

MODELANDO EL CONSENSO EN PROBLEMAS DE TOMA DE DECISIONES EN GRUPO CON INFORMACIÓN LINGÜÍSTICA MULTIGRANULAR

F. Mata, L. Martínez⁰
Dept. Informática
Universidad de Jaén
23700- Jaén, Spain
e-mail: fmata,martin@ujaen.es

E. Herrera-Viedma
Dept. CC e I.A
Universidad de Granada
18071- Granada, Spain
e-mail: viedma@decsai.ugr.es

F. Chiclana
Centre for Computational Intelligence
De Montfort University
Leicester LE1 9BH, UK,
e-mail: chiclana@dmu.ac.uk

Resumen

Para resolver un problema de toma de decisiones en grupo se aplican dos procesos, un proceso de consenso y un proceso de selección. En el primero los expertos realizan varias rondas de discusión en un intento de aproximar sus opiniones, mientras en el segundo se realiza la selección de la alternativa solución de acuerdo a las opiniones consensuadas.

En este trabajo presentamos un modelo de consenso para problemas de Toma de Decisiones en Grupo (TDG) que permite automatizar el proceso de consenso, asumiendo que los expertos expresan sus opiniones mediante relaciones de preferencia lingüísticas multigranulares. Este modelo lleva a cabo dos tareas, i) mide el consenso entre los expertos y si éste es aceptable cede el paso al proceso de selección, en caso contrario, ii) se generan recomendaciones sobre los cambios en las opiniones de los expertos para aproximar sus posiciones. Éstas son remitidas a los expertos mediante un mecanismo de realimentación automática.

Palabras Clave: Consenso, Información Lingüística Multigranular, Toma de Decisiones en Grupo, Relaciones de Preferencia.

1 INTRODUCCIÓN

Un problema de TDG se puede definir como una situación de decisión en la que intervienen varios expertos que pueden tener diferente percepción o conocimiento sobre el problema y que intentan encontrar la mejor solución al mismo.

En algunos problemas de TDG es posible que los expertos expresen sus opiniones de una manera precisa utilizando valores cuantitativos. Sin embargo suele ocurrir que los expertos trabajen con información vaga o imprecisa debido a que han de calificar aspectos cualitativos difícilmente valorables mediante valores numéricos. En estos casos es más conveniente utilizar términos lingüísticos que se adecúan mejor a este tipo de aspectos [3].

El uso del Enfoque Lingüístico Difuso ha dado buenos resultados en la representación y valoración de información cualitativa, utilizando variables lingüísticas para representar la información cualitativa [3, 7].

En los problemas de TDG en los que intervienen un conjunto amplio y variado de expertos, es muy frecuente que éstos pertenezcan a diferentes áreas de estudio o bien tengan un grado distinto de conocimiento sobre el problema. Esto puede obligarles al uso de conjuntos de términos lingüísticos con diferente semántica y/o granularidad para expresar sus opiniones. En estos casos decimos que el problema TDG está definido en un contexto lingüístico multigranular.

Para resolver un problema de TDG es necesario la aplicación de dos procesos (ver Figura 1):

- i) Proceso de Consenso: En éste los expertos discuten y cambian sus opiniones con el propósito de alcanzar un grado de acuerdo o consenso apropiado. Aparece la figura del moderador que se encarga de comprobar el nivel de consenso entre los expertos y en caso necesario sugerir los cambios en las opiniones de los expertos para alcanzar un grado de consenso mayor.
- ii) Proceso de Selección: Una vez alcanzado el nivel consenso adecuado, se selecciona la mejor o mejores alternativas solución al problema planteado.

En esta contribución pretendemos abordar el proceso de consenso en problemas de TDG en las que los expertos utilizan diferentes conjuntos de términos

⁰Soportado parcialmente por los Proyectos de Investigación TIC 2002-03348 y TIC 2002-11942-E

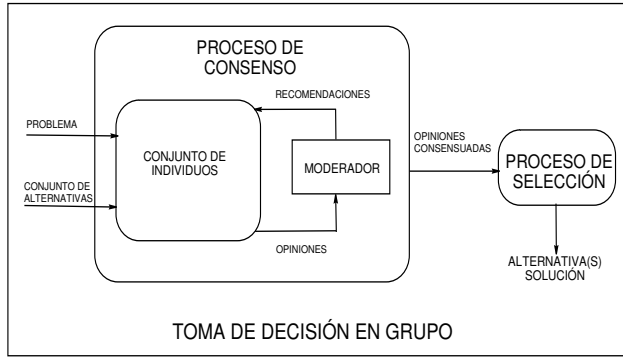


Figura 1: Procesos en los problemas de TDG.

lingüísticos para expresar sus opiniones por medio de relaciones de preferencia lingüísticas multigranulares. Para resolverlo proponemos un modelo de consenso que permite realizar el proceso de consenso y automatizar las funciones de la figura del moderador. Una descripción gráfica de todas las tareas que lleva a cabo el modelo de consenso que proponemos se presenta en la Figura 2. Como se observa, una vez que los expertos han expresado sus opiniones, un proceso de consenso calcula el nivel de consenso entre ellos. Si éste es aceptable, se da por finalizada el proceso de consenso, en caso contrario, se generan una serie de recomendaciones que apoyándose en un mecanismo de realimentación se hacen llegar a los expertos. A continuación se repite de nuevo todo el proceso.

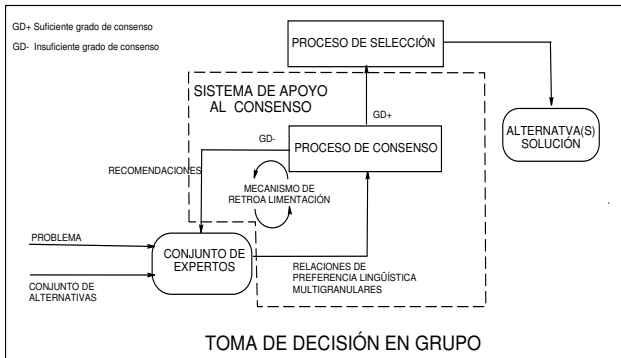


Figura 2: Modelo consenso en TDG con información lingüística multigranular

Para medir el nivel consenso, se usan dos tipos de medidas:

- Grados de consenso: Miden el grado de consenso entre todos los expertos.
- Medidas de proximidad: Miden la proximidad o distancia de la opinión de cada experto respecto a la opinión colectiva de todos ellos.

De este modo, el modelo de consenso contempla cuatro fases que se repiten sucesivamente hasta que se alcanza el nivel de consenso deseado o se decide que

dicho proceso ha terminado. Estas cuatro fases son las siguientes:

- Unificación de la información.
- Cálculo de los grados de consenso.
- Control del consenso.
- Generación de recomendaciones o consejos usando las medidas de proximidad.

Esta contribución está estructurada de la siguiente forma: En la Sección 2 se presentan brevemente los problemas de TDG definidos en contextos lingüísticos multigranulares. En la Sección 3 presentamos nuestro modelo de consenso para problemas de TDG en contextos lingüísticos multigranulares. Finalmente, en la Sección 4 presentaremos nuestras conclusiones.

2 PROBLEMAS DE TDG EN CONTEXTO LINGÜÍSTICO MULTIGRANULAR

Los problemas de TDG se caracterizan por la existencia de varios expertos que dan su opinión sobre la mejor solución a un determinado problema. Una forma clásica de expresar su opinión es utilizando relaciones de preferencia [2]. Sea $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ($n \geq 2$) un conjunto de alternativas finito valoradas por un conjunto de expertos $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ ($m \geq 2$), donde cada experto e_i proporciona sus preferencias sobre X por medio de relaciones de preferencia, $P_{e_i} \subset X \times X$, donde cada valor $\mu_{P_{e_i}}(x_j, x_k) = p_i^{jk}$ denota el grado de preferencia de la alternativa x_j sobre x_k expresada por el experto e_i .

Tradicionalmente, en los problemas de TDG los expertos han expresado sus opiniones utilizando relaciones de preferencia con valores numéricos [6, 8], $\mu_{P_{e_i}} : X \times X \rightarrow [0, 1]$. Sin embargo, en muchas ocasiones se trabaja con información imprecisa que requiere utilizar valoraciones cualitativas en vez de cuantitativas. En estos casos, el Enfoque Lingüístico Difuso ha sido muy aplicado [3, 7].

En este trabajo asumimos que los expertos utilizan información lingüísticas para expresar sus preferencias, $\mu_{P_{e_i}} : X \times X \rightarrow S$, donde S es un conjunto de términos lingüísticos $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$ caracterizado por su granularidad, $\#(S) = g + 1$ y que satisface que:

- Es ordenado, $s_i \geq s_j$, si $i \geq j$.
- Existe un operador de negación, $\text{Neg}(s_i) = s_j$ tal que $j = g - i$.
- Existe un operador máximo: $\text{Max}(s_i, s_j) = s_i$, si $s_i \geq s_j$.
- Existe un operador mínimo: $\text{Min}(s_i, s_j) = s_i$, si $s_i \leq s_j$.

La semántica de los términos se representa mediante números difusos definidos en el intervalo $[0,1]$. Un ejemplo de asignación de la semántica a un conjunto de siete términos mediante números difusos triangulares sería el siguiente:

$$\begin{aligned} P &= \text{Perfecto} = (.83, 1, 1) & VH &= \text{Muy_Alto} = (.67, .83, 1) \\ H &= \text{Alto} = (.5, .67, .83) & M &= \text{Medio} = (.33, .5, .67) \\ L &= \text{Bajo} = (.17, .33, .5) & VL &= \text{Muy_Bajo} = (0, .17, .33) \\ N &= \text{Nada} = (0, 0, .17). \end{aligned}$$

que gráficamente se representa en la Figura 3.

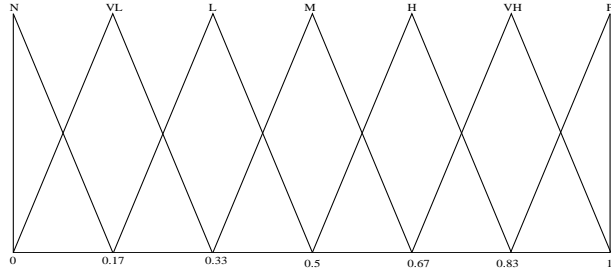


Figura 3: Conjunto de siete etiquetas con su semántica

Destacar que la situación ideal en un problema de TDG sería que todos los expertos e_i utilizaran el mismo conjunto de términos lingüísticos S . Sin embargo puede ocurrir que pertenezcan a diferentes áreas de investigación, y por tanto, tengan distinto grado de conocimiento sobre el problema, y por ello necesidad de usar diferentes conjuntos de etiquetas S_i con diferente granularidad y semántica. En estos casos, necesitaremos herramientas para trabajar y modelar información lingüística multigranular [4].

Entonces, en esta contribución tratamos problemas de TDG en contextos lingüísticos multigranulares, donde cada experto e_i utiliza su propio S_i para expresar sus opiniones. De este modo, asumimos que cada experto e_i proporciona una relación de preferencia P_{e_i} valorada lingüísticamente sobre S_i , donde $p_i^{jk} \in S_i$, $S_i = \{s_0^i, \dots, s_p^i\}$, siendo $p+1$ la cardinalidad de S_i .

3 UN MODELO DE CONSENSO EN TDG EN CONTEXTO LINGÜÍSTICO MULTIGRANULAR

En esta Sección presentamos un modelo de consenso para modelar los procesos de consenso en los problemas de TDG presentados anteriormente. Este modelo de consenso contempla cuatro fases para modelar los procesos de consenso (ver Figura 4):

1. *Unificación de la información.* Se reciben el conjunto de preferencias lingüísticas multigranulares dadas por los expertos y se encarga de unificar

toda la información para expresarla en un único dominio.

2. *Cálculo de los Grados de Consenso.* Se calculan los grados de consenso en los diferentes niveles de representación de las relaciones de preferencia.
3. *Control del Consenso.* Se comprueba si el grado de consenso es suficiente para finalizar el proceso de consenso y comenzar con el proceso de selección o por el contrario continuar con el proceso de consenso.
4. *Generación de Recomendaciones.* Se calculan las medidas de proximidad y utilizando un sistema de recomendaciones orientado se recomiendan los cambios en las opiniones de los expertos.

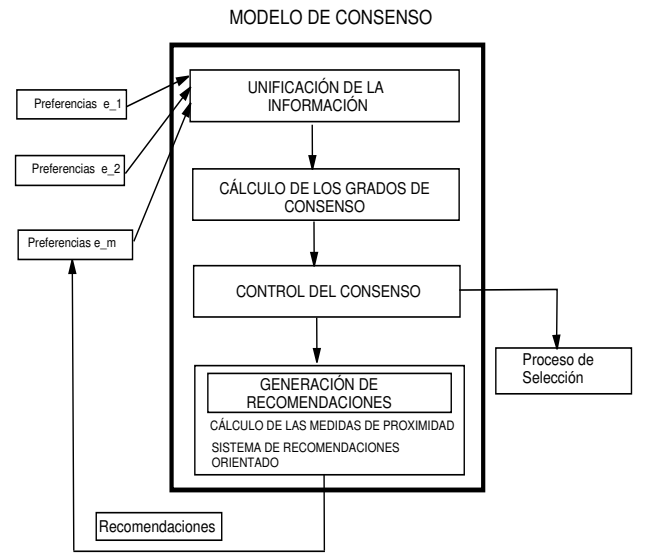


Figura 4: Modelo de consenso en contexto lingüístico multigranular

Cada una de estas fases se describen con mayor detalle en las siguientes subsecciones.

3.1 UNIFICACIÓN DE LA INFORMACIÓN

Dado que en esta contribución estamos trabajando en contextos lingüísticos multigranulares, en primer lugar, se lleva a cabo la unificación de la información, transformando todas las preferencias lingüísticas multigranulares a un solo dominio que denominaremos conjunto de términos lingüísticos básicos S_T [4]. Para realizar las transformaciones utilizamos funciones de transformación multigranulares, $\tau_{S_i S_T}$, que convierten los términos lingüísticos pertenecientes a S_i en conjuntos difusos definidos en S_T .

$$\tau_{S_i S_T} : S_i \longrightarrow F(S_T), \quad \forall S_i$$

$$\tau_{S_i S_T}(p_i^{jk}) = \{(c_h, \alpha_{ih}^{jk}) / h = 0, \dots, g\}.$$

donde al menos $\exists \alpha_{ih}^{jk} > 0$

Tras este proceso de unificación y asumiendo que cada conjunto difuso se representa mediante sus grados de pertenencia, $(\alpha_{i0}^{jk}, \dots, \alpha_{ig}^{jk})$, dispondremos de una relación de preferencia P_{e_i} para cada experto e_i , donde cada preferencia lingüística p_i^{jk} es un conjunto difuso:

$$P_{e_i} = \begin{pmatrix} p_i^{11} = (\alpha_{i0}^{11}, \dots, \alpha_{ig}^{11}) & \dots & p_i^{1n} = (\alpha_{i0}^{1n}, \dots, \alpha_{ig}^{1n}) \\ \vdots & & \vdots \\ p_i^{n1} = (\alpha_{i0}^{n1}, \dots, \alpha_{ig}^{n1}) & \dots & p_i^{nn} = (\alpha_{i0}^{nn}, \dots, \alpha_{ig}^{nn}) \end{pmatrix}$$

Una vez que las preferencias de todos los expertos han sido unificadas en un mismo dominio, entonces se procede a calcular los grados de consenso entre los expertos.

3.2 GRADOS DE CONSENSO ENTRE EXPERTOS

Los grados de consenso miden el nivel de consenso entre los expertos. Para medirlo, se calcula el grado de consenso en tres niveles diferentes: nivel de pares de alternativas, nivel de alternativas y nivel de relación [5]. Para obtenerlos necesitamos una matriz de consenso que se obtiene agregando la distancia entre las opiniones de todos los expertos, comparándolas dos a dos.

La distancia entre los expertos se calcula utilizando matrices de distancia para cada dos expertos, e_i, e_j . Los valores de estas matrices expresan la distancia entre dos preferencias p_i^{lk}, p_j^{lk} . Estos valores se obtienen utilizando la función de diferencia que se presentó en detalle en [5]. Esta función calcula la distancia utilizando el valor central de cada preferencia (conjunto difuso), cv_i^{lk} , que representa la distribución de la información del experto e_i en el conjunto difuso $p_i^{lk} = (\alpha_{i0}^{lk}, \dots, \alpha_{ig}^{lk})$. Se calcula como:

$$cv_i^{lk} = \frac{\sum_{j=0}^g index(s_j^i) \cdot \alpha_{ij}^{lk}}{\sum_{j=0}^g \alpha_{ij}^{lk}}, \quad (1)$$

donde $index(s_j^i) = j$.

Usando los valores centrales obtenemos la distancia entre dos preferencias p_i^{lk}, p_j^{lk} como:

$$d(p_i^{lk}, p_j^{lk}) = 1 - \left| \frac{cv_i^{lk} - cv_j^{lk}}{g} \right| \quad (2)$$

Los grados de consenso se obtienen realizando los siguientes cálculos:

1. Cálculo de los valores centrales, cv_i^{lk} : Calculamos los valores centrales de todas las preferencias de los expertos aplicando la expresión (1) para $i = 1, \dots, m$, $l, k = 1, \dots, n$ y $l \neq k$.

2. Cálculo de las matrices de distancia, $DM_{i,j}$: Calculamos una matriz de distancia $DM_{i,j}$ para cada par de expertos e_i, e_j , donde cada elemento representa la distancia entre pares de alternativas:

$$dm_{ij}^{lk} = d(p_i^{lk}, p_j^{lk}) = 1 - \left| \frac{cv_i^{lk} - cv_j^{lk}}{g} \right| \quad (3)$$

3. Cálculo de la matriz de consenso, CM : Agregando todas las $DM_{i,j}$ a nivel de pares de alternativas obtenemos la matriz de consenso CM . Utilizamos como operador de agregación, ϕ , la media aritmética.

$$cm^{lk} = \phi(dm_{ij}^{lk}, i, j = 1, \dots, m, i < j)$$

$\forall l, k = 1, \dots, n$.

4. Cálculo de los grados de consenso: Calculamos el grado de consenso entre pares de alternativas, alternativas y expertos.

Consenso sobre pares de alternativas cp^{lk} :

Evalúa el consenso sobre cada par de alternativas x_l, x_k . En este caso coinciden con los valores de CM .

$$cp^{lk} = cm^{lk}, \text{ para } l, k = 1, \dots, n \text{ y } l \neq k$$

Consenso sobre las alternativas, ca^l : Evalúa el consenso sobre cada alternativa x_l

$$ca^l = \frac{\sum_{k=1}^n cp^{lk}}{n} \quad (4)$$

Consenso sobre la relación, ce : Mide el grado de consenso total considerando todos los pares de la relación.

$$ce = \frac{\sum_{l=1}^n ca^l}{n} \quad (5)$$

Si el valor ce es pequeño, el grado de consenso es bajo y por lo tanto las opiniones de los expertos están bastante alejadas. Este valor es utilizado para finalizar el proceso de consenso cuando se alcance el consenso deseado.

3.3 CONTROL DEL CONSENSO

El valor ce y un parámetro que denominaremos umbral de consenso ($\gamma/\gamma \in [0, 1]$) se usan para controlar el grado de consenso tal y como se describe en la Figura 5.

Este proceso se lleva a cabo según las siguientes reglas:

- Si $ce \geq \gamma$, entonces los expertos han alcanzado el grado de consenso deseado y puede comenzar el proceso de selección de las alternativas solución.

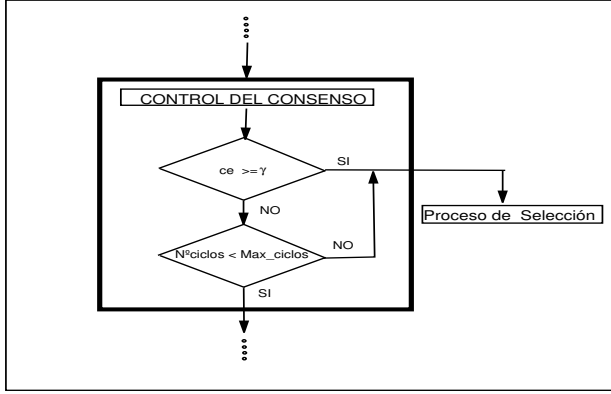


Figura 5: Control del consenso

- Si $ce < \gamma$, la fase de discusión en el que se basa el proceso de consenso debe continuar.

Es necesario indicar que si el valor del umbral de consenso γ es muy alto, es posible que los expertos nunca alcancen un grado de consenso igual o superior a γ y por lo tanto se entre en un bucle infinito. Para evitar esta situación, hemos definido un parámetro denominado Max_ciclos que controla si se han realizado el número máximo de rondas de consenso previstas previamente. Si se produce esta situación, terminará el proceso de consenso dando lugar al comienzo del proceso de selección.

3.4 GENERACIÓN DE RECOMENDACIONES

El resultado de las operaciones que se llevan a cabo en esta fase es un conjunto de recomendaciones donde se sugiere la dirección de los cambios en las opiniones de los expertos más alejados del consenso. Para hacer esto, primero es necesario calcular las medidas de proximidad de cada experto y seguidamente aplicar una serie de reglas de recomendación. Cada una de estas operaciones se describen en las dos siguientes subsecciones.

3.4.1 Cálculo de las medidas de proximidad

Las medidas de proximidad evalúan la distancia entre la opinión de un experto y la opinión colectiva de todos ellos. Igual que con los grados de consenso, las medidas de proximidad también las calculamos respecto a pares de alternativas, alternativas y relación. Para obtenerlas, necesitamos previamente obtener una relación de preferencia colectiva P_{e_c} que represente la opinión colectiva de todos los expertos y que se calcula agregando todas las opiniones individuales siguiendo el mismo modelo presentado en [4],

$$P_{e_c} = \begin{pmatrix} p_c^{11} & \cdots & p_c^{1n} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ p_c^{n1} & \cdots & p_c^{nn} \end{pmatrix}$$

donde cada p_c^{jk} es un conjunto difuso.

Las medidas de proximidad se obtienen realizando los siguientes cálculos:

1. Cálculo de las matrices de proximidad, PM_i : Para cada experto e_i se calcula una matriz de proximidad PM_i que representa la distancia entre la opinión individual de este experto y la opinión colectiva

$$PM_i = \begin{pmatrix} d(p_i^{11}, p_c^{11}) & \cdots & d(p_i^{1n}, p_c^{1n}) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ d(p_i^{n1}, p_c^{n1}) & \cdots & d(p_i^{nn}, p_c^{nn}) \end{pmatrix}$$

2. Cálculo de las medidas de proximidad: Calculamos las medidas de proximidad en tres niveles: pares de alternativas, alternativas y expertos:

Proximidad del par, pp_i^{jk} : Mide la proximidad entre cada par de alternativas. Coincide con los valores de PM_i

$$pp_i^{lk} = pm_i^{lk}$$

para $l, k = 1, \dots, n$ y $l \neq k$

Proximidad de la alternativa, ap_i^l : Mide la proximidad en cada alternativa x_l

$$ap_i^l = \frac{\sum_{k=1}^n pp_i^{lk}}{n} \quad (6)$$

Proximidad en la relación, ep_i : Mide la proximidad en la relación

$$ep_i = \frac{\sum_{l=1}^n ap_i^l}{n} \quad (7)$$

Si el valor ep_i está próximo a 1, esto significa que su opinión coincide con la del resto del grupo, en caso contrario, si está próximo a 0, la opinión del experto está muy alejada del resto.

3.4.2 Sistema de Recomendaciones Orientado

Nuestro modelo de consenso consta de un módulo que hemos denominado Sistema de Recomendaciones Orientado. Define una serie de reglas que permiten identificar las opiniones de los expertos más alejadas del consenso y sugerir la dirección de los cambios, con el propósito de conseguir gradualmente que acerquen sus opiniones y alcancen el consenso deseado. Para conseguir este propósito lleva a cabo los siguientes pasos:

1. Identificación de los expertos más alejados del consenso. Debemos decidir el número de expertos que deben cambiar de opinión, por ejemplo el 50%. A continuación ordenamos todos los expertos por su proximidad y seleccionamos los más alejados.
2. Identificación de las alternativas a cambiar. Estos expertos han de cambiar solo las preferencias dadas sobre las alternativas cuyo grado de consenso sea menor que el umbral de consenso, $ca^l < \gamma$. De esta forma evitamos hacer cambios sobre alternativas con un aceptable grado de consenso.
3. Identificación de los pares de alternativas a cambiar. Una vez hemos identificado el experto e_i y alternativa x_l a cambiar, todas las preferencias p_i^{lk} ($k = 1, \dots, n$) cuya proximidad $pp_i^{lk} < \beta$ deben ser modificadas. El parámetro β actúa como un umbral de proximidad que permite seleccionar las preferencias más alejadas de la opinión colectiva.
4. Aplicación de las reglas de dirección (DR). Para finalizar esta fase, tan solo nos falta averiguar la dirección de los cambios en los pares de alternativas p_i^{lk} que deben cambiar. Este problema se resuelve definiendo dos pares de parámetros de dirección que llamaremos principal (ml) y secundario (sl). Un par para la opinión del experto (eml, esl) y otro par para la opinión colectiva (cml, csl). Cada uno de los parámetros de dirección toman respectivamente el valor y posición de las dos etiquetas mayores del conjunto difuso de la preferencia del experto ($eml_{pos}, eml_{val}, esl_{pos}, esl_{val}$) y preferencia colectiva ($cml_{pos}, cml_{val}, csl_{pos}, csl_{val}$). Los valores de estos parámetros son utilizados por las siguientes reglas de dirección:
 - DR.1. Si $eml_{pos} > cml_{pos}$ entonces el experto debe disminuir la valoración dada sobre el par de alternativas x_l, x_k .
 - DR.2. Si $eml_{pos} < cml_{pos}$ entonces el experto debe aumentar la valoración dada sobre el par de alternativas x_l, x_k .
 - DR.3. Si $eml_{pos} = cml_{pos}$ entonces aplicar las mismas reglas pero comparando eml_{val} y cml_{val} .
 - DR.4. Si ($eml_{pos} = cml_{pos}$ y $eml_{val} = cml_{val}$), entonces aplicar las mismas reglas para el parámetro de dirección secundario sl .

proximidad para evaluar el nivel de acuerdo entre expertos e identificar los expertos más alejados del consenso.

Como principal característica cuenta con un sistema de recomendaciones orientado que genera un conjunto de recomendaciones en las que se sugiere a expertos concretos que cambien sus opiniones más discrepantes, el cual le permite suplantar la figura del moderador en los procesos de consenso en TDG.

Referencias

- [1] P.P. Bonissone y K.S. Decker. Selecting Uncertainty Calculi and Granularity: An Experiment in Trading-off Precision and Complexity, en: L.H. Kanal y J.F. Lemmer, Eds., *Uncertainty in Artificial Intelligence*, Pág. 217-247, North-Holland, 1986.
- [2] J. Fodor y M. Roubens. Fuzzy Preference Modelling and Multicriteria Decision Support. *Kluwer Academic Publishers*, Dordrecht, 1994.
- [3] F. Herrera, E. Herrera-Viedma y J.L. Verdegay. A Sequential Selection Process in Group Decision Making with Linguistic Assessment, *Information Sciences*, Pág. 223-239, **85**, 1995.
- [4] F. Herrera, E. Herrera-Viedma y L. Martínez. A fusion approach for managing multi-granularity linguistic term sets in decision making. *Fuzzy Sets and Systems*, Pág. 43-58, **114**, 2000.
- [5] E. Herrera-Viedma, F. Mata, L. Martínez y F. Chiclana. Consensus Measurements in Multi-Granular Linguistic Group Decision Making. Actas del congreso, *Modelos de Decisión para la Inteligencia Artificial*. Barcelona (España), 2004.
- [6] J. Kacprzyk, H. Nurmi, y M. Fedrizzi, Eds. *Consensus under Fuzziness*. Kluwer Academic Publishers, Boston, 1997.
- [7] R.R. Yager. An Approach to Ordinal Decision Making. *Int. J. of Approximate Reasoning*, **12** Pág. 237-261, 1995.
- [8] H.J. Zimmermann. Fuzzy Set Theory and Its Applications. *Kluwer Academic Publishers*, Boston, 1996.

4 CONCLUSIONES

En este trabajo hemos presentado un modelo de consenso que permite modelar el proceso de consenso en problemas de TDG en contextos lingüísticos multi-granulares. Este modelo utiliza medidas de consenso y