteria: application to the ranking of mathematical videos. Annals of Operations Research, 296, 541–569.
- Aksakal, E., Dağdeviren, M., Eraslan, E., & Yüksel, İ. (2013). Personel selection based on talent management. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 73, 68–72.
- Alles, M. A. (2007). Gestión por competencias: el diccionario. Ediciones Granica SA.

- Alles, M. A. (2011). Diccionario de términos de Recursos Humanos. Ediciones Granica SA.
- Balas-Timar, D., & Ignat, S. (2015). Conceptual applicant screening model with fuzzy logic in industrial organizational contexts. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 203, 257–263.
- Bana, C., Costa, C. A. & Vansnick, J.C. (1999). The MACBETH approach: Basic ideas, software and an application," in Advances in Decision Analysis. N. Meskens and M. Roubens, Eds. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 131-157.
- Basheleishvili, I., & Bardavelidze, A. (2018). Development of Human Resource Assessment and Selection Model for Computer System Design. International Journal of Computer (IJC), 30(1), 50–58.
- Baykasoglu, A., Dereli, T., & Das, S. (2007). Project team selection using fuzzy optimization approach. Cybernetics and Systems: An International Journal, 38(2), 155–185.
- Behzadian, M., Kazemzadeh, R.B., Albadvi, A. & Aghdasi, M. (2020). PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. European Journal of Operational Research, 200, 198–215.
- BFQ (2024). BFQ. Cuestionario "Big Five", https://web.teaediciones.com/BFQ--CUESTIONARIO-BIG-FIVE.aspx (consultado en enero de 2024).
- Blasco-Blasco, O., Pérez, P.J., & Vila, L.E. (2019). A System of Indicators for Evaluating Public Broadcasting Corporations. In: Túñez-López, M., Martínez-Fernández, VA., López-García, X., Rúas-Araújo, X., Campos-Freire, F. (eds) Communication: Innovation & Quality. Studies in Systems, Decision and Control, vol 154. Springer, Cham.
- Boran, F. E., Genç, S., & Akay, D. (2011). Personnel selection based on intuitionistic fuzzy sets. Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries, 21(5), 493–503.

- Bouyssou, D., Marchant, T., Pirlot, M., Tsoukias, A., & Vincke, P. (2006). Evaluation and decision models with multiple criteria: Stepping stones for the analyst (Vol. 86). Springer Science & Business Media.
- Boyatzis, R. E. (1991). The competent manager: A model for effective performance. John Wiley & Sons.
- Brans, J. P. & Vincke, Ph. (1985). A preference ranking organization method (the PROMETHEE method for multiple criteria decision-making), Management Science, 31(6), 647-656.
- Bucak, U., Mollaoğlu, M., & Dinçer, M. F. (2023). Port personnel recruitment process based on dynamic capabilities: port managers' priorities vs customer evaluations. Maritime Business Review, 8(3), 238—254.
- Bui, T. D., Tsai, F. M., Tseng, M. L., & Ali, M. H. (2020). Identifying sustainable solid waste management barriers in practice using the fuzzy delphi method. Resources, Conservation and Recycling, 154. https://doi.org/10.1016/j.resconrec. 2019. 104625.
- Butkiewicz, B. S. (2002). Selection of staff for enterprise using fuzzy logic. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics.
- Cables, E., Lamata, M. T., & Verdegay, J. L. (2016). RIM-reference ideal method in multicriteria decision making, Information Sciences, 337–338, 1–10.
- Canós Darós, L. (2005). Aplicación de la teoría de subconjuntos borrosos a la gestión de recursos humanos. Tesis doctoral. Universitat de València.
- Canós, L., & Liern, V. (2004). Some fuzzy models for human resource management, International Journal of Technology, Policy and Management 4, pp. 291-308.
- Canós, L., & Liern, V. (2008). Soft computing-based aggregation methods for human resource management. European Journal of Operational Research, 189(3), 669–681.

- Canós, L., Casasús, T., Lara, T., Liern, V., & Pérez, J. C. (2008). Modelos flexibles de selección de personal basados en la valoración de competencias, Rect@ 9, 101—122.
- Canós, L., Casasús, T., Liern, V., & Pérez, J.C. (2013). A soft computing method as a tool of decision in personnel selection, International Journal of Intelligent Systems 29, 1079 1099.
- Carlsson, C., Fullér, R., & Fullér, S. (1997). OWA operators for doctoral student selection problem. The Ordered Weighted Averaging Operators: Theory and Applications, 167–177.
- Cevikcan, E., Cebi, S., & Kaya, I. (2009a). Fuzzy VIKOR and Fuzzy Axiomatic Design Versus to Fuzzy Topsis: An Application of Candidate Assessment. J. Multiple Valued Log. Soft Comput., 15(2–3), 181–208.
- Cevikcan, E., Cebi, S., & Kaya, I. (2009b). Fuzzy VIKOR and fuzzy axiomatic design versus to fuzzy TOPSIS: An application of candidate assessment. Journal of Multiple-Valued Logic and Soft Computing, 15(2–3), 181–208.
- Chen, C.-T. (2000). Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment. Fuzzy Sets and Systems, 114(1), 1–9.
- Chen, C.-T., & Hung, W.-Z. (2012). Choosing project leader based on interval linguistic TOPSIS and social network technology. 2012 International Conference on Fuzzy Theory and Its Applications (IFUZZY2012), 310–315.
- Chen, L.-S., & Cheng, C.-H. (2005). Selecting IS personnel use fuzzy GDSS based on metric distance method. European Journal of Operational Research, 160(3), 803–820.
- Chen, S.-J., & Hwang, C.-L. (1992). Fuzzy multiple attribute decision making-methods and applications. Springer. Berlin.
- Chen, S.-M., & Lee, L.-W. (2010). Fuzzy multiple attributes group decision-making based on the interval type-2 TOPSIS method. Expert Systems with Applications, 37(4), 2790–2798.

- Chen, T.-Y., & Tsao, C.-Y. (2008). The interval-valued fuzzy TOPSIS method and experimental analysis. Fuzzy Sets and Systems, 159(11), 1410–1428.
- Chien, C.-F., & Chen, L.-F. (2008). Data mining to improve personnel selection and enhance human capital: A case study in high-technology industry. Expert Systems with Applications, 34(1), 280–290.
- Cho, V., & Ngai, E. W. T. (2003). Data mining for selection of insurance sales agents. Expert Systems, 20(3), 123–132.
- Coll-Serrano, V., Carrasco-Arroyo, S., Blasco-Blasco, O., & Vila-Lladosa, L. (2012). Design of a Basic System of Indicators for Monitoring and Evaluating Spanish Cooperation's Culture and Development Strategy. Evaluation Review, 36, 272.
- Coll-Serrano, V., Blasco-Blasco, O., Carrasco-Arroyo, S., & Vila-Lladosa, L. (2013). Un sistema de indicadores para el seguimiento y evaluación de la gestión sostenible del patrimonio cultural. Transinformação, 25(1), 55-63.
- Courant, R., & John F (1989). Introduction to Calculus and Analysis. Volume I. Springer-Verlag, New York.
- Dağdeviren, M. (2010). A hybrid multi-criteria decision-making model for personnel selection in manufacturing systems. Journal of Intelligent Manufacturing, 21, 451–460.
- Dalkey, N., & Brown, B., & Cochran, S. (1969). The Delphi Method III: Use of Self Rating to Improve Group Estimates. Research Memorandum, RM-6115-PR. Santa Monica, CA: The Rand Corporation.
- Dalkey, N.C., & Helmer, O. (1963). An Experimental Application of the Delphi Method to the Use of Experts. Management Science, 9(3), 458—467.
- Danişan, T., Özcan, E., & Eren, T. (2022). Personnel selection with multi-criteria decision making methods in the ready-to-wear sector. Tehnički Vjesnik, 29(4), 1339–1347.
- Deliktaş, D., & Üstün, Ö. (2018). Multiple criteria decision making approach for industrial engineer selection using fuzzy AHP-fuzzy TOPSIS. Anadolu

- University Journal of Science and Technology A-Applied Sciences and Engineering, 19(1), 58–82.
- DISC (2024). Perfil Profesional DiSC Prueba de personalidad DISC, https://es.test2.thepersonalitylab.org/v2_mobile_di (consultado en enero de 2024).
- Domingo Belcos, A. (2022). Revisión del método TOPSIS. Aplicación a procesos de selección de personal en entidades deportivas. Trabajo de Fin de Máster, Universitat de València.
- Drigas, A., Kouremenos, S., Vrettos, S., Vrettaros, J., & Kouremenos, D. (2004).

 An expert system for job matching of the unemployed. Expert Systems with Applications, 26(2), 217–224.
- Dubois, D. J. (1980). Fuzzy sets and systems: theory and applications (Vol. 144). Academic press.
- Dubois, D., Kerre, E., Meisar, R. & Prade, H. (2000). Fuzzy interval analysis en D. Dubois and H. Prade (eds.) Fundamentals of Fuzzy Sets, Boston: Kluwer Academic Publishers.
- Dubois, D. J. & Prade, P.(1978). Operations on fuzzy numbers, International Journal of Systems Science 9(6), 613–626.
- Dubois, D. & Prade, H. (2004). On the use of aggregation operations in information fusion processes. Fuzzy Sets and Systems, 142(1), 143—161.
- Fei, L., Hu, Y., Xiao, F., Chen, L., & Deng, Y. (2016). A modified topsis method based on numbers and its applications in human resources selection.

 Mathematical Problems in Engineering, 2016.
- García-Cascales, M.S. (2009). Métodos para la comparación de alternativas mediante un Sistema de Ayuda a la Decisión (S.A.D.) y "Soft Computing." Tesis doctoral, Universidad Politécnica de Cartagena.
- Gil Aluja, J. (2004). Aproximación metodológica a la optimización en la incertidumbre. Monográfico (2), 23–49.
- Goguen, J. A. (1967). L-Fuzzy Sets. 222(85), 145–174.

- Goguen, J. A. (1969). The logic of inexact concepts. Synthese, 19(3/4), 325–373.
- Golec, A., & Kahya, E. (2007). A fuzzy model for competency-based employee evaluation and selection. Computers & Industrial Engineering, 52(1), 143–161.
- Gómez, J. (2011). Cuando las rectas se vuelven curvas. Las geometrías no euclídeas. Villatuerta, España: RBA Coleccionables S.A.
- González, E. F. A., Vargas, V. M., López, L. A. L., Rivera, J. P., & Candelo, F. (2023). Aplicación de técnicas de decisión multicriterio para la priorización de perfiles docentes universitarios. Ingeniería y Competitividad, 25(1), 1–20.
- Gordon, T.J. (1994). The Delphi method. AC/UNU Millennium Project: Futures Research Methodology.
- Güngör, Z., Serhadlıoğlu, G., & Kesen, S. E. (2009). A fuzzy AHP approach to personnel selection problem. Applied Soft Computing, 9(2), 641–646.
- Hachicha, R. M., & El Mhamedi, A. (2010). A competence based evaluation and selection problem by fuzzy linguistic computing. 2010 International Symposium on Computational Intelligence and Design, 2, 183–187.
- Hallowell, M. R., & Gambatese, J. A. (2010). Qualitative Research: Application of the Delphi Method to CEM Research. Journal of Construction Engineering and Management 136, 99–107.
- Hanafin, S., Brooks, A.-M., Carroll, E., Fitzgerald, E., Gabhainn, S. N., & Sixsmith, J. (2007). Achieving Consensus in Developing a National Set of Child Well-Being Indicators. Social Indicators Research, 80(1), 79–104.
- Hooper, R. S., Galvin, T. P., Kilmer, R. A., & Liebowitz, J. (1998). Use of an expert system in a personnel selection process. Expert Systems with Applications, 14(4), 425–432.
- Hsu, T. H., & Yang, T. H. (2000). Application of fuzzy analytic hierarchy process in the selection of advertising media. Journal of Management and Systems, 7(1), 19–39.

- Huang, L.-C., Huang, K.-S., Huang, H.-P., & Jaw, B.-S. (2004). Applying fuzzy neural network in human resource selection system. IEEE Annual Meeting of the Fuzzy Information, 2004. Processing NAFIPS'04., 1, 169–174.
- Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). Multiple Atribute Decision Making: Methods and Applications. New York: Springer-Verlag.
- Ishikawa, A., Amagasa, M., Shiga, T., Tomizawa, G., Tatsuta, R., & Mieno, H. (1993). The max-min Delphi method and fuzzy Delphi method via fuzzy integration. Fuzzy Sets and Systems, 55(3), 241–253.
- Jabbarova, A. I., & Jabbarova, K. I. (2022). Solving Employee Selection Problem Under Fuzzy-Valued Information. International Conference on Theory and Applications of Fuzzy Systems and Soft Computing, 620–625.
- Jahan, A., Bahraminasab, M., & Edwards, K. L. (2012). A target-based normalization technique for materials selection, Materials and Design, 35, 647–654.
- Jahanshahloo, G. R., Hosseinzadeh, L. F. & Izadikhah, M. (2006). An algorithmic method to extend TOPSIS for decision-making problems with interval data. Applied Mathematics and Computation, 175, 1375-1384.
- Jereb, E., Rajkovic, U., & Rajkovic, V. (2005). A hierarchical multi attribute system approach to personnel selection. International Journal of Selection and Assessment, 13(3), 198–205.
- Junior, C. de S. R., Moreira, M. Â. L., & dos Santos, M. (2022). Selection of interns for startups: an approach based on the AHP-TOPSIS-2N method and the 3DM computational platform. Procedia Computer Science, 199, 984–991.
- Kamble, P. N., & Parveen, N. (2018). An application of integrated fuzzy AHP and fuzzy TOPSIS method for staff selection. J. Comput. Math. Sci, 9(9), 1161–1169.
- Karmaker, C., & Saha, M. (2015). Teachers' recruitment process via MCDM methods: A case study in Bangladesh. Management Science Letters, 5(8), 749–766.

- Karel, W., Brauers, W. & Zavadskas, E. K. (2006). The MOORA method and its application to privatization in a transition economy, Control and Cybernetics 35(2), 445—469.
- Karsak, E. E. (2000). A fuzzy multiple objective programming approach for personnel selection. Smc 2000 Conference Proceedings. 2000 Ieee International Conference on Systems, Man and Cybernetics.'cybernetics Evolving to Systems, Humans, Organizations, and Their Complex Interactions' (Cat. No. 0, 3, 2007–2012.
- Kaufman, A., & Gil Aluja, J. (1987). Técnicas operativas de gestión para el tratamiento de la incertidumbre. Hispano Europea.
- Kelemenis, A., & Askounis, D. (2010). A new TOPSIS-based multi-criteria approach to personnel selection. Expert Systems with Applications, 37(7), 4999–5008.
- Kelemenis, A., Ergazakis, K., & Askounis, D. (2011). Support managers' selection using an extension of fuzzy TOPSIS. Expert Systems with Applications, 38(3), 2774–2782.
- Kosko, B. (1995). Pensamiento borroso, Ed. Crítica, Barcelona.
- Kuo, Y. F., & Chen, P. C. (2008). Constructing performance appraisal indicators for mobility of the service industries using Fuzzy Delphi Method. Expert Systems with Applications, 35(4), 1930–1939.
- Kusumawardani, R. P., & Agintiara, M. (2015). Application of fuzzy AHP-TOPSIS method for decision making in human resource manager selection process. Procedia Computer Science, 72, 638–646.
- Kwok, A. P. K., Yan, M., Zhao, Y. X., Zhi, H., Zhong, R. Bin, Yang, C., & Li, N. H. (2022). An empirical comparison of the usefulness between TOPSIS method and fuzzy TOPSIS method for personnel selection. Advances in Decision Science and Management: Proceedings of Third International Conference on Decision Science and Management (ICDSM 2021), 589–595.

- Landeta, J. (1999). El método Delphi. Una técnica de previsión para la incertidumbre, Ariel, Barcelona.
- Landeta, J. (2006). Current validity of the Delphi method in social sciences. Technological Forecasting & Social Change, 73, 467—482.
- Liang, G.-S., & Wang, M.-J. J. (1992). Personnel placement in a fuzzy environment. Computers & Operations Research, 19(2), 107–121.
- Liern, V. (2014). El eco de la música de las esferas. Las Matemáticas de las consonancias. Reial Acadèmia de Doctors, Fundación Universitaria Eserp.
- Liern, V. (2018). Algunos usos del Álgebra Lineal en las decisiones de Economía y Empresa. E-book, Universitat de València. https://www.uv.es/liern/ALGEBRA .pdf
- Liern, V., & Canós Darós, L. (2003). Toma de decisiones mediante algoritmos borrosos: aplicación a la viabilidad y reestructuración de plantillas laborales. Revista Europea de Dirección y Economía de La Empresa, 12(2), 127–142.
- Liern, V., Parada-Rico, S.E., Blasco-Blasco, O. (2020). Construction of Quality Indicators Based on Pre-Established Goals: Application to a Colombian Public University. Mathematics, 8(7):1075.
- Liern, V., & Pérez-Gladish, B. (2020). Multiple criteria ranking method based on functional proximity index: Un-weighted TOPSIS, Annals of Operations Research, doi: https://doi.org/10.1007/s10479-020-03718-1.
- Liern, V., & Pérez-Gladish, B. (2021). Building Composite Indicators With Unweighted-TOPSIS, IEEE Transactions on Engineering Management, doi: https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3090155.
- Liern, V. (2022). Aplicaciones de la geometría a la toma de decisiones. Memorias del 25 Encuentro de Geometría y sus Aplicaciones. Universidad Pedagógica Nacional, Bogotá (Colombia), 23 38.
- Linstone, H. A., & Turoff, M. (1975). The Delphi method: techniques and applications. Reading: Addison-Wesley.

- López-García, A. (2023). Evaluation of optimal solutions in multicriteria models for intelligent decision support. Tesis Doctoral, Universitat de València.
- López-García, A., Liern, V. & Pérez-Gladish , B. (2023). Determining the underlying role of corporate sustainability criteria in a ranking problem using UW-TOPSIS. Annals of Operations Researh. https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-023-05543-8
- Loo, R. (2002). The Delphi method: a powerful tool for strategic management. Policing: An International Journal of Police Strategies and Management 25(4), 762–769.
- Ma, Z., Shao, C., Ma, S., & Ye, Z. (2011). Constructing road safety performance indicators using fuzzy delphi method and grey delphi method. *Expert* systems with applications, 38(3), 1509-1514.
- Mahdavi, I., Mahdavi-Amiri, N., Heidarzade, A., & Nourifar, R. (2008). Designing a model of fuzzy TOPSIS in multiple criteria decision making. Applied Mathematics and Computation, 206(2), 607–617.
- McClelland, D. C. (1973). Testing for competence rather than for" intelligence.".

 American Psychologist, 28(1), 1.
- McClelland, D. C., Winter, D. G., Larrere, J., & Nathan, M. (1998). Identifying competencies with behavioral-event interviews. Psychological Science, 9(5). https://doi.org/10.1111/1467-9280.00065
- Mammadova, M. H., & Jabrayilova, Z. G. (2018a). Decision-making support in human resource management based on multi-objective optimization. Twms Journal of Pure and Applied Mathematics, 9(1), 52–72.
- Mammadova, M. H., & Jabrayilova, Z. G. (2018b). Fuzzy multi-criteria method to support group decision making in human resource management. Recent Developments and the New Direction in Soft-Computing Foundations and Applications: Selected Papers from the 6th World Conference on Soft Computing, May 22-25, 2016, Berkeley, USA, 209–222.

- McIntyre, C., Kirschenman, M., & Seltveit, S. (1999). Applying decision support software in selection of division director. Journal of Management in Engineering, 15(2), 86–92.
- Mehrabad, M. S., & Brojeny, M. F. (2007). The development of an expert system for effective selection and appointment of the jobs applicants in human resource management. Computers & Industrial Engineering, 53(2), 306–312.
- Morante, S. (2018). Precauciones a la hora de normalizar datos en Data Science, https://empresas.blogthinkbig.com/precauciones-la-hora-de-normalizar/ (con-sultado el 15 de noviembre de 2023).
- Murry, T. J., Pipino, L. L., & Gigch, J. P. (1985). A pilot study of fuzzy set modification of Delphi. Human Systems Management, 5(1), 76–80.
- Nalbant, K. G. (2022). Using an Integrated Consistent Fuzzy Preference Relations and Interval Type-2 Fuzzy Topsis Methodology for Personnel Selection and Promotion. WSEAS Transactions on Computers, 21, 158– 164.
- Nikjo, B., Rezaeian, J., & Javadian, N. (2015). Decision making in best player selection: An integrated approach with AHP and Extended TOPSIS methods based on WeFA Freamwork in MAGDM problems. International Journal of Research in Industrial Engineering, 4(1), 1–14.
- Nobari, S. M., & Zadeh, D. H. (2013). Designing a fuzzy model for decision support systems in the selection and recruitment process. African Journal of Business Management, 7(16), 1486.
- Okoli, C., & Pawlowski, S. D. (2004). The delphi method as a research tool: An example, design considerations and applications. Information and Management, 42(1), 15–29.
- Opricovic, S. (1998). Multicriteria Optimization of Civil Engineering Systems. PhD Thesis, Faculty of Civil Engineering, Belgrade.

- Ouenniche, J., Pérez-Gladish, B., Bouslah, & K. (2018). An out-of-sample framework for TOPSIS-based classifiers with application in bankruptcy prediction.. Technological Forecasting and Social Change, 131, 111-116.
- Parada, S.E., Blasco-Blasco, O., & Liern, V. (2019). Adequacy Indicators Based on Pre-established Goals: An Implementation in a Colombian University, Social Indicators Research, 143, 1, 1-24.
- Pinto-Delacadena, P. A., Blasco-Blasco, O., Lafuente-Lechuga, M., & Liern, V. (2023). Una propuesta de cuestionario para evaluar las competencias utilizadas en la selección de personal, Comunicación en Jornadas de ASEPUMA 2023, Salamanca.
- Pinto-Delacadena, P. A., Canós Darós, M. J., Canós Darós, L., & Liern, V. (2023). Indicadores de estabilidad basados en técnicas multicriterio fuzzy. Una aplicación a la selección de personal, Comunicación en Jornadas de ASEPUMA 2023, Salamanca.
- Pinto-DelaCadena, P. A., Liern, V., & Vinueza-Cabezas, A. (2024). A Comparative Analysis of Multi-Criteria Decision Methods for Personnel Selection: A Practical Approach, Mathematics, 12(2), 324.
- Polychroniou, P. V., & Giannikos, I. (2009). A fuzzy multicriteria decision making methodology for selection of human resources in a Greek private bank. Career Development International, 14(4), 372–387.
- Prodanovic, P., & Simonovic, S. P. (2002). Comparison of fuzzy set ranking methods for implementation in water resources decision-making. Canadian Journal of Civil Engineering, 29(5), 692–701.
- Rahi, M. M. I., Ullah, A. K. M. A., & Alam, D. M. G. R. (2022). A Decision Support System (DSS) for Interview-Based Personnel Selection Using Fuzzy TOPSIS Method. Proceedings of International Conference on Fourth Industrial Revolution and Beyond, 645–657.

- Raoudha, H., El Mouloudi, D., Selma, H., & El Mhamedi, A. (2012). A new approach for an efficient human resource appraisal and selection. Journal of Industrial Engineering and Management (JIEM), 5(2), 323–343.
- Robbins, S. y Judge, T. (2017). Comportamiento organizacional. 13ª edición. Londres: Pearson.
- Rojas Puebla, C. F. (2023). Un modelo de asignación de ayudas a la investigación basado en técnicas multicriterio. Trabajo de Fin de Máster, Universitat de València.
- Roy, B. (1991). Decision-Aid and Decision Making, European Journal of Operational Research, 45, 324-331.
- Saaty, T. (1980). The analytic hierarchy process McGraw-Hill, New York.
- Safari, H., Cruz-Machado, V., Sarraf, A. Z., & Maleki, M. (2014). Multidimensional personnel selection through combination of TOPSIS and Hungary assignment algorithm. Management and Production Engineering Review, 5(1), 42—50.
- Saghafian, S., & Hejazi, S. R. (2005). Multi-criteria group decision making using a modified fuzzy TOPSIS procedure. International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC'06), 2, 215–221.
- Samawi, S. O., & Salhieh, S. (2008). Applying Topsis Multi-Criteria Decision Making Method in the Selection of Candidates in an Employee Recruitment and Selection Process. University of Jordan.
- Sang, X., Liu, X., & Qin, J. (2015). An analytical solution to fuzzy TOPSIS and its application in personnel selection for knowledge-intensive enterprise. Applied Soft Computing, 30, 190–204.
- Saremi, M., Mousavi, S. F., & Sanayei, A. (2009). TQM consultant selection in SMEs with TOPSIS under fuzzy environment. Expert Systems with Applications, 36(2), 2742–2749.

- Seol, I., & Sarkis, J. (2005). A multi-attribute model for internal auditor selection. Managerial Auditing Journal, 20(8), 876–892.
- Shahhosseini, V., & Sebt, M. H. (2011). Competency-based selection and assignment of human resources to construction projects. Scientia Iranica, 18(2), 163–180.
- Shih, H.-S., Huang, L.-C., & Shyur, H.-J. (2005). Recruitment and selection processes through an effective GDSS. Computers & Mathematics with Applications, 50(10–12), 1543–1558.
- Shih, H.-S., & Olson, D. L. (2022). TOPSIS and its Extensions: A Distance-Based MCDM Approach (Vol. 447). Springer-Verlag, Cham, Switzerland.
- Shih, H.-S., Shyur, H.-J., & Lee, E. S. (2007). An extension of TOPSIS for group decision making. Mathematical and Computer Modelling, 45(7–8), 801–813.
- Birjandi, M., & Karami, E. (2015). Selecting the Key Staff Based on LFPP and TOPSIS Methods (consultado 11 de diciembre de 2023) https://api.semanticscholar.org/CorpusID:110995617.
- Simon, H. A. (1960). The new science of management decision, Harper & Brothers.
- Skrzypek, K., & Dąbrowski, K. (2015). Selection of employees in the metal industry based on competences, on the example of a designer position. Foundations of Management, 7(1), 217–224.
- Spencer, L., & Spencer, S. (1993). Evaluación de competencias en el trabajo. Modelo para un desempeño superior, Jhon Wiley & Sons, Nueva York.
- Tanaka, H., Ichihasi, H. & Asai, K. (1984). A formulation of fuzzy linear programming problem based on comparison of fuzzy numbers, Control and Cybernetics, 13, 185-194.
- Turban, E. (2011). Decision support and business intelligence systems. Pearson Education, India.

- Vitoriano, B. (2007). Teoría de la decisión: Decisión con Incertidumbre, Decisión Multicriterio y Teoría de Juegos. Universidad Complutense Madrid.
- Widianta, M. M. D., Rizaldi, T., Setyohadi, D. P. S., & Riskiawan, H. Y. (2018).
 Comparison of multi-criteria decision support methods (AHP, TOPSIS, SAW & PROMENTHEE) for employee placement. Journal of Physics:
 Conference Series, 953, 12116.
- Wilhelm, W. J. (2001). Alchemy of the Oracle: The Delphi Technique. The Delta Pi Epsilon Journal 43, 6–26.
- Yager, R.R. (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multi-criteria decision making, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 18, 183–190.
- Yager, R. R. (2004). Constraint satisfaction using soft quantifiers. Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management: International Journal, 12(3), 177–186.
- Yeh, C. (2003). The selection of multiattribute decision making methods for scholarship student selection. International Journal of Selection and Assessment, 11(4), 289–296.
- Yuruten, S. Y., Ozen, C., Yildirim, F., Daim, T., & Shaygan, A. (2022). Proposing an Application Model for Personnel Recruitment by Using a Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) Approach: A Case of Blue-Collar Cashier Personnel Recruitment. In The Routledge Companion to Technology Management, 433–449. Routledge.
- Zeng, W., & Guo, P. (2008). Normalized distance, similarity measure, inclusion measure and entropy of interval-valued fuzzy sets and their relationship, Information Sciences, 178(5), 1334-1342.
- Zimmermann, H.-J. (1991). Possibility theory, probability theory, and fuzzy set theory. Fuzzy Set Theory—And Its Applications, 109–127.
- Zolfani, S. H., & Antucheviciene, J. (2012). Team member selecting based on AHP and TOPSIS grey. Engineering Economics, 23(4), 425–434.

Zolingen, S.J., & Klaasen, C.A. (2003). Selection process in a Delphi study about key qualifications in senior secondary vocational education. Technological Forecasting and Social Change, 70, 317-340.

Gestión de Recursos Humanos basada en técnicas de optimización multicriterio flexible	<u>2</u> S

APÉNDICE

A.1. Algoritmos de algunos métodos multicriterio

A continuación mostramos los algoritmos de los métodos analizados en el Capítulo 1 de esta memoria, a excepción del método TOPSIS que ha sido ampliamente estudiado en el Capítulo 3.

A.1.1. Algoritmo del método ELECTRE

- Paso 1. Definir el problema y los criterios de evaluación. Identificar las alternativas a evaluar y los criterios que se utilizarán para compararlas.
- Paso 2. Normalización de la matriz de decisión. Normalizar los valores de la matriz de decisión para convertirlos en valores relativos:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_{ij}^2}}, \quad 1 \le i \le n, \quad 1 \le j \le m.$$

Paso 3. Establecer los pesos y umbrales.

Asignar pesos a cada criterio, w_j , $1 \le j \le m$, según su importancia en la toma de decisiones. Definir umbrales de concordancia y discordancia para cada par de alternativas en relación con cada criterio.

Paso 4. Calcular las matrices de concordancia y discordancia. Determinar la concordancia y discordancia entre las alternativas con respecto a los umbrales establecidos.

Matriz de Concordancia (C_{ij}) :

$$C_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } {x'}_{ij} \geq \text{umbral concordancia}, 1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq m. \end{cases}$$

Matriz de Discordancia (D_{ij}) :

$$D_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } {x'}_{ij} \leq \text{umbral discordancia} \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}, 1 \leq i \leq n, \qquad 1 \leq j \leq m.$$

Paso 5. Calcular los índices de concordancia y discordancia:

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^m w_j \, C_{ij}}{\sum_{j=1}^m w_j}, \qquad D_i = \frac{\sum_{j=1}^m w_j \, D_{ij}}{\sum_{j=1}^m w_j}, \ 1 \le i \le n.$$

Paso 6. Calcular el índice de preferencia:

$$P_i = C_i - D_i$$
, $1 \le i \le n$.

Paso 7. Clasificar y seleccionar las alternativas.

Ordenar las alternativas en función de sus índices de preferencia P_i .

Las alternativas con los índices de preferencia más altos se consideran más adecuadas para la selección.

A.1.2. Algoritmo del método AHP

Paso 1: Construir la matriz de comparación por pares (MCP):

$$MCP = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix}$$

Paso 2: Normalizar la matriz MCP:

$$NMCP = \left[\frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^{n} a_{ij}}\right]$$

- *Paso 3:* Calcular V, el vector propio de la NMCP asociado al valor propio que, en módulo, es el mayor de todos, λ_{max} .
- Paso 4: Calcular el índice de consistencia (CI) y el índice de consistencia aleatoria (CR):

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}, \qquad CR = \frac{CI}{RI},$$

Paso 5: Calcular el vector de pesos normalizados:

$$W = (w_1, \dots, w_n) = \left(\frac{v_1}{\sum_{j=1}^n v_j}, \dots, \frac{v_n}{\sum_{j=1}^n v_j}\right).$$

Paso 6: Calcular el puntaje final de cada alternativa:

$$P_i = \sum_{j=1}^n w_j \, a_{ij}, \qquad 1 \leq i \leq n.$$

A.1.3. Algoritmo del método PROMETHEE II

De acuerdo con Behzadian et al. (2010), los pasos a seguir son los siguientes:

Paso 1: Definir los criterios y las alternativas:

$$\begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nn} \end{bmatrix}$$

Paso 2: Comparación par a par de las alternativas según los criterios:

$$d_i(A_i, A_k) = x_{ij} - x_{ki}, 1 \le j \le m$$

Paso 3: Aplicación de la función de preferencia (P y Q):

$$P_i(A_i, A_k), \quad 1 \leq j \leq m.$$

Paso 4: Cálculo de un índice de preferencia global:

$$\pi(A_i, A_k) = \sum_{i=1}^{m} P_j(A_i, A_k) w_j, \qquad 1 \le i, k \le n,$$

donde w_i es el peso asociado al criterio j-ésimo.

Paso 5: Cálculo de ranking parcial PROMETHEE I:

$$\phi^{+}(A_{i}) = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^{n} \pi(A_{i}, A_{k}), 1 \leq i \leq n$$

$$\phi^{-}(A_{i}) = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^{n} \pi(x, A_{i}), 1 \leq i \leq n$$

donde $\phi^+(A_i)$ y $\phi^-(A_i)$ representan el posicionamiento positivo y negativo, respectivamente.

Paso 6: Cálculo de ranking completo PROMETHEE II:

$$\phi(A_i) = \phi^+(A_i) - \phi^-(A_i), \quad 1 \le i \le n.$$

A.1.4. Algoritmo del método VIKOR

De acuerdo con López-García (2023) los pasos son los siguientes:

Paso 1. Generar la matriz de decisión (D): Esta matriz contiene la información de n alternativas $\{A_i\}$ evaluadas en m criterios.

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

Paso 2. Construir la matriz normalizada $N = [t_{ij}]$, donde

$$t_{ij} = \frac{\max\limits_{j} x_{ij} - x_{ij}}{\max\limits_{ij} x_{ij} - \min\limits_{i} x_{ij}}$$
, $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$.

Paso 3. Construir la matriz pesada y normalizada D_1 usando el vector de pesos $\mathbf{w} = (w_1, w_2, ..., w_m)$. Se calcula $r_{ij} = w_j t_{ij}$, $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$, i. e.,

$$\boldsymbol{D_2} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & r_{nm} \end{bmatrix}$$

Paso 4. Calcular la solución ideal, $I = (I_1, I_2, ..., I_m)$, y la solución anti-ideal, $U = (U_1, U_2, ..., U_m)$:

$$I = \begin{cases} \max_{1 \leq i \leq n} r_{ij}, & j \in J \\ \min_{1 \leq i \leq n} r_{ij}, & j \in J' \end{cases} \qquad 1 \leq j \leq m,$$

$$U = \begin{cases} \min_{1 \leq i \leq n} r_{ij}, & j \in J \\ \max_{1 \leq i \leq n} r_{ij}, & j \in J' \end{cases} \qquad 1 \leq j \leq m,$$

donde J representa los criterios a maximizar y J'los criterios a minimizar.

Paso 5. Calcular los valores S_i y $R_{i.}$

$$S_i = \sum_{j=1}^m r_{ij} w_j$$
, $1 \le i \le n$, medida de utilidad, $R_i = \max_{1 \le j \le m} \{w_j r_{ij}\}$, $1 \le i \le n$, medida de rechazo.

Paso 6. Calcular el indicador Q en función del parámetro $\gamma \in [0,1]$,

$$Q = \gamma \frac{S_i - S^-}{S^+ - S^-} + (1 - \gamma) \frac{R_i - R^-}{R^+ - R^-}$$

donde
$$S^- = \min_{1 \le i \le n} S_i$$
, $S^+ = \max_{1 \le i \le n} S_i$, $R^- = \min_{1 \le i \le n} R_i$, $R^+ = \max_{1 \le i \le n} R_i$.

Paso 7. Ordenamos los vectores (S, R, Q) en orden ascendente para obtener los argumentos ordenados para cada score. Consideramos los argumentos ordenados como $\{\sigma_S, \sigma_R, \sigma_Q\}$ respectivamente.

Entonces, podemos decir que la alternativa $A_{\sigma_Q(1)}$ es una solución de compromiso si satisface las siguientes condiciones:

- a) Ventaja aceptable: $Q_{\sigma_Q(2)} Q_{\sigma_Q(1)} \ge \frac{1}{m-1}$
- b) Estabilidad aceptable: $\sigma_0(1) = \sigma_S(1)$ ó $\sigma_0(1) = \sigma_R(1)$.

Si se satisfacen ambas condiciones, podemos decir que la solución de compromiso es "estable dentro de un proceso de toma de decisiones" si $\gamma > 0.5$, "por consenso" si $\gamma = 0.5 \pm \varepsilon$ ó "con veto" si $\gamma < 0.5$.

Cuando una de las condiciones no se satisface, se puede proponer un nuevo esquema de soluciones de compromiso

- a) Si la solución no es estable (Paso 7b es falso), se necesita seleccionar k alternativas tales que $Q_{\sigma_Q(k)} Q_{\sigma_Q(1)} > \frac{1}{m-1}$, entonces $(A_{\sigma_Q(1)}, A_{\sigma_Q(2)}, \dots, A_{\sigma_Q(k)})$ sería una solución de compromiso.
- b) Si no tiene ventaja (Paso 7a es falso), seleccionamos $(A_{\sigma_Q(1)}, A_{\sigma_Q(2)})$ como solución de compromiso.

A.1.5. Algoritmo del método MOORA

A continuación proponemos una versión del algoritmo original propuesto por Karel et al. (2066) en el que asignamos pesos a los criterios.

Paso 1. Generar la matriz de decisión (D): Esta matriz contiene la información de n alternativas $\{A_i\}$ evaluadas en m criterios.

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

Paso 2. Construir la matriz normalizada $N = [t_{ij}]$, donde

$$t_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_{ij}^2}}, \qquad 1 \le i \le n, \qquad 1 \le j \le m.$$

Paso 3. Construir la matriz pesada y normalizada D_1 usando el vector de pesos $w = (w_1, w_2, ..., w_m)$. Se calcula $r_{ij} = w_j t_{ij}$, $1 \le i \le n$, $1 \le j \le m$, i. e.,

$$\mathbf{D_2} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & r_{nm} \end{bmatrix}$$

Paso 4. Construir el indicador para evaluar M_i . Supongamos que hay p criterios para maximizar, representados por J y m-p para minimizar, representados por J. Sin pérdida de generalidad suponemos

$$J = \{1, 2, ..., p\}, \qquad J' = \{p + 1, p + 2, ..., m\}$$

Calculamos

$$M_i = \sum_{j=1}^p w_j r_{ij} - \sum_{j=p+1}^m w_j r_{ij}, \qquad 1 \le i \le n,$$

Paso 5. Ordenar las alternativas por el valor de M_i . Si $M_i > M_j$ entonces M_i es preferida a M_i .

Tabla A.2.1. Valoración de expertos, valor CEX, Mo, RV, Función de pertenencia y selección de las frases.

F1 8 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1	Frases	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E10	E11	CEX	Мо	RV	μ(x)	Selección
8 1 1 1 1 8 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	_	∞	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	10	2	0,09	0,91	SÍ
1	2	8	1	1	П	∞	1	1	7	1	1	1	∞	1	0,27	0,73	SÍ
3 1 1 1 4 1 4 6 6 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	က		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10	1	0,09	0,91	SÍ
2 1 2 8 1 1 6 6 6 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	. 4	3	\vdash	1	\vdash	4	1	4	∞	1		4	9	1	0,45	0,55	NO
1 8 5 8 1 8 5 7 8 3 5 4 6 1 1 1 1 1 1 1 1 1 9 1 2 3 3 3 1 1 1 1 1 9 4 4 2 2 3 3 3 3 3 3 3 3 4 </th <th>ີ່ວ</th> <th>2</th> <th>\vdash</th> <th>2</th> <th>8</th> <th>1</th> <th>5</th> <th>\vdash</th> <th>4</th> <th>1</th> <th>\vdash</th> <th>\vdash</th> <th>9</th> <th>1</th> <th>0,45</th> <th>0,55</th> <th>ON</th>	ີ່ວ	2	\vdash	2	8	1	5	\vdash	4	1	\vdash	\vdash	9	1	0,45	0,55	ON
6 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0	ور		8	5	8	1	8	2	2	8	3	2	4	8	0,64	0,36	ON
1 2 3 3 1 8 5 2 3 3 4 4 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5	2.2	9		1	П	1	1	П	1	1	8	1	6	1	0,18	0,82	SÍ
5 3 5 5 5 5 8 5 5 5 9 2 2 2 2 2 7 8 5 3 9 2 3 3 3 3 3 3 3 3 3 9 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 9 4	8	\vdash	2	3	3		8	5	2	3		3	4	3	0,64	0,36	NO
2 2 2 2 2 2 2 3 4 6 4 6 4 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6	6t	2	3	IJ	5	5	5	8	2	5	5	2	6	5	0,18	0,82	SÍ
2 2 2 2 2 2 2 7 8 7 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9	710	2	2	2	2	2	2	7	2	2	3	2	6	2	0,18	0,82	SÍ
3 3 3 3 3 3 3 10 3 3 3 3 3 3 3 3 10 5 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 9 5 4	711	2	2	2	2	2	2	7	8	2	2	2	6	2	0,18	0,82	SÍ
3 3 3 3 3 3 3 3 3 9 5 3 3 3 3 3 3 3 3 3 9 5 4 <th>712</th> <th>3</th> <th>3</th> <th>3</th> <th>3</th> <th>3</th> <th>3</th> <th>5</th> <th>3</th> <th>3</th> <th>3</th> <th>3</th> <th>10</th> <th>3</th> <th>0,00</th> <th>0,91</th> <th>SÍ</th>	712	3	3	3	3	3	3	5	3	3	3	3	10	3	0,00	0,91	SÍ
5 3 5 3 3 5 5 3 3 3 7 7 7 8 5 4	713	3	3	3	3	3	3	2	4	3	3	3	6	3	0,18	0,82	SÍ
3 3 5 5 3 4 3 5 5 3 4 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6 6	714	2	3	2	3	3	3	2	2	3	3	3	7	3	0,36	0,64	NO
5 7 7 8 5 4 4 4 4 4 7 5 5 5 3 7 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 5	715	3	3	2	3	4	3	2	3	3	4	2	9	3	0,45	0,55	NO
2 4 4 4 4 4 4 4 4 4 10 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3	÷16	2	7	7	8	5	4	2	2	3	7	2	2	2	0,55	0,45	ON
5 4 4 4 4 4 4 4 5 5 5 3 7 7 8 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9	F17	2	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	10	4	0,09	0,91	SÍ
3 3 3 3 3 3 3 11 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 9 5 5 5 5 4 1 1 1 5 5 7 3 5 5 5 5 5 5 5 5 7 5 5 5 5 5 5 5 5 5 7	F18	2	4	4	4	4	4	4	4	5	2	33	7	4	0,36	0,64	ON
4 4 4 4 3 3 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 9 5 5 5 5 4 1 1 1 5 5 7 7 3 5 5 5 5 5 5 5 7 7 5 5 5 5 5 5 5 5 8 7 11	F19	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	11	3	0,00	1,00	SÍ
5 5 5 5 4 1 1 1 5 5 5 7 7 3 3 5 5 5 7 8 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9	F20	4	4	4	4	4	3	3	4	4	4	4	6	4	0,18	0,82	SÍ
3 5 5 5 5 3 5 8 8 8 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9	F21	2	2	2	2	4	1	1	1	IJ	2	2	7	2	0,36	0,64	ON
5 5 5 5 5 5 5 11	722	3	2	2	2	2	2	3	2	IJ	3	2	∞	2	0,27	0,73	SÍ
	F23	5	2	IJ	2	21	2	2	2	5	2	2	11	5	0,00	1,00	SÍ

F24	רט	ιC	רט	רכ	c.	ζ:	c	c	c	ζ:	c		۲.	() () ()		<u></u>
F25	2	8	5		5	-	5	5	ις	5	Ŋ	7	2	0,36	0,64	NO
F26	3	2	2	2	3	2	3	3	3	3	2	9	3	0,45	0,55	ON
F27	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	111	9	0,00	1,00	SÍ
F28	7	9	9	9	9	9	9	9	9	8	9	6	9	0,18	0,82	SÍ
F29	8	9	9	9	9	9	9	8	9	9	9	6	9	0,18	0,82	SÍ
F30	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	11	9	0,00	1,00	SÍ
F31	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	11	9	0,00	1,00	SÍ
F32	7	7	7	7	7	8	7	8	7	7	7	6	7	0,18	0,82	SÍ
F33	2	2	7	7	7	8	2	7	7	7	7	10	2	0,09	0,91	SÍ
F34	7	2	7	7	7	8	2	7	7	7	7	10	2	0,09	0,91	SÍ
F35	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	11	7	0,00	1,00	SÍ
F36	2	2	7	7	7	7	2	7	7	7	7	11	2	0,00	1,00	SÍ
F37	8	8	8	∞	8	8	8	8	8	8	8	11	8	0,00	1,00	SÍ
F38	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	11	8	0,00	1,00	SÍ
F39	2	7	7	7	7	7	2	7	7	7	7	11	7	0,00	1,00	SÍ
F40	8	∞	8	8	8	8	8	8	8	8	8	11	∞	0,00	1,00	SÍ

Tabla A.2.2. Valoración de expertos, valor CEX, Mo, RV, Función de pertenencia y selección de las palabras.

Palabras	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E10	E11	CEX	Mo	RV	μ(x)	Selección
P1	4	3	3	3	3	4	4	2	4	1	4	2	4	0,55	0,45	ON
P2	4	2	2		4		1	2	8	2	1	4	2	0,64	0,36	ON

P3	4	1	8	8		8	8	8	2	2	2	5	8	0,55	0,45	ON
P4	2	വ	2	22	ß	2	S	2	2	2	2	11	2	0,00	1,00	SÍ
P5	7	2	2	7	2	7	22	8	7	3		∞	7	0,27	0,73	SÍ
P6	4	2	2	2	2	1	2	2	2	2		6	2	0,18	0,82	SÍ
P7	2	3	3	33	33	33	33	2	2	3		∞	3	0,27	0,73	SÍ
P8	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9		11	9	0,00	1,00	SÍ
P9	2	3	3	33	33	33	33	3	3	2		6	3	0,18	0,82	SÍ
P10	∞	2	1	∞	∞	2	2	7	2	7		9	7	0,45	0,55	NO
P11	7	1	8	7	8	8	8	2	2			4	8	0,64	0,36	ON
P12	8	8	2	7	3	3	2	8	8	8		5	8	0,55	0,45	ON
P13	1	4	3	4	3	4	3	4	4	3		9	4	0,45	0,55	ON
P14	1	9	9	9	9	9	9	9	2			8	9	0,27	0,73	SÍ
P15	7	7	7	7	2	2	2	2	7	7		11	7	0,00	1,00	SÍ
P16	2	2	2	2	2	2	2	2	4	2	2	10	2	60,0	0,91	SÍ
P17	2	4	1	1	9	9	4	9	9	9		2	9	0,55	0,45	NO
P18	1	1	8	∞	2	∞	∞	7	2	7		4	8	0,64	0,36	NO
P19	1	∞	3	4	4	4	33	4	3			2	4	0,55	0,45	NO
P20	2	∞	2	7	3	~	3	8	1	8		4	8	0,64	0,36	NO
P21	3	3	4	വ	3	3	4	3	3	3		∞	3	0,27	0,73	SÍ
P22	1	9	9	9	9	9	33	9	9	9		6	9	0,18	0,82	SÍ
P23	4	2	9	9	1	1	9	8	9	9		2	9	0,55	0,45	NO
P24	4	9	2		9	4	1	1	2	2		4	1	0,64	0,36	NO
P25	3	വ	3	4	3	4	33	4	3		4	2	3	0,55	0,45	NO

P26	∞	7	7	7	7	~	7	∞	7	7	7	7	0,36	0,64	ON
P27	4	4	2		4	4	\vdash	4	4	4	7	4	0,36	0,64	NO
P28	3	1	1	2	33	∞	∞	22	1	2	3	\vdash	0,73	0,27	NO
P29	1	33	33	2	2	4	3	4	4	3	4	3	0,64	0,36	NO
P30	7	∞	∞	∞	7	∞	7	∞	8	7	9	8	0,45	0,55	NO
P31	2	1	2	2	2	2	2	2	2	2	6	2	0,18	0,82	SÍ
P32	7	7	7	2	7	2	7	2	2	7	6	2	0,18	0,82	SÍ
P33	9	5	2	2	33	33	2	22	5	2	7	2	0,36	0,64	NO
P34	3	33	4	33	4	4	3	3	3	3	7	3	0,36	0,64	NO
P35	4	1	1	\vdash	∞	4	4	7	1	\vdash	2	П	0,55	0,45	NO
P36	2	2	2	\vdash	2	22	4	2	2	2	7	2	0,36	0,64	NO
P37	2	Ŋ	4	2	33	33	4	വ	2	4	2	2	0,55	0,45	NO
P38	2	9	9	9	9	9	9	9	9	9	6	9	0,18	0,82	SÍ
P39	7	7	7	7		7	7	7	2	7	6	7	0,18	0,82	SÍ
P40	4	_	2	∞	3	7	3	∞	8	3	3	8	0,73	0,27	NO
P41	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	10	9	0,09	0,91	SÍ
P42	4	5	2	2	5		2	∞	5	9	2	2	0,55	0,45	NO
P43	3	33	33	33	33	4	3	4	3	3	∞	3	0,27	0,73	SÍ
P44	3	4	4	\vdash	33	4	4	4	4	4	7	4	0,36	0,64	NO
P45	3	33	2	2	33	33	2	വ	3	3	9	3	0,45	0,55	NO
P46	∞	∞	∞	7	7	∞	8	7	∞	∞	7	8	0,36	0,64	NO
P47	7	2	2	∞	2	1		1	2	2	4	2	0,64	0,36	NO
P48	1	4	1	1	1	1	2	4	4	1	9	П	0,45	0,55	NO

Pablo A. Pinto de la Cadena

P49		5 3	4	3	3	2	3	5	5	4	5	0,64	0,36	NO
P50	3	3 4		3	4	3	4	3	3	9	3	0,45	0,55	NO
P51				2	4	∞	1	2	2	9	2	0,45	0,55	NO
P52		7 7	7	7	7	2	7	7	7	10	7	60,0	0,91	SÍ
P53				9	4	4	\vdash	9	4	4	9	0,64	0,36	NO
P54				2	2	∞	∞	2	4	9	2	0,45	0,55	NO
P55				3	4	2	2	2	4	4	2	0,64	0,36	NO
P56				4	4	3	4	3	3	2	3	0,55	0,45	NO
P57				3	8	3	8	2	2	4	∞	0,64	0,36	NO
P58				8	1		7	1	1	9	1	0,45	0,55	NO
P59				2	8	8	2	8	2	9	∞	0,45	0,55	ON
P60				2	8	8	2	2	8	9	∞	0,45	0,55	NO
P61			2	9	1	9	—	2	2	22	2	0,55	0,45	NO
P62				3	3	3	2	2	3	4	2	0,64	0,36	NO
P63				9	4	2	4	2	9	4	4	0,64	0,36	NO
P64				3	4	2	3	3	3	9	3	0,45	0,55	NO
P65				2	∞	2	3	~	2	4	∞	0,64	0,36	NO
P66	4	8 2	1	2	1	1	4	1	2	4	1	0,64	0,36	NO
P67	2		8	2	1	1	2	2	2	2	2	0,55	0,45	NO
P68	1		2	2	4	1	2	2	1	9	2	0,45	0,55	NO
P69	∞ ∞	8	8	2	∞	∞	∞	~	7	∞	∞	0,27	0,73	SÍ
P70	9	5 4	4	9	1	3	4	4	3	4	4	0,64	0,36	NO
P71	1	4 1	1		4	4	4	1	1	2	1	0,55	0,45	NO

P73		L	7	c	7	7	× ×			c	1	0.27	
		C	-	٠	•	-	, O	2	3	7	0,73	0,77	NO
		2	3	3	33	3	5 3	m	8	3	0,27	0,73	SÍ
		8	7	7	∞	8	8 7	. 2		∞	0,55	0,45	NO
		2	8	∞	2	2	2 2		9 1	2	0,45	0,55	NO
	2 7	2	8	8	4	1	7 8	80	3 4	8	0,64	0,36	NO
		2	2	3	5	2	3 5	m 	9 8	2	0,45	0,55	NO
		4	4	3	4	3	4	m m	9 8	3	0,45	0,55	NO
	3 1	1	1		П	1	7	1	8	1	0,27	0,73	SÍ
		4	4	2	П	9	4	4	1 6	4	0,45	0,55	NO
		7	7	∞	7	2			8 2	7	0,27	0,73	SÍ
		1	8	1	П	8	8	80		∞	0,55	0,45	NO
		7	8	7	7	8	8	8		8	0,36	0,64	NO
	6 4	2	2	4	4	3	1		3	4	0,73	0,27	NO
		2	2	2	2	2	2			22	0,27	0,73	SÍ
		4	4	3	2	4	4	4	1 7	4	0,36	0,64	NO
		9	9	9	2	9	1 (4	1 6	9	0,45	0,55	NO
		2	1	9		1	2 2		1 2	2	0,55	0,45	NO
		7	7	7	7	2	2 8	2	8 2	7	0,27	0,73	SÍ
		1	1		1	1	4		9 1	1	0,45	0,55	NO
P92	8 2	8	8	7	7	2	3 2	80	3	7	0,55	0,45	NO
P93	2 1	2	5	4	3	8	8	7	7 2	7	0,82	0,18	NO
P94	1 2	4	4	3	4	3	4 5	. 4		4	0,55	0,45	NO

Pablo A. Pinto de la Cadena

P95	_	က	n	က	3	4	n	က	3	က	∞	3	0,27	0,73	SI
P96	2	7	П	7	7	7	8	7	2	7	7	7	0,36	0,64	NO
P97	8	1	7	2	2	4	2	1	-	\vdash	4	1	0,64	0,36	NO
P98	2	3	3	5	2	2	3	∞	3	2	4	3	0,64	0,36	NO
666	2	1	7	∞	П	1	8	1		8	5	1	0,55	0,45	NO
P100	1	3	4	3	3	3	3	3	3	3	8	3	0,27	0,73	SÍ
2101	2	3	7	7	3	7	7	3	8	7	5	7	0,55	0,45	NO
2102	4	9	2	4	3	9	3	4	3	9	3	4	0,73	0,27	NO
2103	9	9	9	9	9	9	9	2	9	4	8	9	0,27	0,73	SÍ
P104	9	9	2	2	2	9	9	9	9	9	7	9	0,36	0,64	ON