Tratamiento borroso del intangible en la valoración de empresas de Internet

Mª Carmen Lozano Gutiérrez
Federico Fuentes Martín

9.- LA PERCEPCIÓN DE LA IMAGEN DE MARCA. TRATAMIENTO POR BORROSIDAD.

Los sistemas basados en la lógica difusa o borrosa resultan especialmente adecuados en el tratamiento de procesos que están gobernados por reglas intuitivas y que difícilmente pueden expresarse matemáticamente. La gran potencia de esta metodología se debe a la posibilidad de expresar operaciones y controlar las reglas del sistema mediante palabras de uso cotidiano. La lógica borrosa elimina los altos contenidos de la matemática y va directo al nivel en el que el sistema trabaja, lo cual permite aproximarse intuitivamente a la solución de un problema mediante la formulación de reglas. En este contexto puede verse como la apreciación de la imagen de marca para una posterior valoración de la empresa, puede ser un buen candidato para el uso de técnicas de control mediante lógica borrosa debido a su complejidad y comportamiento no lineal.

Al estudiar el comportamiento racional de los consumidores, muchos modelos de la teoría de la decisión se basan en relaciones binarias ordinarias, en donde sólo se presentan dos modalidades de preferencia (se prefiere o no se prefiere), y en el caso de la imagen de marca, si se considera relevante para una decisión de compra o secundario. Sin embargo, si se tiene en cuenta la vaguedad, la incertidumbre o la intensidad con la que se manifiestan las preferencias humanas resulta más apropiado un enfoque basado en relaciones binarias difusas o borrosas ya que éstas permiten graduar las preferencias.

Así, cuando un individuo manifiesta sus preferencias sobre un conjunto finito de alternativas por medio de una relación binaria difusa o borrosa, indica la intensidad o grado de preferencia de una alternativa sobre otra por medio de un número del intervalo [0,1]. Sin embargo, existen multitud de situaciones en las que los individuos no son capaces de expresar sus preferencias por medio de un valor numérico, ya sea por vaguedad o la incertidumbre de las mismas, ya sea por estar analizando aspectos difícilmente cuantificables. En este caso sería más conveniente realizar una valoración cualitativa de las alternativas, mediante términos lingüísticos o etiquetas y expresada por medio de relaciones lingüísticas de preferencia. De esta forma, a los individuos se les presenta un conjunto de términos lingüísticos en base a los que declarar sus preferencias.

El presente trabajo tomará como punto de partida la consideración de preferencias lingüísticas con las que se representará la intensidad e importancia que la imagen de marca tiene en la decisión de compra en una empresa de Internet para, a continuación, en una segunda fase del estudio, establecer la comparación entre productos en función de la importancia de la imagen de marca en cada uno de ellos y finalmente, en una tercera fase, se analizará cómo se insertarían las conclusiones obtenidas en fases anteriores sobre relevancia de la marca en un modelo borroso de valoración de la empresa. Este desarrollo lógico del trabajo se expone gráficamente.

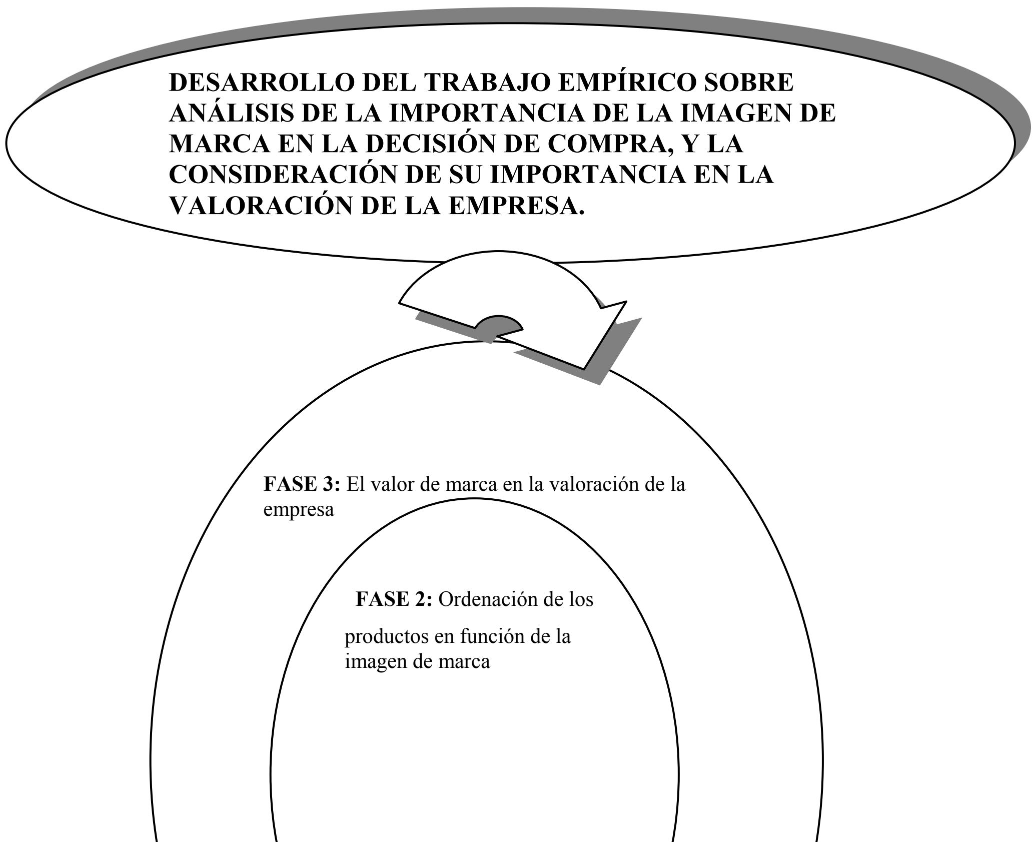

Figura 1.3.-Fases del desarrollo del trabajo

Consideremos que un individuo muestra sus preferencias de compra (mediante una relación lingüística de preferencia P^L) sobre un conjunto finito de alternativas X = {x_1,x_2,x_3,....x_n} de productos (de similares características, aunque de diferentes marcas) ofertados todos ellos por empresas virtuales. Conviene aclarar que una relación lingüística de preferencia es una relación binaria difusa valorada sobre un conjunto de términos lingüísticos o etiquetas S de forma que $\mu_{pl} : X \times X \rightarrow S$. La etiqueta $\mu_{pl}(x_i, x_j) = r_{ij} \in S$ representará la intensidad con la que el consumidor se siente influido por la marca en la alternativa x_i sobre la alternativa xj cuando adopta su decisión de compra.

El conjunto de etiquetas S = {s_0, s_1, s_2,....s_T} es finito y está totalmente ordenado de forma que s_i>s_j si i>j. La etiqueta central $s_{T/2}$ representa la indiferencia (cuando el consumidor realiza la compra no se fija en la marca) y el resto de etiquetas se distribuye simétricamente alrededor de ella. Además se considera el operador *Neg* que asigna a cada etiqueta su simétrica: *Neg* (s_i) = s_j tal que j= T-i

El conjunto de términos lingüísticos que se considere depende del dominio del problema. Por ejemplo, en el contexto en el que nosotros trabajamos, consideraremos el siguiente conjunto de etiquetas a la hora de comparar los distintos pares de alternativas:

S_0 : si se prefiere *totalmente* la segunda alternativa a la primera debido a la marca
S_1 : si se prefiere *mucho* la segunda alternativa a la primera debido a la marca
S_2 : si se prefiere *bastante* la segunda alternativa a la primera debido a la marca
S_3 : si se prefiere *poco* la segunda alternativa a la primera debido a la marca

S_4 : si se es *indiferente* entre las dos alternativas (la marca no condiciona la compra)
S_5 : si se prefiere *poco* la primera alternativa a la segunda debido a la marca
S_6 : si se prefiere *bastante* la primera alternativa a la segunda debido a la marca
S_7 : si se prefiere *mucho* la primera alternativa a la segunda debido a la marca
S_8 : si se prefiere *totalmente* la primera alternativa a la segunda debido a la marca

Para poder tratar la información que proporcionan las etiquetas se asocia a cada una de ellas un valor. Para definir ese valor (Herrera, F., Herrera Viedma, E. 2000), habría dos posibilidades:

1.- Representar cada etiqueta por un conjunto difuso definido en el intervalo [0,1] y descrito por funciones de pertenencia.

2.- Asignar un valor del intervalo [0,1] a cada etiqueta de acuerdo con la estructura ordenada del conjunto de términos lingüísticos. Este valor se puede interpretar como la intensidad de preferencia cuantitativa que representa la preferencia lingüística.

1. Hechas éstas consideraciones sobre los fundamentos teóricos sobre los que se basa la teoría de la preferencia lingüística difusa, pasamos a describir la metodología empírica a utilizar para el estudio por el que se determine el grado de importancia que la marca tiene en la decisión de compra del consumidor medio de productos ofertados por empresas virtuales.

2. Este estudio empírico no lo hemos llevado a cabo en la práctica pero esperamos que en un breve plazo de tiempo podamos realizar encuestas reales y comprobar la utilidad de las conclusiones a las que estamos llegando de una forma teórica.

El estudio parte de una encuesta realizada a un grupo de agentes: consumidores reales o potenciales (que se hayan interesado alguna vez por la compra de los productos seleccionados como objeto del estudio) por la que éstos manifiestan sus preferencias sobre una serie de artículos de diferentes marca (4 en el ejemplo que ofrecemos) aunque de similares características que han sido ofertados por distintas compañías de Internet. Cada consumidor ha de manifestar sus preferencias entre los 4 productos seleccionados para el estudio en razón de la marca, comparando todas las alternativas por pares, primero considerando únicamente sus propios gustos sobre cada producto, sin considerar ningún otro factor, y posteriormente teniendo en cuenta, además de sus gustos sobre cada producto, el precio real (en euros) que estarían dispuestos a pagar en el producto por la marca que éste lleve. Los agentes tuvieron que comparar cada par de alternativas a través de cuatro modalidades de preferencia de la alternativa preferida sobre la otra, representadas por las siguientes etiquetas de una manera descendente: "totalmente", "mucho", "bastante", y "poco"; en ausencia de preferencia entre las alternativas debían declarar "indiferente". Los cuestionarios que debían responder podrían seguir el formato de respuesta siguiente:

Producto A								**Producto B**
Totalmente	Mucho	Bastante	Poco	Indiferente	Poco	Bastante	Mucho	Totalmente

3.

Establecida la representación numérica de las etiquetas, el paso siguiente del estudio consistiría en realizar una ordenación de los productos según la importancia de sus características y las preferencias mostradas por los agentes encuestados. De ésta manera podemos llegar a una apreciación de la importancia relativa del producto seleccionado respecto a la competencia, a través del establecimiento de la relación borrosa que muestra las conexiones entre los productos, considerados dos a dos en un referencial dado de características.

Partiremos de dos conjuntos referenciales finitos representativos de los productos a ordenar y de las características consideradas como determinantes de la decisión de compra: marca, características técnicas, novedad, seguridad....etcétera. Siguiendo la nomenclatura general serán, respectivamente:

Referencial de productos : $X = \{x_1, x_2, ...x_m\}$
Referencial de características consideradas: $C=\{C_1,C_2,\ldots,C_n\}$

Para cada característica C_j, j= 1,2,...,n, se realiza una comparación de los productos tomados de 2 en 2, C_i,C_k; i,k = 1,2,...,n, mediante un cociente que determine las veces que un objeto es preferido al otro. Así $\mu_{ik} = \frac{f_i}{f_k}$ para i, k = 1,2,3,...n. representará las veces que C_i es preferible a C_k, evidentemente al ser: $\mu_{ki} = \frac{f_k}{f_i} = \frac{1}{\mu_{ik}}$ la reunión de todas las μ_{ik} dará una matriz para cada característica C_j, las cuales por construcción serán recíprocas. Recordemos que una matriz es recíproca si $\mu_{ii} = 1$ y $\mu_{ik} = \dfrac{1}{\mu_{ki}}$ para $\mu_{ik} \in R_0^+$, i, k= 1,2,...,n. Cuando se cumple que : $\forall i, k \in \{1,2,...,n\}$ y que $\dfrac{f_i}{f_k} \cdot \dfrac{f_k}{f_1} = \dfrac{f_i}{f_1}$, es decir $\mu_{ik} \cdot \mu_{k1} = \mu_{i1}$ se dice que la matriz es "coherente" o "consistente".

Cuando una matriz en R_0^+ es recíproca y coherente posee unas propiedades muy elementales, útiles para nuestros objetivos:

1.- $\sum_{k=1}^{n} \mu_{ik} \cdot f_k = \sum_{k=1}^{n} \dfrac{f_i}{f_k} \cdot f_k = n \cdot f_i$.

2.- Todas sus filas (y también sus columnas) son proporcionales a la primera fila (y también a la primera columna) por tanto toda fila (y toda columna) es igual a otra fila (y otra columna) multiplicada por un coeficiente.[Gil Aluja, 1999].

Para cada característica C_j, j= 1,2,3,...,n se puede obtener una matriz recíproca pero <u>no necesariamente coherente.</u> Cualquier matriz cuadrada positiva posee un valor real propio positivo, cuyo módulo es superior a todos los demás que pueden ser reales o complejos. Este valor propio real o positivo dominante, que llamaremos λ es único, según propone el teorema de Perron-Frobenius.[1]. Si n es el orden de la matriz será $\lambda_1 \geq n$. El vector propio correspondiente al valor propio dominante λ_1 por el que se pone en evidencia la preferencia relativa de los productos en relación con la respectiva característica, estará formado por términos positivos y cuando se halla normalizado es único. En éste sentido, si se tiene una matriz cuadrada positiva y recíproca de orden n su valor dominante será λ_1. Cuando λ_1 es muy próximo a n se puede decir que la matriz es casi coherente y entonces resulta adecuada para nuestros objetivos. El índice de coherencia se suele establecer como: $I_c = \dfrac{\lambda_1 - n}{n}$

1. [1] .- Perron, O., Zur Theorie der Matrizen, Math. Ann., vol 64. 1907

De éste modo, a partir de los referenciales de objetos a ordenar X y de las características C se tendrá una matriz recíproca para cada característica, con un valor propio $\lambda_1^{(j)}$ cada una y un índice de coherencia. Si éste índice de coherencia es suficientemente reducido se aceptará como válido el vector propio correspondiente.

En resumen, la matriz tendrá un valor propio dominante $\lambda_1^{©}$ y un vector correspondiente [V$^{©}$] como representativo del peso o importancia de cada característica, a efectos de la decisión. Este vector puede jugar el papel ponderador de nuestro esquema, para lo cuál resulta cómo de acuerdo con Gil Aluja [1999] el normalizarlo con suma igual a la unidad.

Una vez obtenidas la matriz [V] y el vector normalizado [N$^{©}$] bastará con realizar la multiplicación [V]* [N$^{©}$] para hallar el nuevo vector [D] cuyos valores permitirán una ordenación de los productos, teniendo en cuenta la importancia relativa asignada a cada característica. Para la obtención del valor propio dominante y el vector propio correspondiente, seguiremos el método propuesto por Gil Aluja [cit. ant. 1999], que a continuación reproducimos:

Supongamos una matriz cuadrada y recíproca [M]:

$$[M] = \begin{pmatrix} 1 & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1m} \\ \mu_{21} & 1 & \cdots & \mu_{2m} \\ .. & \cdots & \cdots & \\ \mu_{m1} & \cdots & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$

Se inicia el proceso multiplicando la matriz [M] por el vector unidad [1], obteniendo el vector [W_1].

$$\begin{pmatrix} 1 & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1m} \\ \mu_{21} & 1 & \cdots & \mu_{2m} \\ .. & \cdots & \cdots & \\ \mu_{m1} & \cdots & \cdots & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ .. \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} w^{(1)}{}_1 \\ w^{(1)}{}_2 \\ \cdots \\ w^{(1)}{}_m \end{pmatrix} = [W_1]$$

A continuación se divide cada uno de los valores del vector [W_1]por el mayor de ellos $w_1^{(1)} \vee w_2^{(1)} \vee \ldots \vee w_m^{(1)}$ a dicho cociente le llamaremos $V_1^{(1)}$. De ésta forma se halla un vector normalizado en el sentido de los subconjuntos borrosos. Llamemos a los nuevos valores:

$$V_1^{(1)} = \frac{w_1^{(1)}}{w_1^{(1)} \vee w_2^{(1)} \vee \ldots \vee w_m^{(1)}};$$

$$V_2^{(1)} = \frac{w_2^{(1)}}{w_1^{(1)} \vee w_2^{(1)} \vee \ldots \vee w_m^{(1)}}; V_3^{(1)} = \frac{w_3^{(1)}}{w_1^{(1)} \vee w_2^{(1)} \vee \ldots \vee w_m^{(1)}} \ldots$$

en donde al menos una $v_i^{(1)}$ i = 1,2,3,...m es igual a la unidad. A continuación multiplicaríamos [M]* [V_1] obteniendo [W_2]. De nuevo normalizaríamos [W_2] y repetiríamos el proceso antes descrito hasta hallar un valor tal que:

$w_1^{(r)} \vee w_2^{(r)} \vee \ldots \vee w_m^{(r)} \cong w_1^{(s)} \vee w_2^{(s)} \vee \ldots \vee w_m^{(s)}$ siendo r = s-1. Cuando esto sucede se dice que $w_1^{(s)} \vee w_2^{(s)} \vee \ldots \vee w_m^{(s)}$ es el valor propio dominante λ_1. Si el coeficiente de coherencia I_c es aceptablemente reducido se puede considerar que la matriz es casi coherente y por tanto válida para la ordenación de los elementos planteada.

Sea X = {a,b,c,d} el conjunto de productos a ordenar según ciertas características representativas de la importancia de la marca en la decisión de compra, las cuáles se reúnen en otro conjunto Y . Sean estos conjuntos:

X = {a,b,c,d}

Y= {A,B,C,D,E}

Las etiquetas lingüísticas asociadas a las características A,B,C,D,E que hemos considerado para el estudio son las siguientes:

A: Confianza en la marca

B: Satisfacción del cliente con la marca

C: La seguridad que confiere la marca

D: Prestigio

E: Calidad del servicio asociada a la imagen de marca.

Para cada una de las características A,B,C,D,E, se establecen las correspondientes matrices representativas de la apreciación relativa de cada producto en relación con los demás:

A:

	a	b	c	d
a	1	3	1,67	6
b	0,34	1	0,5	3
c	0,6	2	1	4
d	0,167	0,34	0,2	1

B

	a	b	c	d
a	1	2,5	7,3	8
b	5	1	4	4
c	6	0,33	1	2
d	3	0,9	0,23	1

C

	a	b	c	d
a	1	0,8	3	0,45
b	0,32	1	0,5	0,95
c	3	4	1	2
d	1	0,8	3	1

D

	a	b	c	d
a	1	2	4	0,6
b	0,2	1	0,23	0,25
c	3	0,32	1	3
d	0,54	0,52	0,53	1

E

	a	b	c	d
a	1	3	0,32	1
b	0,5	1	2	0,32
c	0,23	0,5	1	3
d	1	0,23	0,14	1

Para la primera característica A representativa de la confianza en la marca, el producto a es 2 veces más valorado que b; 0,34 en relación con c y 3 veces más que d;....y así sucesivamente. El proceso de obtención del valor propio dominante y vector propio correspondiente para la característica A se presenta a continuación. Se inicia el proceso multiplicando la matriz [A] por el vector unidad:

*P_i =	[W1]	
1	11,67	a
1	4,84	b
1	7,6	c
1	1,707	d

El valor propio dominante1.67; y el vector propio son:

	1	*a*
=11,67 *	0,41473865	*b*
	0,6512425	*c*

0,14627249	*d*

Se divide cada uno de los valores del vector [W_1] por el mayor de todos ellos, hallando así un vector normalizado en el sentido de los subconjuntos borrosos. Este vector será por el que multiplicaremos la matriz .

	a	b	c	d	*P_i =	W_2	
a	1	3	1,67	6	1	4,20942588	a
b	0,34	1	0,5	3	0,41473865	1,51917738	b
c	0,6	2	1	4	0,6512425	2,66580977	c
d	0,167	0,34	0,2	1	0,14627249	0,58453213	d

El valor propio dominante 4,20942588; y el vector propio correspondiente se presentan a continuación:

	1	*a*
*=4,2094258 **	0,36089895	*b*
	0,63329533	*c*
	0,13886267	*d*

	a	b	c	d	*P_i =	W_3	
a	1	3	1,67	6	1	4,0207	a
b	0,34	1	0,5	3	0,36089895	1,43413464	b
c	0,6	2	1	4	0,63329533	2,51054393	c
d	0,167	0,34	0,2	1	0,13886267	0,55522738	d

El valor propio dominante 4,0207; y el vector propio correspondiente se presentan a continuación:

	1	*a*
*=4,0207**	0,3566878	*b*
	0,62440469	*c*
	0,13809212	*d*

	a	b	c	d	*P_i =	W_4	
a	1	3	1,67	6	1	4,00137197	a
b	0,34	1	0,5	3	0,3566878	1,42316651	b
c	0,6	2	1	4	0,62440469	2,49014878	c
d	0,167	0,34	0,2	1	0,13809212	0,55124691	d

El valor propio dominante 4,00137197; y el vector propio correspondiente se presentan a continuación:

	1	*a*
*=4,00137197**	0,36108404	*b*
	0,63179746	*c*
	0,13986168	*d*

	a	b	c	d	*P_i =	W_5	
a	1	3	1,67	6	1	4,0075236	a
b	0,34	1	0,5	3	0,36108404	1,43656781	b
c	0,6	2	1	4	0,63179746	2,51341226	c
d	0,167	0,34	0,2	1	0,13986168	0,55598975	d

El vector propio dominante 4,0075236 y el vector propio correspondiente se presentan a continuación:

	1	*a*
*=4,0075236**	0,36117138	*b*
	0,63190374	*c*
	0,13978288	*d*

El valor propio dominante $\lambda_1^{(1)}$ = 4,0075236. El índice de coherencia I_c será: $I_c = \dfrac{\lambda_1 - n}{n} = \dfrac{4,0075236 - 4}{4} = 0,00188$. Si el índice de coherencia se halla dentro del umbral exigido se consideraría válido el vector [$V^{(1)}$] como representativo del peso o importancia de cada característica a efectos de la decisión. Este vector puede jugar el papel ponderador en nuestro esquema, para lo cuál resulta siempre cómodo normalizarlo con suma igual a la unidad, convirtiéndolo así en un vector normalizado [$N^{©}$]

El vector correspondiente [$V^{(1)}$] es:

1	*a*
0,36117138	*b*
0,63190374	*c*
0,13978288	*d*

Y al normalizarlo con suma 1:

0,4688545	a
0,1693367	b
0,2962709	c
0,0655377	d

Suma = 1

Para la característica B representativa de la satisfacción del cliente con la marca los resultados serían:

	a	b	c	d
a	1	2,5	7,3	8
b	5	3	4	4
c	6	0,33	1	2
d	3	0,9	0,23	1

$*P_i =$	$[W_1]$	
1	18,8	a
1	16	b
1	9,33	c
1	5,13	d

	1	*a*
*=18,8**	0,85106383	*b*
	0,4962766	*c*
	0,27287234	*d*

$*P_i =$	$[W_2]$	
1	8,93345745	a
0,85106383	10,6297872	b
0,4962766	7,32287234	c
0,27287234	4,1529734	d

	0,84041733	*a*
*=10,6297 **	1	*b*
	0,68890112	*c*
	0,39069205	*d*

$*P_i =$	$[W_3]$	
0,84041733	11,4949319	a
1	11,5204594	b
0,68890112	6,84278923	c
0,39069205	3,97039131	d

	0,99778417	*a*
*=11,5204594**	1	*b*
	0,59396844	*c*
	0,34463828	*d*

$*P_i =$	$[W_4]$	
0,99778417	10,59086	a
1	11,7433477	b

0,59396844	7,59995	c
0,34463828	4,37460352	d

$=11,7433477 *$

0,90186038	*a*
1	*b*
0,64717065	*c*
0,37251758	*d*

$*P_i =$ $[W_5]$

0,90186038	11,1063468	a
1	11,5880548	b
0,64717065	7,13336809	c
0,37251758	4,12694797	d

$=11,5880548 *$

0,95843064	*a*
1	*b*
0,61557942	*c*
0,35613811	*d*

Calculando el índice de coherencia $I_c = \frac{\lambda_1 - n}{n} = \frac{11,5880548 - 4}{4} = 1,89$, perfectamente asumible para concluir en la buena coherencia de la matriz.El vector correspondiente $[V^{(1)}]$ es:

0,95843064	*a*
1	*b*
0,61557942	*c*
0,35613811	*d*

Y al normalizarlo con suma 1:

0,3270928	a
0,3412796	b
0,2100847	c
0,1215427	d

Suma = 1

Para la característica C:

	a	b	c	d
a	1	0,8	3	0,45
b	0,32	1	0,5	0,95
c	3	4	1	2

d	1	0,8	3	1

*P_i =	[W_1]	
1	5,25	a
1	2,77	b
1	10	c
1	5,25	d

	0,525	*a*
*=10**	0,277	*b*
	1	*c*
	0,525	*d*

*P_i =	[W_2]	
0,525	3,98285	a
0,277	1,44375	b
1	4,733	c
0,525	3,98285	d

	0,84150644	*a*
*=4,733**	0,30503909	*b*
	1	*c*
	0,84150644	*d*

*P_i =	[W_3]	
0,84150644	4,46421561	a
0,30503909	1,87375227	b
1	6,42768857	c
0,84150644	4,46421561	d

	0,69452892	*a*
*=6,42768857**	0,29151261	*b*
	1	*c*
	0,69452892	*d*

*P_i =	[W_4]	
0,69452892	4,24027703	a
0,29151261	1,67356434	b
1	5,63869505	c
0,69452892	4,24027703	d

	0,75199616	*a*
*=5,63869505**	0,29679994	*b*

1	*c*
0,75199616	*d*

*P_i = [W_5]

0,75199616	4,32783438	a
0,29679994	1,75183506	b
1	5,94718055	c
0,75199616	4,32783438	d

=*5,9471805**

0,72771195	*a*
0,29456564	*b*
1	*c*
0,72771195	*d*

Calculando el índice de coherencia: $I_c = \frac{\lambda_1 - n}{n} = \frac{5{,}9471805 - 4}{4} = 0{,}48$, coherencia aceptable. El vector correspondiente [$V^{(1)}$] es:

0,72771195	*a*
0,29456564	*b*
1	*c*
0,72771195	*d*

Y al normalizarlo con suma 1:

0,2644081	a
0,1071151	b
0,3636377	c
0,2646235	d

Suma = 1

Para la característica D:

	a	b	c	d
a	1	2	4	0,6
b	0,2	1	0,23	0,25
c	3	0,32	1	3
d	0,54	0,52	0,53	1

*P_i =	[W_1]	
1	7,6	a
1	1,68	b
1	7,32	c
1	2,59	d

	1	*a*
*=7,6**	0,22105263	*b*
	0,96315789	*c*
	0,34078947	*d*

*P_i = [W_2]

1	5,49921053	a
0,22105263	0,72777632	b
0,96315789	5,05626316	c
0,34078947	1,50621053	d

	1	*a*
*=5,49921053**	0,13234196	*b*
	0,91945255	*c*
	0,27389577	*d*

*P_i = [W_3]

1	5,1068316	a
0,13234196	0,61228999	b
0,91945255	4,7834893	c
0,27389577	1,37002345	d

	1	*a*
*=5,1068316**	0,11989626	*b*
	0,93668436	*c*
	0,26827269	*d*

*P_i = [W_4]

1	5,14749358	a
0,11989626	0,60240183	b
0,93668436	4,77986923	c
0,26827269	1,36706146	d

	1	*a*
*=5,14749358 **	0,11702819	*b*
	0,92858187	*c*
	0,26557808	*d*

*P_i = [W_5]

1	5,10773071	a
0,11702819	0,59699654	b
0,92858187	4,76276513	c

0,26557808	1,35858113	d

=5,10773071*

1	*a*
0,11688097	*b*
0,93246207	*c*
0,26598527	*d*

Calculando el índice de coherencia: $I_c = \dfrac{\lambda_1 - n}{n} = \dfrac{5{,}1077 - 4}{4} = 0{,}276$, coherencia aceptable.

El vector correspondiente [$V^{(1)}$] es:

1	*a*
0,11688097	*b*
0,93246207	*c*
0,26598527	*d*

Y al normalizarlo con suma 1:

0,4319042	a
0,0504813	b
0,4027342	c
0,1148801	d

Suma = 1

Para la característica E:

	a	b	c	d
a	1	3	2	1
b	0,5	1	2	0,32
c	4	0,5	1	3
d	1	0,23	0,14	1

*P_i =	[W_1]	
1	7	a
1	3,82	b
1	8,5	c
1	2,37	d

=7*

1	*a*
0,54571429	*b*
1,21428571	*c*
0,33857143	*d*

*P_i = [W_2]

1	5,40428571	a
0,54571429	3,58262857	b
1,21428571	6,50285714	c
0,33857143	1,63408571	d

*=6,50285714**

*=6,50285714**	0,83106327	*a*
	0,55093146	*b*
	1	*c*
	0,25128735	*d*

*P_i = [W_3]

0,83106327	4,73514499	a
0,55093146	3,04687504	b
1	5,35358084	c
0,25128735	1,34906485	d

*=5,35358 **	0,88448183	*a*
	0,56912843	*b*
	1	*c*
	0,25199299	*d*

*P_i = [W_4]

0,88448183	4,8438601	a
0,56912843	3,0920071	b
1	5,57847051	c
0,25199299	1,40737436	d

*=5,57847051 **	0,86831329	*a*
	0,55427506	*b*
	1	*c*
	0,25228678	*d*

*P_i =	[W_5]	
0,86831329	4,78342526	a
0,55427506	3,06916348	b
1	5,50725104	c
0,25228678	1,38808334	d

Y al normalizarlo con suma 1:

0,3243456	a
0,2081081	b
0,3734255	c
0,0941206	d

Suma = 1

El vector propio correspondiente a las 5 características ha sido:

A	4,0075236
B	11,5880548
C	5,9471805
D	5,10773071
E	5,50725104

Con las matrices normalizadas obtenidas en cada una de las 5 características consideradas se establece la matriz [V]:

	A	B	C	D	E
a	0,4688545	0,3270928	0,2644081	0,4319042	0,3243456
b	0,1693367	0,3412796	0,1071151	0,0504813	0,2081081
c	0,2962709	0,2100847	0,3636377	0,4027342	0,3734255
d	0,0655377	0,1215427	0,2646235	0,1148801	0,0941206

Multiplicando la matriz [V] con el vector [N©] , obtendremos:

11,2341005	*a*
6,6743688	*b*
9,89801049	*c*
4,34997345	*d*

La obtención de éste vector permite establecer la ordenación de los productos en base a la importancia de la imagen de marca en la decisión de compra, resultando: ***a>c>b>d***

De ésta manera hemos llegado a una apreciación de la importancia relativa del producto seleccionado respecto a la competencia, a través del establecimiento de la relación borrosa que muestra las conexiones entre los productos en un referencial dado de características.

Al estudiar el comportamiento racional de los consumidores, muchos modelos de la teoría de la decisión se basan en relaciones binarias ordinarias, en donde sólo caben dos posibilidades: si se prefiere o no se prefiere el producto, y en el caso de la imagen de marca, si se considera relevante para una decisión de compra o no relevante.

Si se tiene en cuenta la vaguedad, la incertidumbre o la intensidad con la que se manifiestan las preferencias humanas, resulta más apropiado un enfoque basado en relaciones binarias difusas o borrosas ya que éstas permiten graduar las preferencias. En el presente trabajo hemos llegado a la conclusión de que a partir de los referenciales de objetos a ordenar y de las características que éstos presentan, relativas a aspectos inherentes a la imagen de marca, se podrá obtener una matriz recíproca para cada característica, con un valor propio cada una y un índice de coherencia (si éste índice de coherencia es suficientemente reducido se aceptará como válido el vector propio correspondiente), de éste modo se podrá determinar el orden de importancia en cuanto a la imagen de marca que ocupa el producto de la empresa analizada en el sector a través del establecimiento de la relación borrosa que muestra las conexiones entre los productos para un referencial dado de características. Este será el primer paso para una valoración de empresa en la que se incorpore la imagen de marca como variable fundamental.