

Tipo de artículo: Artículo original
Temática: Inteligencia Artificial
Recibido: 21/12/2015 | Aceptado: 19/04/2016

Un método para la generación de rankings en la selección de equipos de trabajo en ambiente competitivo basado en algoritmos genéticos

A method for the generation of rankings in the teamwork selection in competitive environment based on genetic algorithms

Marilyn Bello^{1*}, Lázaro Lugo¹, María M. García¹, Rafael Bello¹

¹ Centro de Estudios de Informática. Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas. Carretera de Camajuaní, km 5/2, Villa Clara, Cuba. CP.: 54830. {mbgarcia, ljplugo}@uclv.cu; {rbellop, mmgarcia}@uclv.edu.cu

*Autor para correspondencia: mbgarcia@uclv.cu

Resumen

La selección de equipos de trabajo es una tarea importante en la gestión de los recursos humanos, en la cual el propósito es realizar un proceso de selección de personal para conformar equipos. Este proceso usualmente se realiza a partir de rankings de candidatos que expresan las preferencias de los decisores. Un problema en el contexto de la selección de personal es la agregación de rankings de candidatos. En esta publicación se trata el problema de la selección de equipos de trabajo en un marco diferente al clásico, pues se consideran dos decisores que deben conformar equipos a partir de un mismo conjunto de candidatos. Para ello cada decisor cuenta con un grupo de expertos que lo asesoran, brindándole un ranking de los candidatos. Para este nuevo problema se propone un método de agregación de rankings basado en algoritmos genéticos. El método que se propone encuentra, a partir de los ordenamientos generados por cada grupo de expertos, los rankings de consenso que sirven de base en la conformación de los equipos de cada decisor. El algoritmo es desarrollado sobre la plataforma evolutiva ECJ (*Evolutionary Computation Java*) y arroja resultados satisfactorios.

Palabras clave: agregación de rankings, algoritmos genéticos, selección de equipos, selección de personal.

Abstract

The team selection is an important task in the management of human resources, in which the purpose is to carry out a personnel selection process in order to form teams. This process is usually performed from rankings of candidates that reflect the decision-makers' preferences. In this work, the process of team selection is developed in a different

approach, because two decision-makers must select their teams from a common set of candidates. For accomplishing that goal, they have a group of experts, which assist them with the candidates' ranking. For this new problem, a method of aggregation of rankings based on genetic algorithm is proposed. The proposed method finds, from the generated rankings for each group of experts, the consensus rankings that work as a base for every decision-maker to form teams. The algorithm is implemented on the evolutionary platform ECJ (Evolutionary Computation Java), which yields satisfactory results.

Keywords: *aggregation of rankings, genetic algorithms, personnel selection, team selection.*

Introducción

En el mercado global, las organizaciones actuales se enfrentan a altos niveles de competencia. Como consecuencia, los mercados mundiales demandan a las compañías recursos humanos altamente calificados, lo cual solo se puede alcanzar a partir del empleo de personal potencialmente adecuado. La incorporación de nuevo personal, o la asignación del ya existente a tareas específicas, constituye una decisión importante, dado que el acierto en esta determinará la propia supervivencia de cualquier organización (empresa, proyecto, u otro tipo de institución). Según (Huselid, 1995; Robertson, 2001; Kangas, 2001; Dursun, 2010), la selección de personal es el proceso mediante el cual se eligen una o varias personas que mejor se adecuen a los requerimientos de un trabajo.

El proceso de selección de personal determina la calidad del personal que se incorpora a una organización, por eso desempeña una función importante en la gestión de los recursos humanos, y el futuro de una empresa dependerá principalmente de la contribución de su personal para poder mantener un lugar en el mercado (Golec, 2007; Chien, 2008; Liao, 2009). Una selección correcta no sólo consigue una asignación óptima del puesto de trabajo, sino que permite optimizar los costos de producción y alcanzar los objetivos corporativos.

La selección de personal está dentro de los problemas de decisión de la vida real, es un proceso complejo que se espera sea capaz de colocar el empleado correcto, en el puesto correcto y en el momento oportuno (Kulik, 2007). Cualidades personales de los empleados como su: conocimiento, capacidades y habilidades son vitales para el éxito de cualquier organización. Por todo lo anterior, la selección de personal se considera un problema de toma de decisiones.

En la actualidad, muchas herramientas y técnicas se utilizan en este problema específico de toma de decisiones (Canós, 2008; Liao, 2009; Akhlaghi, 2011; Canós, 2011; Canós, 2014; Mohamed, 2013). Los métodos de toma de decisiones multicriterio (*Multi-Criteria Decision Making*, MCDM) resultan ideales para este propósito (Lai, 1995). La

aplicación de los métodos multicriterio se justifica por el hecho de que en los problemas de selección de personal se tiene que considerar más de una dimensión, buscando optimizar la combinación de ellas (El-Santawy, 2012).

Los MCDM se dirigen a determinar las preferencias globales entre las alternativas posibles. De acuerdo con ese objetivo pueden usarse para ordenar las alternativas (construir un ranking). Obtener un ranking de candidatos es especialmente interesante cuando la gestión de los recursos humanos está dirigida a organizar, gestionar y conducir un equipo de trabajo en lugar de seleccionar un empleado para una simple vacante; esto contribuye al éxito del proyecto y crea una ventaja competitiva para la organización (Amit, 1999; Huemann, 2007; Hayano, 2014).

Los métodos MCDM se han aplicado en muchos estudios relacionados con la selección de personal, entre ellos (Dağdeviren, 2010; Zhang, 2011; Balezentis, 2012; Kabak, 2012; Özdemir, 2013), en los cuales se usaron para evaluar los candidatos a partir del grado en que satisfacen los requisitos o criterios de evaluación; precisamente estos métodos proporcionan un modelo de agregación de esta información. En (Kalugina, 2014) se propone un modelo matemático para el problema de selección de personal, el cual genera un ranking de los candidatos. Conocidos métodos de ayuda a la toma de decisiones como TOPSIS (Kelemenis, 2010; Krohling, 2011), ELECTRE (Afshari, 2010), PROMETHEE (Chen, 2009), y AHP (Güngör, 2009; Büyüközkan, 2012) se han utilizado para ayudar en esta problemática.

El problema de selección de personal puede ser también visto como el problema de conformar un equipo (*team*), denominado *team selection*; en este caso el problema no es seleccionar el empleado más adecuado para un empleo, sino seleccionar un conjunto de personas que deben desempeñarse como un equipo. Son numerosos los factores a considerar en el *team selection* (Kelemenis, 2009; Feng, 2010; Hayano, 2014).

Muchas investigaciones en este campo se enfocan en la selección de los miembros del equipo, teniendo en cuenta que estos tienen que resolver tareas comunes de forma colaborativa para alcanzar un cierto objetivo (el denominado *teamwork*) (Tavana, 2013; Wang, 2015). Dada la importancia y complejidad de la conformación de un equipo adecuado se desarrollan muchas investigaciones en este campo, pero continúa siendo un problema abierto (Ahmed, 2013; Hayano, 2014; Dadelo, 2014). Especialmente la selección de personal en el contexto que se analiza en este trabajo no ha sido tratada anteriormente.

La mayoría de las investigaciones y publicaciones sobre el tema analizan los factores o indicadores a tener en cuenta para la selección de los miembros del equipo, y en cómo emplear los métodos de toma de decisiones para conformar el equipo teniendo en cuenta esos factores de modo que se logre el *teamwork*; en muchos casos el resultado es generar un ranking de los candidatos que sirve de base para la selección.

Este problema se hace más complejo cuando dos empleadores (o tomadores de decisión) realizan el proceso de selección en un ambiente competitivo, o sea, cuando ellos deben conformar sus equipos seleccionando el personal desde un conjunto de candidatos que es común para los dos. El siguiente ejemplo permite ilustrar la problemática: dos empresas están completando sus recursos humanos y deben elegir según intereses a partir de un conjunto de especialistas. Los departamentos de personal de ambas empresas evalúan y ordenan los candidatos según diferentes criterios de preferencias. A partir de estos ordenamientos se deben encontrar los rankings de consenso que permitan a los decisores de cada empresa elegir los candidatos que consideren más idóneos. Obviamente, los intereses de ambas empresas pueden coincidir sobre los mismos candidatos.

Cuando dos empleadores deben elegir desde un mismo conjunto de candidatos, surge un conflicto de intereses que afecta el resultado de la selección. Mientras más similares sean los rankings elaborados por los empleadores, mayor será la diferencia entre la selección deseada y la selección alcanzada.

En esta investigación se aborda la problemática de formular un método para la agregación de rankings desde la perspectiva de dos decisores. Es decir, se tiene un conjunto de candidatos a partir de los cuales dos decisores deben conformar sus equipos; para ello, cada decisor cuenta con un conjunto de rankings de los candidatos. Estos rankings pueden ser el resultado de diferentes situaciones, entre ellas el criterio emitido por varios asesores de cada decisor, o pueden ser producto del ordenamiento resultante por considerar diferentes criterios de ordenamiento. Se desea alcanzar un ranking para cada decisor que posteriormente sirva de base para la formación de sus equipos.

Materiales y métodos

En este apartado, se presenta la formulación del problema y se define un método basado en algoritmos genéticos para la generación de rankings que soluciona la problemática en cuestión. Con el objetivo de evaluar la calidad de los rankings resultantes se formula un algoritmo de selección de personal en ambiente competitivo que permite determinar en que medida estos rankings contribuyen en el proceso de selección de candidatos.

Formulación del problema

Con el propósito de conformar los equipos de trabajo, dos decisores, D_1 y D_2 , elaboran un escalafón u ordenamiento (ranking) de los N candidatos $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$ de acuerdo a sus intereses, para guiarse por él en la selección de los candidatos. Para ello, cada decisor cuenta con M expertos que lo asesoran brindándole un ordenamiento de los N candidatos según los criterios de cada experto. Dados los conjuntos de rankings $R_{D_1} = \{R_{11}, R_{12}, \dots, R_{1M}\}$ y $R_{D_2} = \{R_{21},$

$R_{2, \dots, R_{2M}}$ }, cada decisor necesita la agregación de los M ordenamientos dados por sus expertos para obtener los rankings de consenso R1 y R2.

Como los dos decisores tienen que seleccionar desde una misma lista de candidatos, debe lograrse una agregación por cada grupo de cada decisor que maximice las preferencias del grupo, pero que se diferencie lo más posible de los intereses del otro grupo para minimizar las colisiones en el proceso de selección. Posteriormente, se propone un método basado en los algoritmos genéticos que arroja como resultado los dos rankings a utilizar por cada decisor en la selección para la formación de sus equipos.

Los rankings resultantes servirán de guía a los decisores en la selección de personal para conformar los equipos. Cada decisor selecciona de forma alterna a los candidatos para integrar los equipos de trabajo que estarán constituidos por $N/2$ miembros (sin pérdida de generalidad se puede considerar que N es número par) y quisieran escoger lo más cercano posible a su ranking. Para ello, tiene en cuenta el orden de preferencias definido en su ranking y que el candidato no haya sido seleccionado por el otro decisor.

Como resultado del proceso de selección construyen dos rankings $R1^* = \{r_{11}, r_{12}, \dots, r_{1N/2}\}$ y $R2^* = \{r_{21}, r_{22}, \dots, r_{2N/2}\}$. El propósito de cada decisor es obtener un conjunto de candidatos que sea lo más similar posible a los que aparecen en las primeras $N/2$ posiciones del ranking definido por él.

Método basado en algoritmos genéticos para la generación de rankings

Los algoritmos genéticos (Goldberg, 1989) son una reconocida metaheurística para resolver problemas de optimización y han sido usados con éxito en la agregación de rankings (Ali, 2012; Aledo, 2013). Un algoritmo genético es un método de búsqueda que imita la teoría de la evolución biológica de Darwin para la resolución de problemas. Para ello, se parte de una población inicial de la cual se seleccionan los individuos más capacitados para luego reproducirlos y finalmente obtener la siguiente generación de individuos que estarán más adaptados que la anterior generación. La Figura 1 muestra el funcionamiento básico de un algoritmo genético (Quintero, 2012).

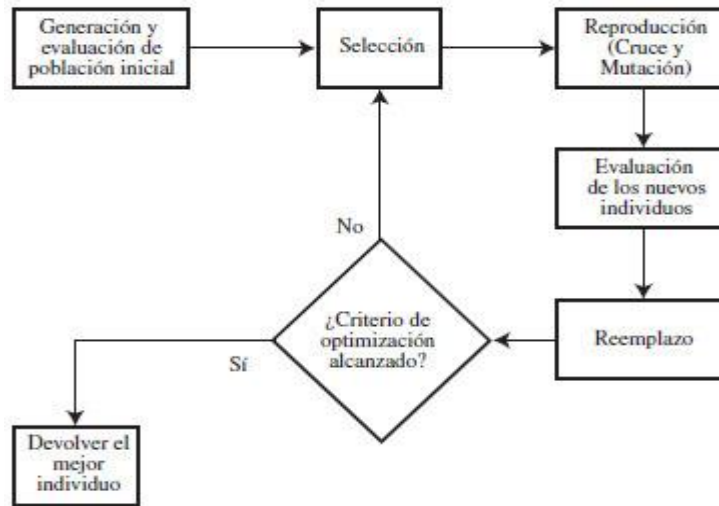


Figura 1. Esquema general de funcionamiento de los algoritmos genéticos

El método que se propone en este trabajo se basa en los algoritmos genéticos y encuentra, a partir de los ordenamientos generados por cada grupo de experto, los rankings de consenso correspondientes a cada decisor. La idea de este método es buscar una agregación de los rankings de cada grupo, que minimice la distancia entre los rankings de un mismo grupo y maximice la distancia a los rankings del otro grupo, con el objetivo de evitar en gran parte el conflicto de intereses y así no afectar el resultado de la selección.

A continuación se describen las componentes de este algoritmo:

i. Diseño del Cromosoma

El cromosoma está formado por dos partes: una correspondiente al primer decisor y la otra correspondiente al segundo decisor. Es bueno señalar que ambas partes poseen la misma dimensión y cada gen representa un individuo de los N posibles a seleccionar, por lo que una representación de un cromosoma para este problema puede ser la que se muestra en la Figura 2.

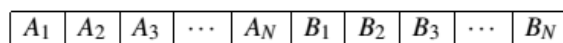


Figura 2. Representación del cromosoma

ii. Definición de la función de evaluación heurística

La función de evaluación heurística se basa fundamentalmente en la distancia de Kendall (Aledo, 2013), que consiste en un valor entre [0; 1]. Este valor se corresponde al porcentaje de la cantidad de pares en desacuerdo que poseen dos

rankings. Toma valor 0 si los rankings son idénticos, valor $N(N-1)/2$ si un ranking es el reverso del otro y valor 1 si los rankings son totalmente diferentes.

En la ecuación (1) se define esta distancia y en la ecuación (2) se muestra la función de evaluación heurística que se propone:

$$d(\tau_1, \tau_2) = |\{(i, j): i < j, (\tau_1(i) < \tau_1(j) \wedge \tau_2(i) > \tau_2(j)) \vee (\tau_1(i) > \tau_1(j) \wedge \tau_2(i) < \tau_2(j))\}| \quad (1)$$

Donde $d(\tau_1, \tau_2)$ es el valor la distancia de Kendal; τ_1 y τ_2 son los rankings R1 y R2; y $\tau_1(i)$ y $\tau_2(i)$ representa el elemento que está en la posición i en los rankings R1 y R2 respectivamente.

$$\min \left\{ \frac{|\sum_{i=0}^N d(C[0, \frac{N}{2}], Eg_{1i}) - \sum_{i=0}^N d(C[0, \frac{N}{2}], Eg_{2i})| + |\sum_{i=0}^N d(C[\frac{N}{2}, N], Eg_{2i}) - \sum_{i=0}^N d(C[\frac{N}{2}, N], Eg_{1i})|}{2} \right\} \quad (2)$$

Donde C representa el cromosoma actual en la evaluación; N el tamaño del cromosoma; $d(\tau_1, \tau_2)$ la distancia de Kendall entre dos rankings τ_1 y τ_2 ; $C[0, N/2]$ es la parte del cromosoma actual que corresponde al primer decisor; $C[N/2, N]$ es la parte del cromosoma actual que corresponde al segundo decisor; Eg_{1i} y Eg_{2i} representa la fila i -ésima de la matriz Eg_1 y Eg_2 respectivamente, siendo Eg_1 y Eg_2 el grupo de rankings dados por los expertos del primer y segundo decisor respectivamente.

iii. Construcción de los Operadores Genéticos

Los operadores genéticos que se utilizan son los mismos del problema del Viajero Vendedor (*Travel Salesman Problem*, TSP) (Abdelmalik, 2008). Esta decisión se basa en la similitud de los problemas de ordenamientos con el TSP, donde en ambos casos el espacio de búsqueda está formado por el conjunto de permutaciones posibles. Estos operadores son adaptados al nuevo problema que se resuelve en este trabajo.

- Operador de mutación basado en cambios (EM)

El operador EM selecciona al azar dos genes en el cromosoma y los cambia. Por ejemplo: si se considera el cromosoma representado por (1 2 3 4 5 6 7 8) y se seleccionan al azar el tercer y quinto gen, el resultado del operador EM sobre el cromosoma anterior será (1 2 5 4 3 6 7 8). De la misma forma se generan dos posiciones para cada una de las partes del cromosoma a mutar, garantizando la mutación en ambas partes del mismo.

- Operador de Cruce basado en la posición (POS)

El operador POS comienza seleccionando al azar un conjunto de posiciones en los padres. Sin embargo, este operador impone, la posición de los elementos seleccionados, en los correspondientes elementos del otro padre. Por ejemplo, si consideramos los padres (1 2 3 4 5 6 7 8) y (2 4 6 8 7 5 3 1) y se seleccionan tres posiciones: segunda, tercera y sexta,

esto nos proporcionará los siguientes descendientes: (1 4 6 2 3 5 7 8) y (4 2 3 8 7 6 5 1). En el caso del algoritmo propuesto se generarán solo dos posiciones, ya que simplifica el trabajo y arroja resultados similares. Como el cromosoma está formado por dos partes, se generarán dos posiciones para cada una de las partes del cromosoma, de esta forma se garantiza el cruce en las dos partes.

Algoritmo de selección de personal en competencia

Como criterio para evaluar la calidad de los rankings resultantes del método propuesto, se analiza en que medida estos permiten realizar una selección de candidatos lo más similar posible a los deseos de cada decisor. Para ello se formuló el algoritmo SPC (Selección de Personal en Competencia).

Los rankings resultantes de la agregación sirven de entrada al procedimiento SPC que ejecuta la selección de los candidatos, dando como resultados los conjuntos $R1^*$ y $R2^*$ para cada decisor y calcula la suma de las distancias entre $R1^*$ y $R1$, y $R2^*$ y $R2$, (denotadas por $d(R1^*, R1)$ y $d(R2^*, R2)$ respectivamente). A continuación se muestran los pasos este algoritmo.

Algoritmo **SPC**:

Entrada: ordenamientos resultantes de la agregación $R1$ y $R2$.

Salida: lista de candidatos seleccionados por cada decisor $R1^*$, $R2^*$ y distancias entre ordenamientos deseados y computados.

P1: $i_1=1, i_2=1, j_1=1, j_2=1$

P3: Repetir hasta que la lista de candidatos C esté vacía (todos los valores de C son 0):

P31: Seleccionar desde C el elemento indicado por $R1 [i_1]$, si ese elemento no ha sido seleccionado (quiere decir el valor de C en esa posición es diferente de 0) poner el valor $R1 [i_1]$ en $R1^*[i_2]$, colocar en la posición que estaba en C el valor 0, $i_1=i_1+1, i_2=i_2+1$; sino $i_1=i_1+1$ y repetir P31.

P32: Seleccionar desde C el elemento indicado por $R2 [j_1]$, si ese elemento no ha sido seleccionado (quiere decir el valor de C en esa posición es diferente de 0) poner el valor $R2 [j_1]$ en $R2^*[j_2]$, colocar en la posición que estaba en C el valor 0, $j_1=j_1+1, j_2=j_2+1$; sino $j_1=j_1+1$ y repetir P32.

P4: Calcular la distancia entre $R1^*$ y $R1$, y $R2^*$ y $R2$ usando las expresiones (3) y (4), y la suma de ambas distancias utilizando la expresión (5).

$$d1(R1^*, R1) = \sum_{i=1}^{N/2} |i - \beta(R1^*(i), R1)| \quad (3)$$

$$d2(R2^*, R2) = \sum_{i=1}^{N/2} |i - \beta(R2^*(i), R2)| \quad (4)$$

$$\text{SumDist} = d1(R1^*, R1) + d2(R2^*, R2) \quad (5)$$

Donde $\beta(R1^*(i), R1)$ indica la posición que tiene el candidato que está en la posición i de $R1^*$ en el ranking $R1$ y $\beta(R2^*(i), R2)$ indica la posición que tiene el candidato que está en la posición i de $R2^*$ en el ranking $R2$.

Resultados y discusión

El método basado en algoritmos genéticos para la agregación de rankings se implementa en la plataforma evolutiva ECJ (*Evolutionary Computation Java*) que es un *framework* de computación evolutiva escrito en Java (Luke, 2013).

Para la experimentación se realiza una simulación del proceso de selección de candidatos a partir de los rankings resultantes de dos alternativas de agregación. La primera alternativa realiza la agregación según el método propuesto en este trabajo, en el cual se utilizan los algoritmos genéticos para buscar el ranking de consenso de cada grupo que maximiza la semejanza con los rankings de ese grupo y maximiza la diferencia con los rankings del otro grupo. Con los rankings resultantes de cada grupo correspondiente a cada decisor se ejecuta el algoritmo SPC.

Como en la actualidad no existe ningún algoritmo de agregación que aborde la problemática que se plantea en este trabajo, para poder comparar la eficacia del método propuesto con otros ya existentes, se hizo necesario implementar otra alternativa de solución que resolviera la problemática abordada en este trabajo y a su vez fuera lo más similar posible a los métodos de agregación de rankings ya existentes en la literatura (Aledo, 2013). Esta segunda alternativa realiza la agregación también usando un algoritmo genético, pero en este caso solo se busca maximizar la semejanza con los rankings de ese grupo; es decir, se realiza la agregación de cada grupo de forma independiente al otro, como generalmente se hace en los problemas de agregación de rankings.

En la Tabla 1 se muestran los resultados alcanzados en la experimentación. En el estudio se consideró un conjunto de diez candidatos, así como ocho expertos para cada decisor, lo cual se implementa generando de forma aleatoria ocho rankings para cada grupo. Usando esos grupos de rankings, se ejecutaron diez veces los dos métodos de agregación antes descritos, obteniéndose en cada ejecución los rankings de cada grupo que se indican en la segunda y quinta columna.

En la segunda columna (primeras diez iteraciones) se muestran los resultados de la agregación para cada grupo correspondiente a cada decisor al usar el método propuesto en este trabajo y en la quinta columna (iteraciones de la once a la veinte) se muestran los resultados de la agregación para cada grupo, cuando esta ha sido desarrollada por cada grupo de forma independiente.

Tabla 1. Resultados alcanzados en la simulación.

No.	Rankings obtenidos por el algoritmo propuesto	Resultados alcanzados	No.	Rankings obtenidos para cada grupo de forma independiente	Resultados alcanzados
1	R1= {3, 2, 8, 1, 4, 5, 0, 9, 6, 7} R2= {8, 6, 9, 5, 3, 0, 2, 1, 7, 4}	R1*={3, 2, 1, 4, 0} R2*={8, 6, 9, 5, 7} SumDist= 4+4=8	11	R1= {9, 5, 1, 2, 6, 8, 3, 7, 0, 4} R2= {3, 1, 8, 6, 0, 7, 2, 9, 4, 5}	R1*={9, 5, 2, 6, 7} R2*={3, 1, 8, 0, 4} SumDist= 5+5=10
2	R1= {5, 7, 0, 8, 1, 4, 2, 9, 6, 3} R2= {0, 1, 3, 5, 9, 6, 2, 4, 7, 8}	R1*={5, 7, 8, 4, 2} R2*={0, 1, 3, 9, 6} SumDist= 5+2=7	12	R1= {7, 1, 6, 0, 3, 5, 4, 8, 2, 9} R2= {3, 1, 9, 6, 4, 8, 7, 5, 2, 0}	R1*={7,1,6,0,5} R2*={3,9,4,8,2} SumDist= 1+9=10
3	R1= {7, 0, 9, 4, 2, 6, 8, 5, 1, 3} R2= {8, 5, 4, 0, 1, 7, 9, 6, 3, 2}	R1*={7, 0, 9, 2, 6} R2*={8, 5, 4, 1, 3} SumDist= 2+5=7	13	R1= {6, 0, 7, 2, 9, 4, 1, 3, 8, 5} R2= {6, 2, 5, 8, 0, 4, 3, 7, 9, 1}	R1*={6, 0, 7, 9, 1} R2*={2, 5, 8, 4, 3} SumDist= 3+7=10
4	R1= {1, 7, 3, 8, 5, 6, 0, 9, 4, 2} R2= {5, 9, 4, 7, 6, 2, 0, 1, 3, 8}	R1*={1, 7, 3, 8, 0} R2*={5, 9, 4, 6, 2} SumDist= 2+2=4	14	R1= {9, 7, 0, 1, 2, 6, 4, 5, 3, 8} R2= {0, 4, 7, 8, 9, 2, 5, 3, 6, 1}	R1*={9, 7, 1, 2, 6} R2*={0, 4, 8, 5, 3} SumDist= 3+7=10
5	R1= {9, 5, 2, 6, 8, 7, 0, 4, 3, 1} R2= {8, 0, 5, 4, 7, 6, 1, 9, 3, 2}	R1*={9, 5, 2, 6, 3} R2*={8, 0, 4, 7, 1} SumDist= 4+4=8	15	R1= {7, 1, 2, 5, 4, 3, 8, 0, 9, 6} R2= {7, 1, 5, 6, 3, 0, 8, 2, 9, 4}	R1*={7, 2, 4, 3, 8} R2*={1, 5, 6, 0, 9} SumDist= 7+9=16
6	R1= {7, 1, 9, 4, 2, 6, 8, 0, 5, 3} R2= {4, 5, 8, 3, 2, 6, 7, 1, 9, 0}	R1*={7, 1, 9, 2, 6} R2*={4, 5, 8, 3, 0} SumDist=2+5=7	16	R1= {0, 6, 9, 3, 7, 2, 5, 1, 4, 8} R2= {3, 5, 0, 1, 7, 6, 2, 4, 9, 8}	R1*={0, 6, 9, 7, 4} R2*={3, 5, 1, 2, 8} SumDist= 5+9=14
7	R1= {8, 2, 4, 6, 9, 3, 1, 7, 0, 5} R2= {1, 2, 0, 5, 7, 9, 3, 4, 8, 6}	R1*={8, 2, 4, 6, 9} R2*={1, 0, 5, 7, 3} SumDist= 0+5=5	17	R1= {1, 4, 2, 5, 3, 6, 9, 0, 7, 8} R2= {3, 2, 4, 5, 9, 7, 6, 1, 8, 0}	R1*={1, 4, 5, 6, 0} R2*={3, 2, 9, 7, 8} SumDist= 6+8=14
8	R1= {1, 9, 8, 7, 4, 0, 6, 5, 2, 3} R2= {2, 5, 6, 0, 8, 3, 1, 9, 4, 7}	R1*={1, 9, 8, 7, 4} R2*={2, 5, 6, 0, 3} SumDist= 0+1=1	18	R1= {9, 0, 7, 6, 5, 8, 3, 4, 2, 1} R2= {5, 1, 4, 8, 3, 2, 7, 6, 9, 0}	R1*={9, 0, 7, 6, 3} R2*={5, 1, 4, 8, 2} SumDist= 2+1=3
9	R1= {2, 5, 1, 4, 6, 9, 7, 0, 3, 8} R2= {9, 1, 0, 3, 5, 2, 6, 7, 8, 4}	R1*={2, 5, 4, 6, 7} R2*={9, 1, 0, 3, 8} SumDist= 4+4=8	19	R1= {5, 2, 1, 8, 0, 9, 6, 4, 3, 7} R2= {4, 5, 7, 0, 2, 6, 3, 1, 8, 9}	R1*={5, 2, 1, 8, 9} R2*={4, 7, 0, 6, 3} SumDist= 1+6=7
10	R1= {8, 5, 3, 4, 7, 2, 6, 9, 1, 0} R2= {7, 3, 6, 8, 4, 9, 1, 0, 5, 2}	R1*={8, 5, 4, 2, 1} R2*={7, 3, 6, 9, 0} SumDist= 7+5=12	20	R1= {3, 0, 5, 7, 9, 4, 8, 1, 2, 6} R2= {0, 5, 3, 2, 8, 7, 9, 6, 4, 1}	R1*={3, 5, 7, 9, 4} R2*={0, 2, 8, 6, 1} SumDist= 4+13=17

En la tercera y sexta columna se muestran los resultados de la selección del equipo lograda al usar el algoritmo SPC, basada en los rankings de la segunda y quinta columna. En estas columnas también aparecen representados los valores

para **SumDist**, que se calculan de acuerdo con la expresión (5), que constituye la distancia entre los equipos resultantes ($R1^*$, $R2^*$) y los rankings ($R1$, $R2$) para cada decisor respectivamente.

El resultado de la selección del equipo evidencia que el promedio de la distancia entre los equipos resultantes y los rankings iniciales $R1$ y $R2$ que se obtienen por el método propuesto, es más bajo que el promedio alcanzado cuando los rankings iniciales se obtienen por el otro método; este promedio se calcula considerando las diez corridas por cada método. Por lo que, se puede decir que el método propuesto logra obtener un ranking inicial para cada decisor que evita en gran medida el conflicto de intereses entre estos; provocando así una mejora en el proceso de selección de equipos, ya que los equipos resultantes satisfacen en gran medida las preferencias de cada decisor.

Conclusiones

En esta investigación se trata el problema de la selección de equipos en un marco diferente al clásico, en el que dos decisores deben conformar sus equipos seleccionando desde un mismo conjunto de candidatos. A cada decisor lo asesoran un grupo de expertos, brindándole un ranking de los candidatos según los criterios de cada experto, lo que hace necesario realizar la agregación de los rankings para obtener los rankings de consenso que sirvan de base para que cada decisor se guíe por ellos en la formación de sus equipos.

Se propone un método para realizar la agregación de los rankings de cada grupo basado en algoritmos genéticos. Este método mostró un buen desempeño al compararse con otro método de agregación también basado en algoritmo genético pero que realiza la agregación de cada grupo de forma independiente, como generalmente sucede en los problemas de agregación de rankings.

Referencias

- ABDELMALIK, M.; INZA, I., et al. Tema 2. Algoritmos Genéticos. Departamento de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial Universidad del País Vasco-Euskal Herriko Unibertsitatea, 2008, p. 1-33.
- AFSHARI, A.R.; MOJAHED, M., et al. Personnel selection using ELECTRE. Journal of Applied Sciences, 2010, 10(23), p. 3068–3075.
- AHMED, F.; DEB K., et al. Multi-objective optimization and decision-making approaches to cricket team selection. Applied Soft Computing, 2013, 13(1), p. 402–414.

- AKHLAGHI, E. A rough-set based approach to design an expert system for personnel selection. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2011, 54, p. 202–205.
- ALEDO, J. A.; GÁMEZ, J. A., et al. Tackling the rank aggregation problem with evolutionary algorithms. *Applied Mathematics and Computation*, 2013, 222, p. 632–644.
- ALI, A.; MEILĂ, M. Experiments with kemeny ranking: What works when? *Mathematical Social Sciences*, 2012, 64 (1), p. 28–40.
- AMIT, R.; BELCOURT, M. Human resource management processes: a value-creating source of competitive advantage. *European Management Journal*, 1999, 17(2), p. 174–181.
- BALEZENTIS, A.; BALEZENTIS, T., et al. Personnel selection based on computing with words and fuzzy MULTIMOORA. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(15), p. 7961–7967.
- BÜYÜKÖZKAN, G.; ARSENYAN, J.; RUAN, D. Logistics tool selection with two-phase fuzzy multi criteria decision making: A case study for personal digital assistant selection. *Expert Systems with applications*, 2012, 39, p. 142–153.
- CANÓS, L.; LIERN, V. Soft computing-based aggregation methods for human resource management. *European Journal of Operational Research*, 2008, 189(3), p. 669-681.
- CANÓS, L.; CASASÚS, T., et al. Personnel selection based on fuzzy methods. *Revista de matemáticas: Teoría y Aplicaciones*, 2011, 18(1), p. 177-192.
- CANÓS, L.; CASASÚS, T., et al. Soft computing methods for personnel selection based on the valuation of competences. *International Journal of Intelligent Systems*, 2014, 29(12), p. 1079-1099.
- CHEN, C.T.; HWANG, Y.C., et al. Applying Multiple Linguistic PROMETHEE Method for Personnel Evaluation and Selection. En: *Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 2009, p. 1312-1316.
- CHIEN, C. F.; CHEN, L. F. Data mining to improve personnel selection and enhance human capital: A case study in high-technology industry. *Expert Systems with Applications*, 2008, 34(1), p. 280-290.
- DADELO, S.; TURSKIS, Z., et al. Multi-criteria assessment and ranking system of sport team formation based on objective-measured values of criteria set. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(14), p. 6106–6113.

- DAĞDEVIREN, M. A hybrid multi-criteria decision-making model for personnel selection in manufacturing systems. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2010, 21(4), p. 451–460.
- DURSUN, M.; KARSAK, E. A fuzzy MCDM approach for personnel selection. *Expert Systems with applications*, 2010, 37, p. 4324-4330.
- EL-SANTAWY, M.F.; AHMED, A.N. Personnel training selection problem based on SDV-MOORA. *Life Science Journal*, 2012, 9 (2s), p. 152-154.
- FENG, B.; JIANG, Z., et al. A method for member selection of cross-functional teams using the individual and collaborative performances. *European Journal of Operational Research*, 2010, 203, p. 652-661.
- GOLDBERG, D. E. *Genetic algorithms in search and machine learning*. Addison Wesley, 1989.
- GOLEC, A.; KAHYA, E. A fuzzy model for competency-based employee evaluation and selection. *Computers and Industrial Engineering*, 2007, 52(1), p. 143-161.
- GÜNGÖR, Z.; SERHADLIOĞLU, G., et al. A fuzzy AHP approach to personnel selection problem. *Applied Soft Computing*, 2009, 9, p. 641 –646.
- HAYANO, M.; HAMADA, D., et al. Role and member selection in team formation using resource estimation for large-scale multi-agent systems. *Neurocomputing*, 2014, 146, p. 164–172.
- HUEMANN, M.; KEEGAN, A., et al. Human resource management in the project-oriented company: a review. *International Journal of Project Management*, 2007, 25(3), p. 315–323.
- HUSELID, M. A. The impact of human resource management practices on turnover, productivity, and corporate financial performance. *Academy of Management Journal*, 1995, 38(3), p. 635–672.
- KABAK, M.; BURMAOĞLU, S., et al. A fuzzy hybrid MCDM approach for professional selection. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39 (3), p. 3516–3525.
- KALUGINA, E.; SHVYDUN, S. An Effective Personnel Selection Model. *Procedia Computer Science*, 2014, 31, p. 1102 – 1106.
- KANGAS, A.; KANGAS, J., et al. Outranking methods as tools in strategic natural resources planning. *Silva Fennica*, 2001, 35(2), p. 215–227.

- KELEMENIS, A.M.; ASKOUNIS, D. An extension of fuzzy TOPSIS for personnel selection. En: Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2009, p. 4704-4709.
- KELEMENIS, A.; ASKOUNIS, D. A new TOPSIS-based multi-criteria approach to personnel selection. Expert Systems with Applications, 2010, 37 (7), p. 4999–5008.
- KROHLING, R. A.; CAMPANHARO, V. C. 2011. Fuzzy TOPSIS for group decision making: A case study for accidents with oil spill in the sea. Expert Systems with applications, 2011, 38, p. 4190-4197.
- KULIK, C.; ROBERSON, L., et al. The multiple-category problem: category activation and inhibition in the hiring process. Academy of Management Review, 2007, 32(2), p. 529-548.
- LAI, Y. J. IMOST: interactive multiple objective system technique. Journal of Operational Research Society, 1995, 46(8), p. 958 – 976.
- LIAO, S. K.; CHANG, K. L. Selecting public relations personnel of hospitals by analytic network process. Journal of Hospital Marketing and Public Relations, 2009, 19(1), p. 52-63.
- LUKE, S. The ECJ owner’s manual—A user manual for the ECJ evolutionary computation library, mayo 2013.
- ROBERTSON, I. T.; SMITH, M. Personnel selection. Journal of Occupational and Organizational Psychology, 2001, 74(4), p. 441-472.
- MOHAMED, F.; AHMED, A. Personnel Training Selection Problem Based on SDV-MOORA. Life Science Journal, 2013, 10.
- ÖZDEMİR, A. A two-phase multi criteria dynamic programming approach for personnel selection process. Problems and Perspectives in Management, 2013 11, p. 98-108.
- QUINTERO, J.A.; MOLINA, A., et al. Reubicación del parque de transformadores de los sistemas de distribución de Bogotá DC mediante algoritmos genéticos. Ingeniare. Revista chilena de ingeniería, 2012, 20(2), p. 170-184.
- STOREY, H.R.; GALVIN, T.P., et al. Use of an expert system in a personnel selection process. Expert Systems with Applications, 1998, 14(4), p. 425–432.
- TAVANA, M.; AZIZI, F., et al. A fuzzy inference system with application to player selection and team formation in multi-player sports. Sport Management Review, 2013, 16, p. 97–110.

WANG, J.; ZHANG, J. A win-win team formation problem based on the negotiation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2015, 44(C), p. 137–152.

ZHANG, S.F.; LIU, S.Y. A GRA-based intuitionistic fuzzy multi-criteria group decision making method for personnel selection. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(8), p. 11401–11405.