X Congreso de Ingeniería de Organización
Valencia, 7 y 8 de septiembre de 2006

Algunos algoritmos de ordenación para el proceso de selección de personal

Lourdes Canós Darós[1], Carlos Caño Alegre[2], Begoña González Pérez[2]

[1] Dpto. de Organización de Empresas, Economía Financiera y Contabilidad. Universidad Politécnica de Valencia. Camino de Vera s/n, 46022 Valencia. loucada@omp.upv.es
[2] Dpto. de Dirección y Economía de la Empresa. Universidad de León. Campus de Vegazana s/n, 24071 León. dde{cca,bgp}@unileon.es

Resumen

Existen límites en cuanto al uso del lenguaje matemático clásico, basado en el carácter booleano de la teoría de conjuntos, para modelizar sistemas particulares y fenómenos en las ciencias sociales. La teoría de conjuntos borrosos es un instrumento eficaz y riguroso para solucionar los problemas en los que la fuente de imprecisión es la ausencia de un criterio claramente definido. En el contexto empresarial, la gestión de personas se hace necesaria para conseguir ventajas competitivas, empezando por la implementación adecuada de políticas de selección de personal que permitan elegir a los candidatos más adecuados a un puesto. En este trabajo, a partir de la gestión de recursos humanos por competencias, describimos algunos métodos de ordenación útiles para la toma de decisiones en el proceso de selección de personal, presentando resultados computacionales para diferentes casos representativos del comportamiento de dichos algoritmos.

Palabras clave: selección de personal, ordenación por pares, coeficiente de adecuación, distancia de Hamming.

1. Introducción: la selección de personal

La principal ventaja de describir las políticas de recursos humanos con modelos matemáticos es la obtención de una solución rápida, clara y fácil de interpretar por parte de los decisores. No obstante, surgen inconvenientes en la objetivación y cuantificación de magnitudes propias de recursos humanos por su carácter subjetivo. Para evitar estas limitaciones hemos optado por trabajar con modelos que se desarrollan dentro de la teoría de subconjuntos borrosos. Las herramientas de valoración borrosas relacionan la subjetividad individual con escalas de valores, de modo que los modelos se adaptan con más precisión a la forma de pensar de los decisores a la hora de implementar las políticas de personal en la empresa.

Para que la empresa tenga éxito en el entorno en que está inmersa los directivos deben tomar buenas decisiones en cuanto a la selección de personal, ya que los empleados pueden ser una importante fuente de ventaja competitiva a largo plazo. La selección de personal es el proceso mediante el cual se elige a una o varias personas que mejor se ajusten a las características del trabajo (Valle Cabrera, 1995).

Para implementar este proceso utilizamos varias técnicas que están enmarcadas en la gestión de recursos humanos por competencias, entendidas éstas como los conocimientos, habilidades, actitudes, aptitudes, etc. que hacen que el desarrollo de ciertas tareas y actividades, así como el logro de determinados resultados, sean sobresalientes.

En este trabajo describimos en primer lugar diversos algoritmos de ordenación útiles para un proceso de selección de personal en la empresa. A continuación presentamos los resultados computacionales para diferentes casos representativos del comportamiento de dichos algoritmos. Finalizamos con la exposición de las conclusiones obtenidas y una referencia a la bibliografía utilizada.

2. Algunos algoritmos de ordenación

La selección de personal que proponemos es un proceso en el que se evalúa a cada candidato en *R* competencias necesarias para ocupar un puesto. Así, disponemos de *n* candidatos para cubrir *k* vacantes. La evaluación de las competencias puede entenderse como el grado de pertenencia a un conjunto borroso y se representa asignando un número del intervalo [0,1] o asignando un subintervalo contenido en [0,1].

En este apartado describimos formalmente algunos métodos de ordenación que pueden ser útiles cuando se pone en marcha un proceso de selección de personal. De este modo, definimos la distancia de Hamming y el coeficiente de adecuación (Gil Aluja, 1996), basados en la comparación de los aspirantes con un candidato ideal, además de un método de ordenación por pares, utilizado por Gil Lafuente (2002) para el problema del fichaje de jugadores en un equipo de fútbol.

2.1. Distancia de Hamming.

Dados dos conjuntos borrosos, $\tilde{A}$ y $\tilde{B}$, con funciones de pertenencia $\mu_{\tilde{A}}(x) = [a_x^1, a_x^2]$ y $\mu_{\tilde{B}}(x) = [b_x^1, b_x^2]$ respectivamente, la distancia de Hamming se define como

$$d(\tilde{A}, \tilde{B}) := \frac{1}{2n}\left(\sum_{i=1}^{n}\left(|a_{x_i}^1 - b_{x_i}^1| + |a_{x_i}^2 - b_{x_i}^2|\right)\right)$$

Si queremos dar más importancia a unas competencias que a otras, podemos ponderarlas y aplicar la misma expresión. En cualquier caso, el mejor candidato será el que tenga una menor distancia respecto del ideal (Gil Aluja, 1996).

Aunque podemos considerar cualquier definición de distancia (euclídea, Tchebichev, etc.) para comprobar qué candidato está "más cercano" al ideal, la distancia de Hamming ha ofrecido buenos resultados de ordenación de conjuntos borrosos en la literatura (Gil Aluja, 1996; Gil Lafuente, 2002).

2.2. Coeficiente de adecuación.

Si consideramos que todas las competencias son igualmente importantes, definimos el índice de competencia como

$$\mu_{\tilde{I}}(\tilde{P}_j) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\mu_{\tilde{I}}^{x_i}(\tilde{P}_j),$$

$$\text{donde} \quad \mu_{I}^{x_i}(\tilde{P}_j) = \frac{\text{long}([b_{x_i}^1, b_{x_i}^2] \cap [a_{x_i}^1, a_{x_i}^2])}{\text{long}([b_{x_i}^1, b_{x_i}^2] \cup [a_{x_i}^1, a_{x_i}^2])}$$

.

Cuanto mayor sea la intersección entre el candidato y el ideal, más adecuado es el candidato para el puesto (Gil Aluja, 1996). Al igual que antes, podemos otorgar diferentes pesos a las competencias.

La distancia de Hamming calcula la diferencia entre los extremos de los intervalos. Así, en este método no se diferencia entre un exceso o un defecto respecto al ideal, por lo que evaluamos ambos de forma equivalente. La formulación del coeficiente de adecuación incluye implícitamente una corrección de los excesos y defectos. Es por esto que los resultados de estas dos técnicas pueden ofrecer resultados diferentes en un mismo proceso de selección de personal.

2.3. Ordenación por pares.

Con este método obtenemos una solución implementando tres algoritmos consecutivos (Gil Lafuente, 2002):

A) Establecimiento de una ordenación por pares

1. Se determina el conjunto de candidatos aspirantes a un puesto vacante.
2. Se determina el conjunto de competencias deseadas.
3. Para cada competencia se establece una comparación entre candidatos en el sentido de determinar si uno tiene un nivel más o menos adecuado que otro. Para ello se indicará con un 1 en la casilla correspondiente a la fila i y la columna j cuando el candidato de la fila i tenga un nivel más adecuado que el de la columna j. En caso de ser ambos equivalente se pondrá un 1 en ambas casillas simétricas correspondientes. El resultado es una matriz booleana cuyos elementos son 0 ó 1.
4. Se pondera cada matriz booleana por el factor correspondiente. Siendo la suma de todos los pesos igual a 1.
5. Se resume toda la información en una sola matriz, por agregación.
6. Se realiza un α-corte con el fin de obtener nuevamente una matriz booleana, donde se asignará un 1 únicamente a las casillas con un valor mayor que el α determinado.

B) Establecimiento de grupos de candidatos equivalentes o indiferentes

1. Se parte de una matriz booleana que relaciona a los candidatos considerados dos a dos, es decir, de la matriz booleana resultante del apartado anterior, una vez aplicado el α-corte.
2. Se escoge arbitrariamente un candidato cualquiera i y se obtiene su cierre transitivo (conjunto de candidatos con un nivel menos adecuado que el candidato i) y su cierre transitivo inverso (conjunto de candidatos con un nivel más adecuado que el candidato i).
3. Se realiza la intersección entre el cierre transitivo y el cierre transitivo inverso, hallándose como resultado el conjunto de candidatos que junto con el escogido i forman una clase de equivalencia.
4. Se eliminan de la matriz booleana que relaciona candidatos por pares, las filas y columnas correspondientes a la clase ya obtenida. Se obtiene una matriz de orden inferior.
5. De esta matriz de orden inferior se escoge, de nuevo arbitrariamente, un candidato j, obteniendo su cierre transitivo y su cierre transitivo inverso.
6. Se continúa el proceso a partir del punto 3 y así sucesivamente hasta el agotamiento de la matriz.
7. Habremos obtenido, entonces, todas las clases de equivalencia, surgidas sin orden alguno, como consecuencia de la elección arbitraria de los candidatos.

C) La optimización por el método de la composición P-Latina

1. La matriz latina [L]1 se construye a partir de la matriz que relaciona grupos de candidatos de dos en dos o matriz de clases. Para pasar de la forma booleana a la latina, basta sustituir los unos de las casillas de la matriz booleana por las letras (normal e inicialmente latinas) correspondientes a la fila y la columna a las que la casilla pertenece.

[B]=

	a	b		m
a	x	1	…	1
b		x	…	1
…	…	…	…	…
m				x

[L]1=

	a	b		m
a	x	ab	…	am
b		x	…	bm
	…	…	…	…
m			…	x

2. En base a la matriz latina [L]1 se obtiene la matriz latina amputada a la izquierda [L']1 (eliminando la letra de la izquierda en todas las casillas).

[B]=

	a	b		m
A	x	ab	…	am
B		x	…	bm
…	…	…	…	…
M				x

[L']1=

	a	b		m
a	x	b	…	m
b		x	…	m
	…	…	…	…
m			…	X

3. Mediante la convolución latina de la matriz latina [L]1 y de la amputada [L']1 se halla la matriz latina [L]2 en donde la propiedad P es "el camino no elemental". Se obtiene el orden de prelación de grupos de candidatos o de candidatos considerados de tres en tres.
4. Mediante la convolución de la matriz [L]2 y la [L']1 se obtiene la matriz [L]3 que proporciona la prelación de grupos de candidatos o candidatos considerados de cuatro en cuatro.
5. Se continúa así hasta obtener [L]v, siendo v+1 el número de clases de candidatos obtenidas en el apartado anterior, a no ser que la matriz latina sea vacía, en cuyo caso el proceso se detiene.
6. Si [L]v no es vacía, se halla [L]v+1 para comprobar la inexistencia de circuitos.

Además, este conjunto de algoritmos permite obtener una información adicional sobre el grado de complejidad que presenta la ordenación del grupo de candidatos, a través del Índice de Complejidad de la Ordenación (ICO). El ICO se calcula como la suma acumulada para cada grado de sensibilidad de la diferencia entre las clases calculadas y ordenadas dividido por el número de intervalos considerados para definir el índice de sensibilidad por el número de candidatos.

$$ICO = \frac{\sum_{i=1}^{n} (n^{o}\, clases calculadas - n^{o}\, clases ordenadas)}{n^{o}\, candidatos \times n}$$

donde n es el número de muestras del índice de sensibilidad para el que se han tomado valores de las clases calculadas y las ordenadas.

El ICO para cualquier otro método de los considerados será igual a cero porque no se basan en las relaciones de los candidatos dos a dos para obtener una relación entre ellos sino en el cálculo de un valor representativo a través del cual se obtiene directamente una ordenación. Empíricamente se puede comprobar que existe un punto de inflexión en el intervalo [0.28, 0.31] que marca la posibilidad o imposibilidad de obtener una solución interpretable de máxima simplicidad.

3. Casos de estudio aplicados

Los directivos de una empresa pueden encontrarse con varios casos que pueden suceder en la implementación de un proceso de selección de personal. En esta sección utilizamos los algoritmos anteriormente descritos aplicados a cinco casos concretos, obteniendo información complementaria útil para tomar una decisión.

Así, calculamos una ordenación para un grupo de candidatos de entre los que existe uno que destaca por las buenas valoraciones recibidas para todas las competencias y otra ordenación para cuando un candidato ha obtenido claramente las valoraciones más bajas respecto al resto de candidatos. A continuación, estudiamos el caso general en el que el grupo de candidatos presenta unas valoraciones de las competencias que no permiten discriminarlos fácilmente porque no existe ningún individuo netamente mejor ni peor que los demás. También comprobamos la ordenación de candidatos que presentan unas valoraciones que permiten deducir cuál será la ordenación final sin ningún tipo de ambigüedad. Finalizamos con la aplicación de las técnicas de ordenación propuestas a candidatos que presentan unas valoraciones fuertemente entrelazadas, por lo que el proceso de selección es altamente complejo y en algunos casos puede llevar a la conclusión errónea de que los candidatos son equivalentes cuando en la realidad esto no es así.

Supongamos que tenemos en una empresa un puesto vacante en la dirección de un departamento y cinco candidatos valorados en seis competencias que son: motivación y compromiso, trabajo en equipo, resolución de conflictos, autoconfianza, adaptabilidad y capacidad de tomar decisiones.

El perfil ideal definido por los directivos para ocupar el puesto es el siguiente

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
$\tilde{I}$ =	0.50	0.80	0.65	0.70	0.60	0.75

<u>Caso 1.- El rival más fuerte.</u>

Calculamos una ordenación para un grupo de candidatos de entre los que existe uno que destaca por las buenas valoraciones recibidas para todas las competencias, en este ejemplo, el candidato número 3.

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
P_1	0.50	0.10	0.45	0.65	0.65	0.85
P_2	0.20	0.80	0	0.70	0.55	0.80
P_3	0.90	0.80	0.90	1	0.70	0.80
P_4	0.50	0.40	0.60	0.60	1	0.50
P_5	0.35	0.85	0.55	0.75	0.50	0.80

Caso 2.- El rival más débil.

El candidato número 3 ha obtenido las valoraciones más bajas respecto al resto de candidatos.

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
P_1	0.50	0.10	0.45	0.65	0.65	0.85
P_2	0.20	0.80	0	0.70	0.55	0.80
P_3	0.10	0.20	0.10	0	0.30	0.20
P_4	0.50	0.40	0.60	0.60	1	0.50
P_5	0.35	0.85	0.55	0.75	0.50	0.80

Caso 3.- Caso intermedio.

El grupo de candidatos presenta unas valoraciones de las competencias que no permiten discriminarlos fácilmente porque no existe ningún individuo netamente mejor ni peor que los demás.

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
P_1	0.50	0.10	0.45	0.65	0.65	0.85
P_2	0.20	0.80	0	0.70	0.55	0.80
P_3	0.30	0.75	0.55	0.85	0.50	0.60
P_4	0.50	0.40	0.60	0.60	1	0.50
P_5	0.35	0.85	0.55	0.75	0.50	0.80

Caso 4.- Ordenación inmediata.

Los candidatos presentan unas valoraciones que permiten deducir cuál será la ordenación final sin ningún tipo de ambigüedad.

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
P_1	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10
P_2	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20
P_3	0.30	0.30	0.30	0.30	0.30	0.30
P_4	0.40	0.40	0.40	0.40	0.40	0.40
P_5	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50

Caso 5.- Candidatos indistintos.

Los candidatos presentan unas valoraciones fuertemente entrelazadas, por lo que el proceso de selección es altamente complejo y en algunos casos puede llevar a la conclusión errónea de que los candidatos son equivalentes cuando en la realidad esto no es así.

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
P_1	0.10	0.10	0.10	0.50	0.50	0.50
P_2	0.20	0.20	0.20	0.40	0.40	0.40
P_3	0.30	0.30	0.30	0.30	0.30	0.30
P_4	0.40	0.40	0.40	0.20	0.20	0.20
P_5	0.50	0.50	0.50	0.10	0.10	0.10

Después de ejecutar cada uno de los algoritmos propuestos para los datos de estos cinco casos obtenemos los siguientes resultados:

Tabla 1. Resultados para el caso del rival más fuerte

Distancia de Hamming		Coeficiente de adecuación		Ordenación por pares	
P_5	0.083	P_3	1	P_3	1
P_2	0.175	P_5	0.942	P_1	2
P_1	0.183	P_4	0.867	P_2	2
P_3	0.183	P_1	0.842	P_4	2
P_4	0.200	P_2	0.833	P_5	2

Como podemos observar, los resultados son coherentes con la información que se obtiene a través del análisis de los datos iniciales. Así, el candidato P_3 sería el elegido para ocupar el puesto atendiendo a los resultados del coeficiente de adecuación. Por otra parte, según la distancia de Hamming este candidato aparece posicionado en un lugar aparentemente incoherente, lo que se justifica por la definición del algoritmo, que penaliza tanto el exceso como el defecto respecto al ideal.

En cuanto a la ordenación por pares el orden expresado se corresponde con la posición de un candidato respecto a los otros. En caso de que varios candidatos se consideren equivalente, aparecen en el mismo grupo. Para este ejemplo, los candidatos 1, 2, 4 y 5 aparecen en el mismo nivel de ordenación. Además, podemos obtener más información del proceso a través del Índice de Complejidad de Ordenación (ICO), cuyo valor es 0.295. Este valor indica que aunque existe cierta complejidad entre las relaciones que presentan los candidatos para cada competencia es posible obtener una solución interpretable de máxima simplicidad. El índice de sensibilidad para el que se ha obtenido la solución interpretable de máxima simplicidad es igual a 0.45.

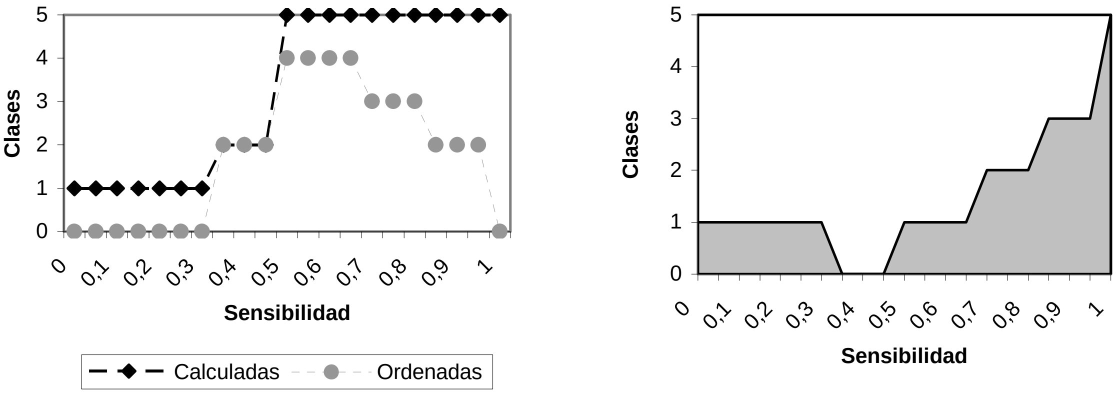

Figura 1. Información gráfica del Caso 1

Tabla 2. Resultados para el caso del rival más débil

Distancia de Hamming		Coeficiente de adecuación		Ordenación por pares	
P_5	0.083	P_5	0.942	P_1	1
P_2	0.175	P_4	0.867	P_2	1
P_1	0.183	P_1	0.842	P_4	1
P_4	0.183	P_2	0.833	P_5	1
P_3	0.517	P_3	0.483	P_3	2

Claramente, el candidato 3 es el que queda en peor posición para cualquier método. Para la ordenación por pares, se ha obtenido un ICO de 0.238, por lo que el nivel de complejidad permite obtener la solución interpretable de máxima simplicidad aunque en ésta sólo se discrimina el peor candidato, ya que el resto se consideran equivalentes o indiferentes. El índice de sensibilidad para el que se ha obtenido la solución interpretable de máxima simplicidad es igual a 0.45.

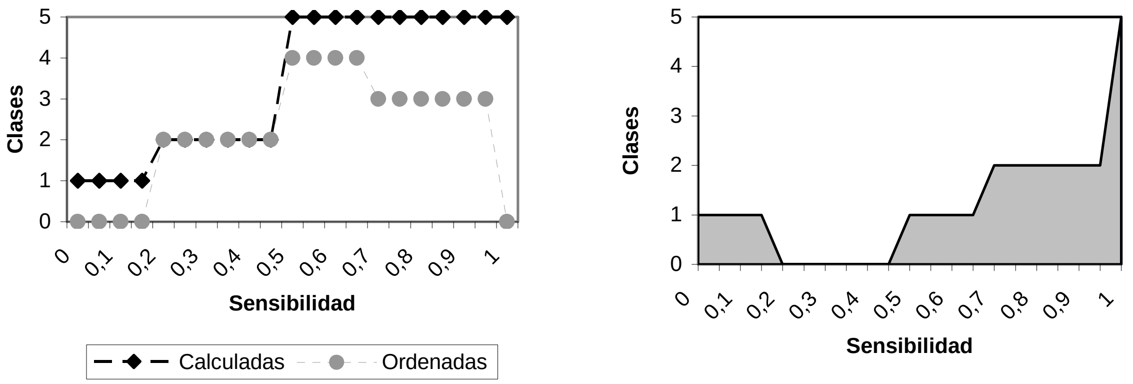

Figura 2. Información gráfica del Caso 2

Tabla 3. Resultados para el caso intermedio

Distancia de Hamming		Coeficiente de adecuación		Ordenación por pares
P_5	0.083	P_5	0.942	No hay una solución interpretable de máxima simplicidad
P_3	0.125	P_3	0.900	
P_2	0.175	P_4	0.867	
P_1	0.183	P_1	0.842	
P_4	0.200	P_2	0.833	

Las ordenaciones obtenidas para cada uno de los algoritmos son diferentes, por lo que tendrá que ser el decisor quien elija la herramienta que quiere utilizar según las necesidades y circunstancias de la empresa. En este caso, la ordenación borrosa no ofrece una solución interpretable de máxima simplicidad puesto que el grado de complejidad calculado para el conjunto de candidatos es de 0.419.

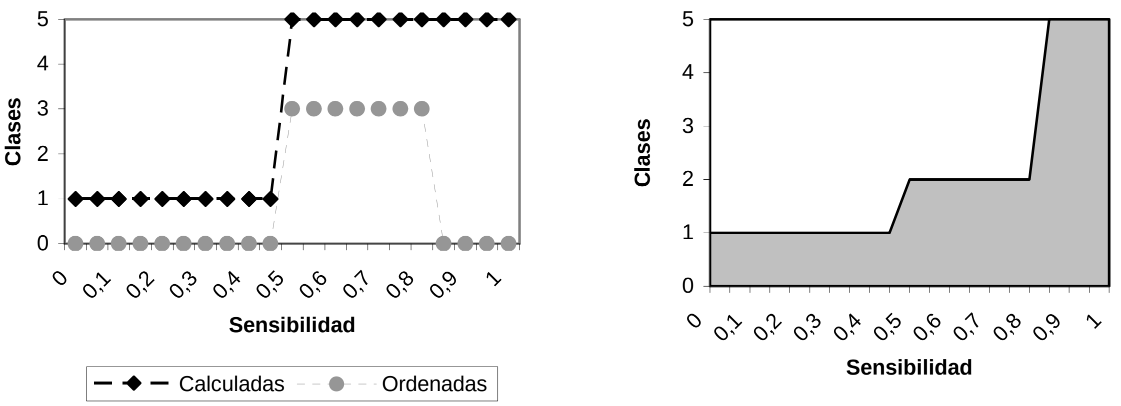

Figura 3. Información gráfica del Caso 3

Tabla 4. Resultados para el caso de ordenación inmediata

Distancia de Hamming		Coeficiente de adecuación		Ordenación por pares	
P_5	0.167	P_5	0.833	P_5	1
P_4	0.267	P_4	0.733	P_4	2
P_3	0.367	P_3	0.633	P_3	3
P_2	0.467	P_2	0.533	P_2	4
P_1	0.567	P_1	0.433	P_1	5

Los resultados verifican el funcionamiento de los algoritmos en un caso claro de ordenación donde no existe ninguna ambigüedad en los datos iniciales. Además, en este caso en concreto, puesto que todos los candidatos se encuentran por debajo del perfil ideal, la suma de la distancia de Hamming y el coeficiente de adecuación para cada uno de ellos es igual a 1. El ICO para este caso es igual a 0.048, un valor muy bajo que indica la prácticamente nula complejidad en el conjunto de candidatos, por lo que la ordenación es muy clara. El índice de sensibilidad para el que se ha obtenido la solución interpretable de máxima simplicidad es igual a 0.95.

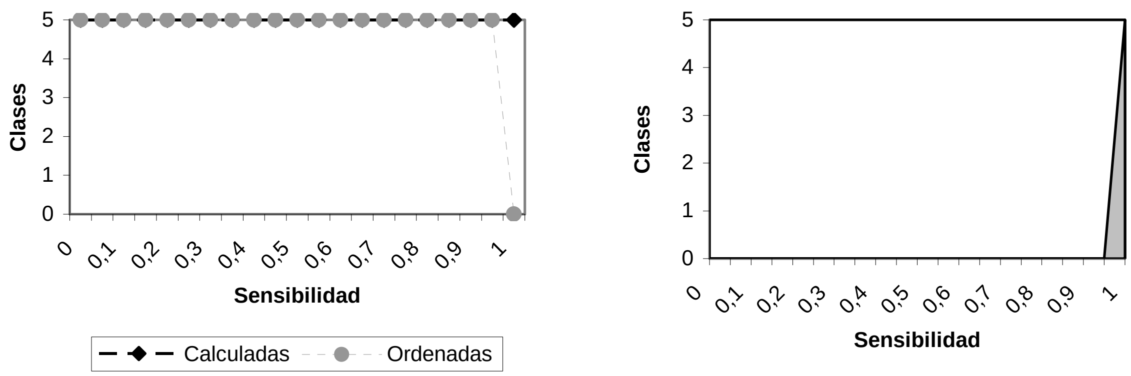

Figura 4. Información gráfica del Caso 4

Tabla 5. Resultados para el caso con candidatos indistintos

<table>
<tr><th colspan="2">Distancia de Hamming</th><th colspan="2">Coeficiente de adecuación</th><th>Ordenación por pares</th></tr>
<tr><td>P_1</td><td>0.367</td><td>P_1</td><td>0.633</td><td rowspan="5">No hay una solución interpretable de máxima simplicidad</td></tr>
<tr><td>P_2</td><td>0.367</td><td>P_2</td><td>0.633</td></tr>
<tr><td>P_3</td><td>0.367</td><td>P_3</td><td>0.633</td></tr>
<tr><td>P_4</td><td>0.367</td><td>P_4</td><td>0.633</td></tr>
<tr><td>P_5</td><td>0.367</td><td>P_5</td><td>0.633</td></tr>
</table>

En la ordenación borrosa el ICO toma el valor de 0.619, lo que indica que hay una alta complejidad en las relaciones y que no se puede obtener una solución interpretable de máxima simplicidad. Como podemos ver, el algoritmo de ordenación borroso nos ofrece más información ya que, aunque según la aplicación del resto de algoritmos, el grupo de candidatos son equivalentes, los datos iniciales revelan que no deberían considerarse como tal.

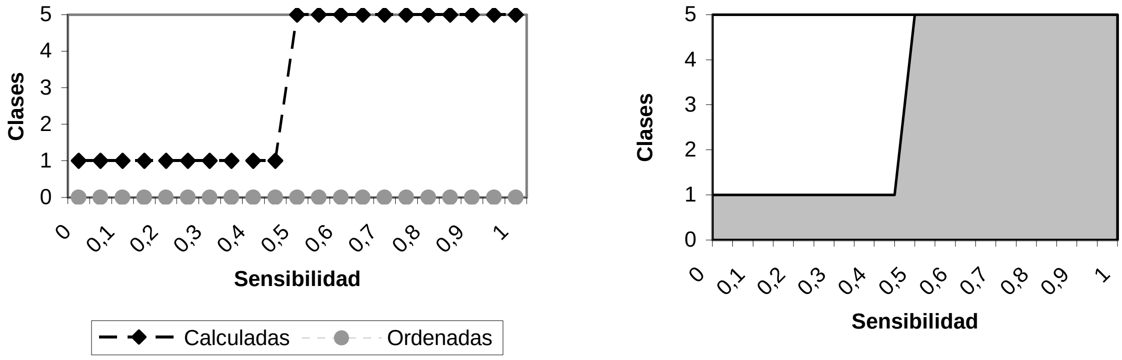

Figura 5. Información gráfica del Caso 5

4. Conclusiones

La selección de personal es determinante para el éxito de la empresa. Normalmente los candidatos a un puesto de trabajo deben poseer una serie de competencias que les habiliten para desarrollar tal labor. Por tanto presentamos una serie de herramientas que pueden facilitar la toma de decisiones de selección de personal, mediante la abstracción de simples datos cualitativos y/o cuantitativos en información relevante para el decisor.

Aunque existe una gran variedad de herramientas hemos optado por la utilización de la distancia de Hamming, el coeficiente de adecuación y el método de ordenación por pares, que incluye tres algoritmos. Hemos elegido estas herramientas por la diversidad que presentan en cuanto a su funcionamiento. Así, con las dos primeras podemos observar la similitud de los candidatos con un ideal mientras que en la ordenación por pares se establecen relaciones cualitativas entre los candidatos.

Los resultados obtenidos en algunos casos han resultado diferentes según el método utilizado. Es necesario que el decisor elija el sistema que más se adecue a las necesidades reales de la empresa para lo que debe estar bien informado de la naturaleza de cada herramienta.

Referencias

Canós, L.; Liern, V. (2004). Some Fuzzy Models for Human Resources Management. *Internacional Journal of Technology, Policy and Management*, Vol. 4, No. 4, pp. 291-308.

Gil Aluja, J. (1996). *La gestión interactiva de los recursos humanos en la incertidumbre*. Centro de Estudios Ramón Areces.

Gil Lafuente, J. (2002). *Algoritmos para la excelencia. Claves para el éxito en la gestión deportiva*. Editorial Milladoiro.

Valle Cabrera, R.J. (1995). *La gestión estratégica de los recursos humanos*. Addison-Wesley Iberoamericana.