



Sobre el enfoque híbrido de inteligencia computacional y apoyo a la toma de decisiones para la administración de recursos financieros

Solares, Efraín; De-León-Gómez, Víctor; Hernández, Juana María

Sobre el enfoque híbrido de inteligencia computacional y apoyo a la toma de decisiones para la administración de recursos financieros

CIENCIA *ergo-sum*, vol. 31, 2024 | e250

Espacio del Divulgador

Universidad Autónoma del Estado de México, México

Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivar 4.0 Internacional.



Solares, E., De-León-Gómez, V., y Hernández, J. M. (2024). Sobre el enfoque híbrido de inteligencia computacional y apoyo a la toma de decisiones para la administración de recursos financieros. *CIENCIA ergo-sum*, 31. <http://doi.org/10.30878/ces.v31n0a35>

Sobre el enfoque híbrido de inteligencia computacional y apoyo a la toma de decisiones para la administración de recursos financieros

On the hybrid approach of computational intelligence and decision support for the administration of financial resources

Efraín Solares

Universidad Autónoma de Coahuila, México

efrain.solares@uadec.edu.mx

 <https://orcid.org/0000-0003-1310-8638>

Recepción: 9 de febrero de 2022

Aprobación: 24 de mayo de 2022

*Victor de-León-Gómez**

Universidad Autónoma de Coahuila, México

v.gomez@uadec.edu.mx

 <https://orcid.org/0000-0001-7250-5073>

Juana María Hernández

Universidad Autónoma de Coahuila, México

juana_hernandez@uadec.edu.mx

 <https://orcid.org/0000-0002-7385-298X>

RESUMEN

Se identifican las ventajas y limitaciones de los enfoques para optimizar los recursos financieros, además de resaltar las problemáticas actuales a las que se enfrentan las organizaciones cuando realizan esta actividad. El principal resultado es la descripción de un enfoque híbrido que incorpora el uso de la inteligencia computacional en la toma de decisiones financieras y que permite ayudar a superar tales limitaciones. El uso óptimo de recursos financieros constituye uno de los factores más importantes del éxito de las organizaciones. Sin embargo, muchas organizaciones suelen basarse en la experiencia empírica de su alta dirección para decidir cómo distribuir sus recursos financieros, pero ignoran los avances tecnológicos y de modelado que han revolucionado globalmente la toma de decisiones de este tipo.

PALABRAS CLAVE: decisión multicriterio, optimización, inteligencia computacional, administración de recursos financieros.

ABSTRACT

This work identifies the advantages and limitations of approaches that seek to optimize financial resources, and highlights the current problems that organizations face when carrying out this activity. The main result is the description of a hybrid approach that incorporates the use of computational intelligence in financial decision-making that can help overcome such limitations. The optimal use of financial resources is one of the most important factors in the success of organizations. However, many organizations often rely on the empirical experience of their management to decide how to allocate their financial resources, ignoring the technological and modeling advances that have revolutionized financial decision-making globally.

KEYWORDS: multicriteria decision, optimization, computational intelligence, financial resource administration.

INTRODUCCIÓN

Los problemas de asignación de recursos financieros son omnipresentes en las organizaciones empresariales y gubernamentales (Salo *et al.*, 2010), ya que por lo general hay más requerimientos que recursos financieros disponibles para apoyar todas las buenas alternativas. La toma de decisiones en la alta dirección de muchas organizaciones aún suele llevarse a cabo fundamentalmente de manera empírica sin consideración significativa de

*AUTOR PARA CORRESPONDENCIA

v.gomez@uadec.edu.mx

los descubrimientos en las diversas áreas de conocimiento ni aprovechando con eficacia las tecnologías actuales (Larios y Martínez, 2018). Esto representa una desventaja competitiva ante organizaciones internacionales y una degradación en la calidad de vida de los mexicanos en comparación con economías desarrolladas y en vía de desarrollo. Por lo tanto, es de gran relevancia la incorporación de enfoques sólidos y sofisticados al proceso de toma de decisiones organizacionales que ayuden a obtener mejores beneficios a partir de los recursos financieros que las organizaciones ya tienen disponibles. En particular, la inteligencia computacional (IC) (Kumar *et al.*, 2020) y el apoyo a la toma de decisiones en presencia de múltiples criterios (MCDA por sus siglas en inglés) (Aouni *et al.*, 2018) juegan un rol crucial en el aprovechamiento óptimo de los recursos financieros de la organización. La inteligencia computacional ha presentado novedosos avances en el procesamiento de grandes volúmenes de datos, el análisis de bases de conocimiento, la modelación de conocimiento experto y la optimización de procesos de negocios. En tanto, el MCDA aporta de manera natural un conjunto de métodos y principios que buscan modelar las preferencias de los tomadores de decisiones cuando estos se enfrentan a problemas que resultan muy complejos para el ser humano y es capaz de lidiar con situaciones caracterizadas por múltiples criterios (o perspectivas de evaluación), imprecisión, vaguedad, incertidumbre y, en general, conocimiento imperfecto en procesos de toma de decisiones complejos.

La realidad es multidimensional por su propia naturaleza, y los problemas reales de toma de decisiones suelen ser muy complejos e involucran muchos factores, múltiples criterios y puntos de vista en conflicto y, en específico, incertidumbre e imprecisión. La información imperfecta es quizás el principal obstáculo para aplicar métodos multicriterio en la toma de decisiones organizacionales. Este es el caso, por ejemplo, cuando la entidad a cargo de la decisión es un grupo cuyos miembros tienen valores o creencias contradictorias y hacen evaluaciones de las alternativas de decisión muy diferentes o cuando el tomador de decisiones representa una visión general o una entidad mal definida (por ejemplo la opinión pública o el bienestar público) o cuando representa a una persona a la que le es muy difícil acceder a un alto cargo gubernamental. Esto a menudo produce algunas propiedades muy difíciles de caracterizar y explotar al comparar el desempeño de las alternativas de decisión.

La magnitud de los procesos de toma de decisiones de alto nivel en las organizaciones, sin importar su tamaño, sector o categoría, es innegable. Ahora bien, es preciso indicar que por tradición las organizaciones han llevado a cabo estos procesos desde la perspectiva empírica de su alta dirección; desde luego, el conocimiento experto de sus miembros proporciona en ocasiones un nivel aceptable de confiabilidad para dirigir los procesos de toma de decisiones más relevantes; a fin de cuentas, la alta dirección de una organización es la responsable de brindar la última palabra en tales procesos. No obstante, con el objetivo de mantenerse competitivos es necesario adoptar procesos sofisticados de toma de decisiones que utilicen y aprovechen las técnicas y modelos relevantes ofrecidos por los diversos campos de la ciencia.

Por lo tanto, los objetivos de este artículo consisten en *a)* resaltar los grandes beneficios que pueden significar los enfoques interdisciplinarios entre la IC y el MCDA y *b)* describir algunas pautas que apoyen futuras líneas de investigación hacia la consecución de mejores modelos híbridos en el sentido del inciso *a)*.

1. PERSPECTIVA HISTÓRICA DEL PROBLEMA

En el mundo competitivo de hoy las organizaciones tienen la necesidad de administrar sus recursos financieros de manera óptima. El cumplimiento de los objetivos de estas organizaciones y su supervivencia en el mercado dependen en gran medida de las decisiones respecto a cómo deciden asignar estos recursos. Desde una perspectiva histórica, la asignación de recursos financieros ha considerado dos casos principales no forzosamente excluyentes: la selección de objetos de inversión que impactan en el incremento de la capacidad adquisitiva de la organización y el apoyo a propuestas de proyectos (internos o externos) que repercuten tanto en la capacidad adquisitiva (no necesariamente de forma directa) como en otros objetivos. En el primer caso, la organización tiene a su disposición un conjunto de objetos de inversión caracterizados cada uno por un conjunto de atributos relacionados con el

objetivo de maximizar su poder adquisitivo. En el segundo caso, las alternativas de decisión están formadas por propuestas de trabajo presentadas, por ejemplo, por algunos departamentos de la organización que requieren de recursos financieros para funcionar y que apoyan la consecución de sus objetivos alternos a la maximización del poder adquisitivo. Tales objetivos son la maximización de la responsabilidad social y consideraciones éticas, la maximización de impacto social, la minimización de costos, la maximización del aprovechamiento de equipo, la optimización de procesos de negocio y la mejora de la cadena de suministro. En ambos casos existe riesgo de no cumplir con los impactos esperados.

Aunque ambos casos tienen propiedades intrínsecas muy parecidas y las organizaciones suelen enfrentarse a problemas de ambos tipos, a menudo son atendidos por la literatura de manera independiente y los enfoques propuestos carecen de flexibilidad para abordar cuestiones específicas de las organizaciones de manera directa. En el primer caso se busca determinar la proporción de capital con la que se apoyará a cada objeto de inversión de manera que se maximice el poder adquisitivo estimado de la organización y minimice el riesgo involucrado. En el segundo caso se intenta establecer si cada proyecto debe ser apoyado o no, de manera que el conjunto de proyectos apoyados cumpla de la mejor forma con los objetivos generales de la organización. Algunas de las propiedades en común de ambos casos son que *a*) representan problemas con restricciones, es decir, existen condiciones que se deben cumplir, por ejemplo “no se deben apoyar dos proyectos de la misma área”, “no se debe invertir en activos de un cierto sector”, etc., *b*) las alternativas de decisión son conjuntos y no objetos individuales (dependiendo del caso, estos objetos son objetos de inversión o propuestas de proyectos), *c*) los problemas se caracterizan por múltiples atributos, *d*) es necesario gestionar los riesgos involucrados, *e*) es necesario realizar un proceso de optimización para lograr los objetivos, *f*) puede existir incertidumbre, imprecisión o arbitrariedad (lo que llamamos conocimiento imperfecto). El inciso *g*) se refiere a las limitaciones cognitivas de todo tomador de decisiones influidas por el nivel de complejidad del problema de decisión. Todo esto hace de la asignación de recursos financieros una tarea sumamente ardua que requiere de grandes esfuerzos cognitivos por parte de la alta dirección de cualquier organización. La mayoría de los modelos y técnicas en la literatura relacionada se concentran en un subconjunto de las propiedades en común descritas y descartan algunas otras. No obstante, la alta dirección presenta necesidades de técnicas abarcadoras eficientes que consideren todas las propiedades y que tengan la capacidad de emitir recomendaciones, las cuales ayuden en el proceso de toma de decisiones económicas de la organización.

2. FASES PARA SELECCIONAR LA MEJOR DISTRIBUCIÓN DE RECURSOS FINANCIEROS

Por lo general, el proceso para seleccionar la mejor distribución de recursos financieros entre un conjunto de objetos consta de dos fases: la evaluación de objetos individuales (componentes de una cartera) y la creación de una cartera (conjunto de objetos apoyados).

En la primera fase se evalúan los impactos estimados de los objetos en los distintos objetivos o criterios de la organización y, de ser el caso, se especifican sus requisitos de recursos financieros. Con frecuencia, la calificación de un objeto se calcula utilizando un determinado método de agregación multicriterio (Mavrotas *et al.*, 2006; De Almeida y Duarte, 2011). La más popular consiste en una función de suma ponderada $\sum w_i f_i$, donde w_i refleja la importancia del i -ésimo criterio y f_i es el valor que el decisor (DM por sus siglas en inglés) asigna al desempeño del objeto en el i -ésimo criterio (De Almeida y Duarte, 2011; Relich y Pawlewski, 2017). La principal ventaja de la suma ponderada es su simplicidad y sus propiedades de transitividad, comparabilidad e independencia con respecto a alternativas irrelevantes, convenientes para crear un orden de los objetos. Sus principales inconvenientes son que admite una compensación total (no puede considerar efectos de veto), requiere una tasa de compensación constante (es decir, el valor se compensa por el valor de otro), asume independencia preferencial (no cabe la interacción entre criterios), exige información cardinal en f_i y no admite efectos tipo umbral, esto es, que a partir de un valor alcanzado por el criterio, éste mantenga un valor constante). La calificación de los objetos se asigna gracias a otros métodos de agregación multicriterio como Promethee (Vetschera y De Almeida, 2012;

Mavrotas y Pechak, 2013), capaz de manejar información ordinal y cualitativa, así como efectos de umbral sin requerir la tasa de compensación constante; sin embargo, la puntuación de flujo neto y la clasificación derivada de Promethee carecen de independencia respecto a alternativas irrelevantes.

En la segunda fase, donde se construye la cartera, se decide qué objetos serán apoyados con base en la información obtenida en la primera fase y teniendo en cuenta las restricciones que el DM considere convenientes. La mayoría de los métodos empleados en esta fase pertenecen a uno de los siguientes enfoques generales:

1) Métodos que utilizan los resultados de una evaluación multicriterio de objetos como insumo principal (Zhu *et al.*, 2010; Szilágyi *et al.*, 2020). Los resultados ordenan los objetos en un *ranking* o en un conjunto de categorías; así, los métodos que aprovechan estos resultados son de dos tipos: *a*) la cartera se construye respetando el orden de clasificación de los objetos hasta el agotamiento de los recursos financieros; *b*) se ajustan los requerimientos de los objetos en la categoría “deben ser apoyados” para alcanzar el recurso disponible (Fernández, 2003). Estos *métodos enfrentan dificultades cuando existen las llamadas restricciones de segmentación* (Mavrotas *et al.*, 2008). Se trata de restricciones del tipo “el 30% del presupuesto debe invertirse en objetos de ciencia básica”. En estos casos, es necesaria una heurística para satisfacer las restricciones con mínimas violaciones de clasificación. Algunas de las ventajas de este tipo de métodos son su sencillez (cuando no existen restricciones de segmentación) y que garantizan que los “mejores” objetos pertenecen a la cartera. A pesar de esto, no se optimiza ninguna medida de cartera, los métodos solo obtienen una cartera factible compuesta por objetos que son buenos individualmente; por lo tanto, no se consideran escenarios donde los objetos generan sinergias.

2) Métodos que utilizan una programación 0-1 para aprovechar las calificaciones de los objetos (Mavrotas *et al.*, 2006). Como un problema de la mochila, estos métodos optimizan el “valor” total de la cartera dentro de las restricciones impuestas; este valor se calcula sumando las puntuaciones de los objetos que contiene. Algunas ventajas de estos métodos son las siguientes: *a*) se obtiene una cartera óptima desde el punto de vista del “valor” calculado; *b*) alta eficiencia computacional que hace posible resolver problemas con un gran número de objetos (incluso decenas de miles); *c*) posibilidad de imponer restricciones de segmentación. Entre las desventajas se encuentran que *a*) en general, la solución óptima no sigue las prioridades de clasificación; los objetos de alta calidad quedan fuera de la cartera cuando hay una combinación de objetos de menor calidad con un menor consumo de recursos que contribuye más al “valor” de la cartera (Mavrotas *et al.*, 2008; Vetschera y De Almeida, 2012); *b*) como afirman Barbati *et al.* (2018), este enfoque no tiene en cuenta los requisitos de balance de la cartera con el riesgo de seleccionar una cartera que esté compuesta por objetos con buenas evaluaciones en el mismo criterio y evaluaciones bastante pobres en el resto de criterios; *c*) es muy difícil manejar los efectos sinérgicos entre subconjuntos de objetos; *d*) el “valor” asociado a cada objeto debe ser cardinal.

3) Si cada objeto puede describirse mediante un vector (V_1, \dots, V_N) de “beneficios” o impactos positivos, y si existe una manera de agregar esos impactos en un vector (V_1, \dots, V_N) a nivel de cartera, la mejor cartera se obtiene maximizando (V_1, \dots, V_N) dentro de la región definida por las restricciones del problema (incluidas las restricciones de segmentación) (Doerner *et al.*, 2006; Carazo *et al.*, 2010). Algunas ventajas de este enfoque son que *a*) el vector (V_1, \dots, V_N) proporciona el nivel de logro de la organización en sus diferentes objetivos; el DM expresa naturalmente sus preferencias y selecciona la solución final de acuerdo con sus objetivos; los planteamientos de los puntos 1 y 2 sólo permiten esto si acaso de forma indirecta. *b*) Se pueden obtener carteras equilibradas. *c*) La forma de sumar los valores V_i (con i de 1 a N) incluye modelos de efectos de sinergia positiva y negativa (Stummer y Heidenberger, 2003). Algunas desventajas del enfoque son las siguientes: *a*) a medida que aumenta el número de objetivos, aumenta la complejidad computacional y se requieren metaheurísticas para resolver problemas en más de unas pocas docenas de propuestas; *b*) el número de carteras no dominadas crece de manera exponencial con las dimensiones del problema, lo que complica el proceso de identificación de la mejor solución; *c*) no se garantiza que los mejores objetos formen parte del cartera, ya que puede haber una combinación de objetos de menor calidad que aporten más al vector (V_1, \dots, V_N) .

3. LIMITACIONES DE LOS ENFOQUES EXISTENTES

Los enfoques existentes para seleccionar la forma en la que los recursos financieros deben ser distribuidos adolecen de uno de los siguientes inconvenientes:

4) Pobre modelado de las preferencias del tomador de decisiones cuando se agregan múltiples criterios para obtener alguna medida de “valor” de los objetos. Esto incluye al menos una de las siguientes críticas: *a)* manejo deficiente de la información ordinal y cualitativa, *b)* falta de consideración de la interacción entre criterios, *c)* compensación total y sin consideración de los efectos tipo umbral, *d)* dificultad para tratar información imperfecta sobre el desempeño de los criterios y los parámetros del modelo de decisión. En el caso de objetos de investigación y desarrollo, *e)* ninguna consideración de estructuras jerárquicas, *f)* ninguna consideración explícita de la probabilidad de éxito del objeto.

5) La cartera se selecciona mediante una heurística muy simple: se selecciona un activo financiero de cada sector, o se seleccionan activos de sectores específicos, etc.; no se optimiza la búsqueda de carteras y las restricciones de segmentación son muy difíciles de cumplir.

c) No se consideran los efectos sinérgicos de los objetos apoyados.

d) El proceso de optimización conduce a una cartera desequilibrada en la que muchos objetos tienen un buen desempeño en los mismos criterios y uno bastante pobre en otros.

e) El proceso de optimización no garantiza que los mejores objetos estén en la cartera final; es decir, la optimización viola el orden de calidad de los objetos.

f) Se obtienen demasiadas carteras multiobjetivo como soluciones de Pareto (mejores soluciones potenciales), por lo que el DM no logra identificar la mejor solución (o requiere un gran esfuerzo cognitivo para hacerlo). Esto es aún más relevante cuando el DM es un grupo con, hasta cierto punto, puntos de vista en conflicto.

g) La información imperfecta sobre los requerimientos de recursos financieros del objeto, así como los recursos financieros disponibles no se modelan de forma adecuada.

h) Escaso o nulo modelado del conocimiento experto del DM.

4. USO DE LA INTELIGENCIA COMPUTACIONAL PARA LA TOMA DE DECISIONES

Las teorías principales para la solución del problema de seleccionar la mejor distribución de recursos financieros están enmarcadas en alguna de las siguientes categorías: lógica difusa (LD), apoyo a la toma de decisiones multicriterio (MCDA por sus siglas en inglés) y algoritmos evolutivos (AE). Cada una de estas técnicas permite abordar diferentes perspectivas dentro del problema de decisión. En esta sección se describirán estas estrategias, que consideramos las más adecuadas para la composición de un enfoque híbrido que ataque de manera efectiva el problema de la administración de recursos financieros. La lógica difusa posibilita modelar el conocimiento experto de los miembros de la alta dirección (AD), el MCDA ofrece principios para evaluar las alternativas de decisión desde la perspectiva preferencial de la alta dirección y los algoritmos evolutivos constituyen las técnicas de búsqueda de mejores alternativas más usadas para atender el problema.

4. 1. Lógica difusa

Entre las diferentes alternativas para modelar el conocimiento experto, la lógica difusa (Zadeh, 1965; Espin *et al.*, 2006) destaca por su generalidad y capacidad de interpretación. La lógica difusa se puede aplicar en situaciones generales como minería de datos (tanto tareas de aprendizaje supervisadas como no supervisadas), análisis de decisiones, ingeniería, teoría de juegos, investigación de operaciones, simulación, gestión de la cadena de suministro, entre otras. La ventaja de la lógica difusa respecto a sus capacidades de interpretación se refiere a la gran cantidad de herramientas de las que se vale para comunicarse.

Es común que el lenguaje natural o profesional, las redes neuronales, los predicados de lógica difusa y el lenguaje gráfico (árboles, gráficos, mapas) sean explotados por la lógica difusa. Zadeh (1965) fue pionero en el trasfondo teórico de la lógica difusa clásica y sus ideas todavía se consideran puntos de referencia generales incluso décadas después de su lanzamiento. Otras teorías muy conocidas de la lógica difusa son los sistemas de inferencia Mamdani y los sistemas Takagi-Sugeno. La primera teoría se caracteriza por una estructura simple de operaciones min-max que crea un sistema de control sintetizando un conjunto de reglas de control lingüístico obtenidas de operadores humanos experimentados (Mamdani y Assilian, 1975).

Por otra parte, la teoría basada en sistemas Takagi-Sugeno se aproxima a los sistemas reales mediante el uso de funciones de pertenencia de salida unitaria, es decir, las salidas de sus reglas suelen ser números precisos o funciones lineales de las entradas (Larsen, 1980). Sin embargo, los efectos no compensatorios y, a menudo, la pobre interpretabilidad de estas teorías son cuestiones clave al atender situaciones específicas en la toma de decisiones, como la clasificación y selección ordinal, donde los valores de verdad más bajos de un predicado, componente del sistema inferencial que modela el conocimiento experto, podrían compensarse con valores de verdad altos de otros (Espin *et al.*, 2006). Espin *et al.* (2006) demostró que los enfoques más permisivos a la compensación pueden ser mejores herramientas para la toma de decisiones respecto a la teoría del valor de criterios múltiples. De manera similar, Picos (2017) encontró que quienes toman las decisiones tienden a comportarse de manera compensatoria.

4. 2. Apoyo a la toma de decisiones multicriterio

Los paradigmas principales del MCDA son el enfoque basado en puntaje (o calificación), incluido el proceso jerárquico analítico (AHP por sus siglas en inglés) (Saaty, 1990), el enfoque de *outranking* (Roy, 1990) y los métodos basados en reglas de decisión (Pawlak *et al.*, 1995). Cada método multicriterio consiste en una forma particular de hacer una agregación de los desempeños en los criterios (aunque con cierto grado de imprecisión, incertidumbre, mala determinación y arbitrariedad (Roy, 2014)). Por lo general, la forma de realizar dicha agregación es mediante el uso de un modelo matemático cuyos parámetros (por ejemplo, pesos, niveles de aspiración, umbrales de veto) expresan las preferencias del tomador de decisiones (DM).

Dentro del paradigma de *outranking*, la familia de métodos ELECTRE es muy conocida (Figueira *et al.*, 2016). Tales métodos construyen y explotan las llamadas relaciones de *outranking*, lo que significa que para cada par ordenado de alternativas de decisión (x, y) , se deben considerar los argumentos a favor y en contra del enunciado “la alternativa x es al menos tan buena como la alternativa y ”. Las relaciones de *outranking* funcionan tanto para elegir como para ordenar y clasificar las alternativas de decisión según los diferentes métodos ELECTRE. La forma de construir y explotar la relación de *outranking* permite manejar efectos no compensatorios, no-comparabilidad, preferencias no transitivas e información ordinal y cualitativa sobre niveles de desempeño en los criterios.

4. 3. Algoritmos evolutivos

Los denominados *algoritmos evolutivos* han demostrado ser uno de los métodos más eficientes y fiables debido al amplio abanico de ventajas que aportan respecto a otras herramientas de optimización. Los algoritmos evolutivos tienen un comportamiento satisfactorio ante problemas de grandes dimensiones (respecto al número de alternativas y criterios). Los algoritmos evolutivos multiobjetivo (MOEAs por sus siglas en inglés) se emplean para resolver problemas de optimización caracterizados por tener múltiples criterios, problemas con espacios de búsqueda considerablemente grandes y cuyas soluciones requieren gestión de riesgos o incertidumbre. Los MOEAs se caracterizan por trabajar con varias soluciones al mismo tiempo, donde cada una de estas soluciones satisface en alguna medida cada uno de los criterios. Esto les permite trabajar tratando de satisfacer varios criterios al mismo tiempo. Los MOEA pertenecen a una clase de algoritmos de optimización heurísticos basados en una población, los cuales suelen recurrir a mecanismos inspirados en la evolución biológica: reproducción, mutación,

recombinación, selección natural y supervivencia del más apto para solucionar problemas de optimización. Las soluciones candidatas al problema de optimización desempeñan el papel de los individuos en una población y la función objetivo determina el entorno en el que “viven” las soluciones. Por lo regular, los MOEAs incluyen cuatro tipos de algoritmos: algoritmos genéticos, programación genética, programación evolutiva y estrategia evolutiva. De los cuatro tipos, los algoritmos genéticos (GAs por sus siglas en inglés) son los más populares. En los algoritmos genéticos la solución a un problema se busca en forma de cadenas de caracteres (las mejores representaciones suelen ser las que reflejan algo sobre el problema que se atiende) y siempre se aplican prácticamente operadores de recombinación como cruzamiento, selección y mutación. Los GAs son una de las técnicas de optimización más populares aplicadas al problema de seleccionar la mejor distribución de recursos financieros.

ANÁLISIS PROSPECTIVO

Si bien la maximización de las ganancias obtenidas en la asignación de recursos financieros es el objetivo más considerado históricamente (iniciando con Markowitz, 1952), es posible prever el auge en las formulaciones con criterios múltiples (Fernández *et al.*, 2020). Hay dos razones principales para esta situación. La primera es que en la actualidad los/las tomadores/as de decisiones hacen consideraciones adicionales a la rentabilidad, tales como la responsabilidad social, el impacto ambiental y los recursos asignados a cierto tipo de objetos. En otras palabras, en lugar de estar interesado/a solo en maximizar el rendimiento de la cartera, el/la tomador/a de decisiones lo estaría en optimizar varios objetivos al mismo tiempo. La segunda razón para usar una formulación multicriterio es que, aun cuando contempla solo la maximización de la ganancia, el DM no está dispuesto a aceptar la suposición de que la incertidumbre del rendimiento real se abarcaría por completo en un solo criterio ni siquiera a través de una estimación “fiable” de la rentabilidad como es el valor esperado. En consecuencia, el DM quiere que la selección de la mejor alternativa de solución se haga sobre la base de estimaciones adicionales como indicadores financieros y opiniones de expertos. El problema con esto radicaría en que la complejidad de los problemas será tan alta y en que aún los algoritmos más sofisticados no obtendrían soluciones exactas a las formulaciones multiobjetivo de este tipo. Por lo tanto, será necesario usar las herramientas más sofisticadas que abordan este tipo de problemas, las llamadas *metahurísticas*, de las cuales sobresalen los llamados *algoritmos evolutivos*. Estos son algoritmos basados en los principios de la evolución biológica explotados para encontrar soluciones aproximadas a la solución óptima en un tiempo razonable.

Dada la complejidad de la administración de recursos financieros es plausible la utilización de técnicas de modelado de preferencias y optimización, dentro de las que destacan la el MCDA y los algoritmos evolutivos. En particular, creemos que un enfoque híbrido que implemente el modelado del conocimiento experto a través de la LD, la representación de preferencias usando los métodos ELECTRE y la optimización multiobjetivo mediante AEs tienen características sinérgicas que facilitarían atacar el problema de administración eficiente de recursos financieros de manera más efectiva.

CONCLUSIONES

Este artículo describe las limitaciones principales que sufren los enfoques que intentan apoyar en decisiones relacionadas con la administración de recursos financieros de las organizaciones. También, discute un nuevo paradigma para apoyar a este tipo de decisiones en el que se híbrida entre la inteligencia computacional y el apoyo a la toma de decisiones con múltiples criterios.

La implantación de un sistema experto de apoyo a la toma de decisiones referentes a la distribución de recursos financieros se sitúa dentro de las actividades de apoyo o soporte dentro de su cadena de valor, pues tal sistema no está directamente relacionado con las actividades primarias de producción y comercialización del producto o servicio que la empresa ofrece, aunque resulta imprescindible, pues también aporta valor. La incorporación de

un sistema con estas características a la cadena de valor de las organizaciones apoya el crecimiento económico individual y social mediante el soporte informático para una mejor toma de decisiones en el ámbito financiero de la empresa y el uso de los recursos financieros. Además, el uso de tal sistema ayuda a analizar el funcionamiento de la distribución de recursos financieros de la empresa de tal forma que es posible detectar sus fallos y aciertos enfocándose en mantener o aplicar las ventajas competitivas que ofrece la empresa en lugar de reducir costos que afecten la calidad del producto o servicio con tal de mejorar la rentabilidad.

AGRADECIMIENTOS

Efraín Solares agradece al Consejo Nacional para la Ciencia y la Tecnología (CONACYT) por su apoyo al proyecto Núm. 321028, y a SEP-PRODEP por su apoyo bajo el número UACOAH-PTC-545. Asimismo, se extienden los agradecimientos a los revisores del artículo, quienes proporcionaron una ayuda invaluable para mejorar la estructura del documento.

REFERENCIAS

- Aouni, B., Doumpos, M., Pérez-Gladish, B., & Steuer, R. E. (2018). On the increasing importance of multiple criteria decision aid methods for portfolio selection. *Journal of the Operational Research Society*, 69(10), 1525-1542.
- Barbati, M., Greco, S., Kadziński, M., & Słowiński, R. (2018). Optimization of multiple satisfaction levels in portfolio decision analysis. *Omega*, 78, 192-204.
- Carazo, A. F., Gomez, T., Molina, J., Hernandez-Diaz, J., Guerrero, F., & Caballero, R. (2010). Solving a comprehensive model for multi-objective project portfolio selection. *Computers and Operations Research*, 37(4), 630-639.
- De Almeida, A. T., & Duarte, M. (2011). A multi-criteria decision model for selecting project portfolio with consideration being given to a new concept for synergies. *Pesquisa Operacional*, 31(2), 301-318.
- Doerner, K. F., Gutjahr, W. J., Hartl, R. F., Strauss, C., Stummer, C. (2006). Pareto ant colony optimization with ILP preprocessing in multiobjective project portfolio selection. *European Journal of Operational Research*, 171(3), 830-841.
- Espin, E., Téllez, G., Fernández, E., Marx-Gómez, J., & Lecich, M. I. (2006). Compensatory Logic: A fuzzy normative model for decision making. *Investigación Operativa*, 27, 188-197.
- Fernández, E. (2003). Análisis de la decisión para evaluar y formar carteras de proyectos de I&D: un enfoque crítico y propositivo. *Gestión y Política Pública*, 12(1), 43-79
- Fernández, E., Figueira, J. R., & Navarro, J. (2020). Interval-based extensions of two outranking methods for multi-criteria ordinal classification. *Omega*, 95, 102065.
- Figueira, J. R., Mousseau, V., & Roy, B. (2016). ELECTRE methods. In *Multiple criteria decision analysis* (pp. 155-185). New York: Springer.
- Kumar, G., Jain, S., & Singh, U. P. (2020). Stock market forecasting using computational intelligence: A survey. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 28, 1069-1101.
- Larios, J. A. C. y Martínez, N. S. (2018). Aplicación teórica de un modelo de análisis predictivo para desarrollar estrategias competitivas en MiPYMES. *Red Internacional de Investigadores en Competitividad*, 10.
- Larsen, P. M. (1980). Industrial applications of fuzzy logic control. *International Journal of Man-Machine Studies*, 12(1), 3-10.

- Mamdani, E. H., & Assilian, S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-machine Studies*, 7(1), 1-13.
- Mavrotas, G., & Pechak, O. (2013). Combining mathematical programming and Monte Carlo simulation to deal with uncertainty in energy project portfolio selection. In *Assessment and simulation tools for sustainable energy systems* (pp. 333-356). London: Springer.
- Mavrotas, G., Diakoulaki, D., & Caloghirou, Y. (2006). Project prioritization under policy restrictions. A combination of MCDA with 0-1 programming. *European Journal of Operational Research*, 171(1), 296-308.
- Mavrotas, G., Diakoulaki, D., & Kourentzis, A. (2008). Selection among ranked projects under segmentation, policy and logical constraints. *European Journal of Operational Research*, 187(1), 177-192.
- Pawlak, Z., Grzymala-Busse, J., Slowinski, R., & Ziarko, W. (1995). Rough sets. *Communications of the ACM*, 38(11), 88-95.
- Picos, J. C. (2017). *Modelado lógico de relaciones de preferencia básicas a partir de argumentos* (tesis de doctorado).
- Relich, M., & Pawlewski, P. (2017). A fuzzy weighted average approach for selecting portfolio of new product development projects. *Neurocomputing*, 231, 19-27.
- Roy, B. (1990). The outranking approach and the foundations of ELECTRE methods. In *Readings in multiple criteria decision aid* (pp. 155-183). Berlin: Springer.
- Roy, B., Figueira, J. R., & Almeida-Dias, J. (2014). Discriminating thresholds as a tool to cope with imperfect knowledge in multiple criteria decision aiding: Theoretical results and practical issues. *Omega*, 43, 9-20.
- Saaty, T. L. (1990). How to make a decision: the analytic hierarchy process. *European Journal of Operational Research*, 48(1), 9-26.
- Salo, A., Keisler, J., & Morton, A. (2010). *Portfolio decision analysis: improved methods for resource allocation*. 10.1007/978-1-4419-9943-6.
- Stummer, C., & Heidenberger, K. (2003). Interactive R&D portfolio analysis with project interdependencies and time profiles of multiple objectives. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 50(2), 175-183.
- Szilágyi, I., Sebestyén, Z., & Tóth, T. (2020). Project Ranking in Petroleum Exploration. *The Engineering Economist*, 65(1), 66-87.
- Vetschera, R., & De Almeida, A. T. (2012). A PROMETHEE-based approach to portfolio selection problems. *Computers & Operations Research*, 39(5), 1010-1020.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, 8(3), 338-353.
- Zhu, Q., Dou, Y., & Sarkis, J. (2010). A portfolio-based analysis for green supplier management using the analytical network process. *Supply Chain Management: An international journal*, 15(4), 306-319.

CC BY-NC-ND