

## Gestión de Expertos con Comportamientos no Cooperativos en Procesos de Consenso en Grandes Grupos

Francisco José Quesada Real<sup>1</sup>, Iván Palomares Carrascosa<sup>1</sup>, Luis Martínez López<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Depto. de Informática, Universidad de Jaén, {fqreal, ivanp, martin}@ujaen.es

### Resumen

Los problemas de Toma de Decisiones en Grupo se caracterizan por la participación de múltiples expertos con diferentes puntos de vista, que desean encontrar una solución común a un problema compuesto por un conjunto de alternativas. A menudo, en este tipo de problemas surge la necesidad de aplicar un Proceso de Consenso, en el que los expertos tratan de alcanzar un alto nivel de acuerdo antes de tomar la decisión, mediante la discusión y el acercamiento de opiniones entre ellos. No obstante, en la toma de decisiones con grandes grupos, pueden existir con mayor facilidad ciertos subgrupos con comportamiento no cooperativo de cara a alcanzar un acuerdo colectivo. Por ello, es conveniente identificar dichos subgrupos y gestionarlos para que su comportamiento no dificulte el alcance del consenso. En esta contribución presentamos una metodología, basada en conjuntos difusos y computación con palabras, para estudiar el comportamiento de los expertos en procesos de consenso, con el objetivo de identificar y gestionar a aquellos expertos cuyo comportamiento no contribuye al alcance del consenso.

**Palabras Clave:** Toma de Decisión en Grandes Grupos, Consenso, Conjuntos Difusos, Computación con palabras, Penalización.

### 1 Introducción

Los problemas de Toma de Decisiones en Grupo (TDG) tienen como objetivo encontrar una solución común a un problema compuesto por un conjunto de alternativas, por parte de un grupo compuesto por múltiples expertos [4]. Para ello, los expertos valorarán las distintas alternativas que pueden dar solución al problema [3]. Clásicamente, los problemas de TDG se han resuelto aplicando únicamente un proceso de selección de alternativas. Sin embargo, en ocasiones es posible que como resultado de dicho proceso

únicamente se haya elegido la alternativa que satisface a la mayoría de expertos, sin tener en cuenta las valoraciones de aquellos expertos que discrepen con la solución. Esto puede hacer que algunos expertos no se sientan representados con la solución escogida y que por tanto puedan rechazarla [1]. Para solventar este problema, surgen los Procesos de Consenso [8], en los que los expertos tratan de alcanzar un alto nivel de acuerdo antes de tomar una decisión, mediante la discusión y el acercamiento de las posturas individuales de cada uno de ellos.

Clásicamente, los problemas de TDG han sido normalmente llevados a cabo por un pequeño número de expertos en entornos empresariales y organizativos. No obstante, la irrupción de nuevos paradigmas y entornos para tomar decisiones, como las redes sociales o la e-democracia, han hecho que los problemas de toma de decisiones en los que participan grandes grupos cobren una importancia cada vez mayor [6]. En procesos de consenso, especialmente aquellos en los que participan grandes grupos de expertos, puede ocurrir que algunos de los expertos participantes o subgrupos de ellos pretendan buscar un mayor interés particular que colectivo, de manera que no colaboren a la hora de acercar sus opiniones a las del resto del grupo [9]. Por este motivo, es conveniente identificar y tratar a dichos expertos o subgrupos, para evitar que su comportamiento sesgue o manipule la solución colectiva del problema de TDG, afectando así al desarrollo del proceso de consenso.

En ésta contribución, presentamos una propuesta basada en la teoría de conjuntos difusos [11] y computación con palabras [10], para estudiar el comportamiento de los participantes en procesos de consenso según su grado de cooperación, con el fin de identificar y gestionar aquellos comportamientos de expertos que no contribuyen a alcanzar un acuerdo. Para gestionar dichos comportamientos, ponderaremos a los expertos con pesos que indiquen el grado de importancia de sus opiniones dentro del grupo. Así, se tratará de premiar el peso de los expertos con comportamiento cooperativo, y penalizarlos en caso contrario [9].

Este trabajo se estructura como sigue: en la Sección 2 se

introducen los preliminares necesarios. En la Sección 3 se presenta la propuesta para la gestión de comportamientos no cooperativos en procesos de consenso. La Sección 4 presenta una simulación de consenso en toma de decisiones con grandes grupos, a la que se ha aplicado nuestra propuesta. Por último la sección 5 recogerá los comentarios finales.

## 2 Preliminares

En esta sección revisaremos algunos conceptos básicos sobre los problemas de TDG, los procesos de consenso y la computación con palabras.

### 2.1 Toma de Decisión en Grupo

La TDG implica la participación de varios decisores o expertos que han de tomar una decisión de manera colectiva, de cara a alcanzar una solución común a un problema. Un proceso de toma de decisión en el que participen varios expertos, donde cada uno de ellos aporta sus propios conocimientos y experiencia, dará como resultado, en ciertos contextos, una decisión de mayor calidad que la aportada por un único experto [4].

Formalmente, un problema de TDG se caracteriza por [3]:

- La existencia de un problema a resolver.
- Un conjunto  $X = \{x_1, \dots, x_n\} (n \geq 2)$ , de alternativas o posibles soluciones entre las que escoger.
- Un conjunto  $E = \{e_1, \dots, e_m\} (m \geq 2)$ , de individuos o expertos que expresan sus opiniones o preferencias sobre el conjunto de alternativas.

Los expertos normalmente utilizan una estructura de preferencia para expresar sus opiniones sobre las alternativas. Una de las estructuras de preferencia más utilizadas en problemas de TDG bajo incertidumbre es la *relación de preferencia difusa* [2, 3, 5]. Una relación de preferencia difusa  $P_i$  asociada al experto  $e_i$  se caracteriza por una función de pertenencia  $\mu_{P_i} : X \times X \rightarrow [0, 1]$ , y se representa para  $X$  finito mediante una matriz de dimensión  $n \times n$ :

$$P_i = \begin{pmatrix} - & \dots & p_i^{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_i^{n1} & \dots & - \end{pmatrix}$$

donde cada valoración  $p_i^{lk} = \mu_{P_i}(x_l, x_k)$  representa el grado de preferencia de la alternativa  $x_l$  sobre  $x_k$  según el experto  $e_i$ , de forma que  $p_i^{lk} > 0.5$  indica preferencia de  $x_l$  sobre  $x_k$ ,  $p_i^{lk} < 0.5$  indica preferencia de  $x_k$  sobre  $x_l$ , y  $p_i^{lk} = 0.5$  indica indiferencia entre  $x_l$  y  $x_k$ .

Clásicamente, el proceso de selección de alternativas para resolver un problema de TDG se compone de dos fases [7] (ver Figura 1):

1. *Fase de Agregación*: Se combinan las preferencias de los expertos.
2. *Fase de Explotación*: Consiste en obtener una alternativa o subconjunto de alternativas que den solución al problema de toma de decisión.



Figura 1: Proceso clásico para la resolución de problemas de TDG.

### 2.2 Procesos de alcance de Consenso

Al aplicar el proceso de selección de alternativas en un problema de TDG, puede ocurrir que uno o varios expertos sientan que sus opiniones no han sido tenidas en cuenta para alcanzar la solución, lo que puede implicar que no estén de acuerdo con la misma. Dado que existen situaciones en las que es necesario un alto nivel de acuerdo entre los expertos participantes, surge la necesidad de aplicar un proceso de alcance de *consenso*, añadiéndose así una nueva fase al proceso de TDG con el objetivo de que los expertos lleguen a un alto nivel de acuerdo antes de tomar la decisión.

El consenso puede definirse como el acuerdo producido por consentimiento mutuo entre todos los miembros de un grupo o entre varios grupos [1, 8]. Se trata de un proceso dinámico e iterativo, coordinado por una figura humana conocida como moderador, encargada de supervisar y guiar a los expertos durante dicho proceso. La Figura 2 muestra un esquema general de los procesos de consenso, cuyas principales fases son [5, 6]:

1. *Expresión y Recopilación de preferencias*: Cada experto  $e_i$  proporciona sus preferencias sobre  $X$  (ej. mediante una relación de preferencia difusa  $P_i$ ).
2. *Determinar el grado de consenso*: El moderador calcula el nivel de acuerdo alcanzado en el grupo,  $cr$ , como un valor en el intervalo,  $[0, 1]$  (donde un valor de 1 indica acuerdo unánime de todos los expertos sobre todas las alternativas). Para ello, se utilizan medidas de consenso, normalmente basadas en diferentes medidas de similitud y operadores de agregación [3, 5, 6].
3. *Control de consenso*: Se compara  $cr$  con un umbral de consenso mínimo deseado,  $\mu \in [0, 1]$ , establecido a priori por el moderador. Si  $cr > \mu$ , se ha alcanzado consenso y se pasa al proceso de selección; en caso contrario, se procede a la siguiente fase de discusión.

4. *Generación de recomendaciones*: El moderador calcula la preferencia colectiva del grupo,  $P_c$ , mediante la agregación de las preferencias individuales de los expertos. En base a  $P_c$ , identifica a aquellos expertos  $e_i$  y valoraciones  $p_i^{lk}$  que se encuentran más alejados del consenso, y recomienda a dichos expertos su modificación (aumentar o disminuir el valor de la valoración), para aumentar el grado de acuerdo alcanzado en la siguiente ronda. Cada recomendación de cambio generada consiste en una terna  $(e_i, (x_l, x_k), Dirección)$ , que indica que el experto  $e_i$ , debe modificar la preferencia  $p_i^{lk}$ , en la dirección dada por  $Dirección \in \{Aumentar, Disminuir\}$ .

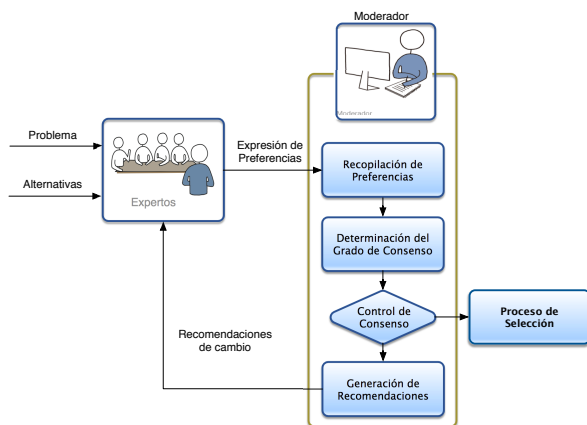


Figura 2: Esquema general de procesos de consenso.

El proceso de consenso normalmente implica la necesidad de que los expertos revisen y modifiquen sus opiniones, en base a las recomendaciones recibidas, con el objeto de acercarlas a las del resto del grupo. No obstante, puede darse el caso de que algunos expertos no cooperen tal y como se les indica en dichas recomendaciones, dando prioridad a sus intereses personales sobre los del grupo. Este tipo de comportamientos es el que se pretende identificar y gestionar en este trabajo, como se detallará en la Sección 3.

### 2.3 Computación con palabras

Los seres humanos utilizan términos lingüísticos para comunicarse, razonar y comprender el entorno que les rodea. Las máquinas, en cambio, requieren símbolos mucho más formales [10]. Una de las propuestas más utilizadas para establecer un nexo de comunicación comprensible entre seres humanos y máquinas, es el llamado paradigma de computación con palabras [12], propuesto por Zadeh y basado en la teoría de conjuntos difusos [11]. Ésta metodología proporciona un marco de trabajo en el que los conceptos pueden ser modelados mediante conjuntos difusos, de manera que sean entendidos tanto por las máquinas como por los seres humanos.

Un concepto fundamental en computación por palabras es el de término lingüístico. Entendemos por término lingüís-

tico cualquier palabra usada para expresar el valor de un atributo. Por ejemplo, si tenemos un atributo llamado *distancia*, algunos posibles términos lingüísticos para expresar el valor de dicho atributo podrían ser: “cercana”, “media”, “lejana”, “muy lejana”. De este modo, con la ayuda de los términos lingüísticos, los humanos podemos comprender y razonar mejor sobre nuestro entorno.

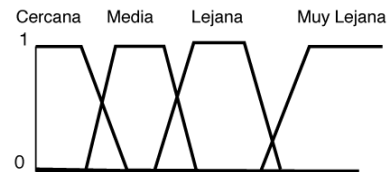


Figura 3: Diferentes términos lingüísticos para el atributo *distancia*

Dada la inherente vaguedad e imprecisión que presentan los valores asociados a los términos lingüísticos, los conjuntos difusos suponen una herramienta útil para formalizar los conceptos asociados a los mismos (ver Figura 3), permitiendo así la comprensión y realización de procesos computacionales sobre dichos conceptos por parte de las máquinas. Si  $P$  es un término (ej. “cercana”) de un vocabulario asociado con un atributo  $A$  (ej. *distancia*), podemos expresar  $P$  como un subconjunto difuso en el dominio  $Y \subseteq \mathbb{R}$  de  $A$ . Dado un valor  $y \in Y$ , su grado de pertenencia en  $P$ ,  $\mu_P(y) \in [0, 1]$ , indica el grado de compatibilidad del valor  $y$  con el término lingüístico  $P$ .

La elección del vocabulario de términos lingüísticos para describir un atributo, así como el significado asociado a dichos términos, representado por conjuntos difusos, es una tarea a realizar por parte de los seres humanos, quienes deben facilitar al ordenador los términos que se van a utilizar y su significado mediante conjuntos difusos.

### 3 Gestión de Expertos no Cooperativos en Procesos de Consenso

En esta sección, presentamos una metodología para gestionar el comportamiento de expertos no cooperativos en procesos de consenso llevados a cabo durante la resolución de problemas de TDG. Para ello, en primer lugar definiremos las etapas necesarias para llevar a cabo la gestión de los comportamientos de dichos expertos. Seguidamente, se integrará la propuesta en el esquema general de procesos de consenso revisado en la sección anterior.

Yager propuso en [9] un enfoque para penalizar a aquellos expertos que intentan manipular la solución en un problema de TDG, para desviar la opinión colectiva a su favor a través de los valores de sus propias preferencias. Dicho enfoque está basado en la asignación de pesos o grados de importancia a los expertos, de manera que al disminuir el valor de algunos de estos pesos, la opinión de los exper-

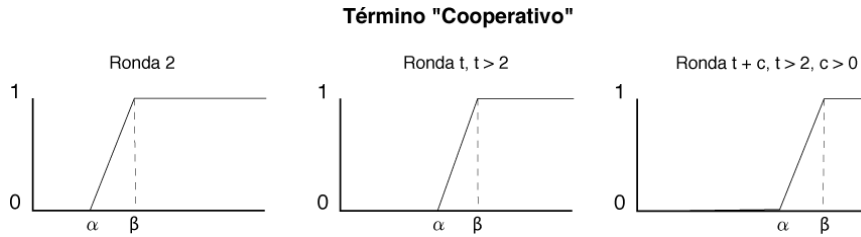


Figura 4: Evolución del conjunto difuso asociado al término lingüístico “cooperativo” a lo largo del proceso de consenso

tos asociados a los mismos tenga menor importancia que la del resto de expertos del grupo, a la hora de obtener una opinión colectiva que dé solución al problema de TDG. El enfoque presentado en este trabajo parte de las ideas expuestas por Yager, y consiste en asignar a cada experto participante  $e_i \in E$  un peso o grado de importancia,  $w_i^t \in [0, 1]$ , siendo  $t \in \mathbb{N}$  la ronda de discusión actual en el proceso de consenso. Los pesos de los expertos se utilizarán a la hora de calcular la preferencia colectiva del grupo,  $P_c$  (obtenida aplicando un operador de agregación ponderada sobre las preferencias individuales [6]), con el fin de que las opiniones de los expertos más cooperativos (quienes tendrán un mayor peso) sean tenidas en cuenta en mayor medida a la hora de calcular  $P_c$ .

El modelo que proponemos para la gestión de comportamientos se compone de las tres fases siguientes:

1. *Cálculo de coeficientes de cooperación.*
2. *Ponderación de expertos.*
3. *Normalización de pesos.*

A continuación, se describirá con mayor detalle cada una de las fases de la propuesta.

### 3.1 Cálculo de coeficientes de cooperación.

Sea  $\#REC_i^t$  el número de recomendaciones proporcionadas a  $e_i$  para modificar alguna/s de sus valoraciones  $p_i^{lk}$  antes de comenzar la ronda de consenso  $t$ , y sea  $\#COOP_i^t$  el número de recomendaciones que  $e_i$  modifica siguiendo las indicaciones en dicha ronda. Definimos el coeficiente de comportamiento cooperativo o *coeficiente de cooperación*  $BEH_i^t \in [0, 1]$  de  $e_i$  en la ronda  $t$  como:

$$BEH_i^t = \begin{cases} 1 & \text{si } \#REC_i^t = 0, \\ \frac{\#COOP_i^t}{\#REC_i^t} & \text{en otro caso.} \end{cases} \quad (1)$$

El valor de este coeficiente indica el grado en el que el experto modifica sus opiniones según se le ha indicado en las recomendaciones de cambio recibidas. Si en una ronda determinada el experto no recibe ninguna recomendación, significa que todas sus valoraciones se encuentran cercanas al consenso, por lo que en tal caso su coeficiente de cooperación valdrá 1.

### 3.2 Ponderación de expertos.

En esta fase, utilizaremos las nociones anteriormente revisadas sobre conjuntos difusos y computación con palabras, para asignar el peso de cada experto en función de su coeficiente de cooperación calculado en la fase anterior. Para ello, se define la semántica del término lingüístico “cooperativo”, mediante un subconjunto difuso en el intervalo unitario, con la siguiente función de pertenencia:

$$\mu_{COOP}(y) = \begin{cases} 0 & \text{si } y < \alpha, \\ \frac{y-\alpha}{\beta-\alpha} & \text{si } \alpha \leq y < \beta, \\ 1 & \text{si } y \geq \beta. \end{cases} \quad (2)$$

siendo  $\alpha, \beta, y \in [0, 1]$ ,  $\alpha < \beta$ . Así, el peso  $w_i^t$  del experto  $e_i$  en la ronda  $t$  viene dado por el grado de pertenencia del coeficiente de comportamiento cooperativo  $BEH_i^t$  a este conjunto difuso:

$$w_i^t = \mu_{COOP}(BEH_i^t) \quad (3)$$

Además, se considerará que el hecho de no cooperar cuando el proceso de consenso se encuentra en un estado avanzado, tras varias rondas de discusión, debe suponer una mayor penalización que el no cooperar en las primeras rondas del mismo, donde se es más permisivo en el comportamiento de los expertos. Para reflejar esto, proponemos el uso flexible de diferentes conjuntos difusos que modelen el significado del término “cooperativo” en cada ronda, aumentando gradualmente los valores de  $\alpha, \beta$  de forma que el soporte del conjunto difuso [11] sea más reducido a medida que el proceso de consenso avance. La Figura 4 ilustra este proceso.

### 3.3 Normalización de pesos.

Dado que en cada ronda de consenso se obtendrán diferentes valores para los pesos  $w_i^t$  de los expertos, en esta fase se aplica una normalización de dichos pesos, como sigue:

$$\hat{w}_i^t = \frac{w_i^t}{\sum_{i=1}^m w_i^t} \quad (4)$$

siendo  $\hat{w}_i^t \in [0, 1]$  y  $\sum \hat{w}_i^t = 1$ . Una vez normalizados los pesos, estos serán tenidos en cuenta para el cálculo de la preferencia colectiva en la ronda actual.

### 3.4 Integración en el proceso de consenso

Una vez presentada la propuesta para la gestión de comportamientos en procesos de consenso, a continuación mostramos su integración en dichos procesos, mediante la extensión del esquema general para llevar a cabo los procesos de consenso (Fig. 2), tal y como muestra la Figura 5. La gestión de comportamientos se lleva a cabo por primera vez en la segunda ronda de discusión ( $t > 1$ ), ya que el cálculo de pesos está basado en las recomendaciones de cambio que recibe cada experto al finalizar la ronda anterior.

Al comienzo del proceso de consenso ( $t = 1$ ), se asume que todos los expertos tienen igual grado de importancia. Posteriormente, el peso de cada experto variará en función de su comportamiento en cada ronda del mismo. Por ejemplo, el peso de un experto que no coopera en las dos primeras rondas del proceso de consenso deberá verse decrementado tras dichas rondas. En cambio, si en rondas sucesivas el experto decide cooperar acercando sus opiniones a las del resto del grupo, su peso deberá aumentar nuevamente.

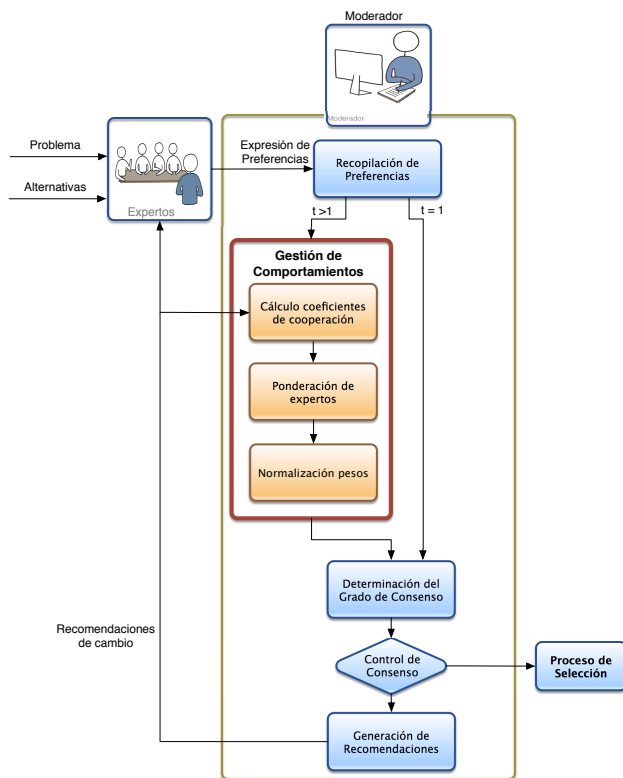


Figura 5: Esquema de Procesos de Consenso con gestión de comportamientos

## 4 Ejemplo de aplicación

En esta sección mostramos un ejemplo para ilustrar el uso de la propuesta para la gestión de comportamientos no cooperativos, mediante la simulación de un proceso de consenso para la resolución de un problema de TDG con un

grupo relativamente grande.

Un comité formado por 40 expertos,  $E = \{e_1, \dots, e_{40}\}$ , desea llegar a un acuerdo sobre la elección de una propuesta para el diseño de un parque en la ciudad de Jaén, de entre cuatro posibles propuestas,  $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ . El umbral de acuerdo mínimo deseado es  $\mu = 0.85$ .

Los parámetros iniciales del conjunto difuso “cooperativo” son:  $\alpha = 0.2$  y  $\beta = 0.5$ . Tras la cuarta ronda de discusión, se aumenta el valor de cada uno de estos parámetros en 0.1 en cada ronda, hasta que cada uno de ellos alcance el valor 1. Con esto conseguimos ser más restrictivos en el concepto de comportamiento cooperativo conforme avance el proceso de consenso (Fig. 4).

Los expertos presentan diferentes comportamientos:

1. *Cooperativo* (expertos  $e_1 - e_{30}$ ): los expertos aplican todos los cambios necesarios en sus preferencias según se les indica en las recomendaciones recibidas, a lo largo de todo el proceso.
2. *Indefinido* (expertos  $e_{31} - e_{40}$ ): el comportamiento de los expertos varía a lo largo del proceso de consenso, pudiendo aplicar los cambios sugeridos o ignorarlos.

La Tabla 1 muestra la evolución de los pesos de los expertos a lo largo del proceso de consenso, habiendo alcanzado el nivel de acuerdo deseado tras nueve rondas de discusión. Como puede verse, los expertos que siempre cooperan ( $e_1 - e_{30}$ ) presentan un peso mayor a lo largo del proceso. En cambio, los expertos con un comportamiento indefinido presentan diferentes pesos en función de su grado de cooperación, no siendo nunca superiores al peso de los expertos totalmente cooperativos en la ronda correspondiente. Al aplicar normalización a los pesos, se consigue que el peso de los expertos cooperativos se compense con el de aquellos expertos que han sido penalizados por no cooperar lo suficiente.

Para ilustrar de forma detallada el cálculo de pesos según diferentes comportamientos, a continuación mostramos el procedimiento para calcular el peso de  $e_{31}$  en  $t = 5$  y  $t = 8$ :

- $t = 5$ : En esta ronda, los parámetros del conjunto difuso “cooperativo” tienen los valores  $\alpha = 0.3$  y  $\beta = 0.6$ .  $e_{31}$  recibe  $\#REC_{31}^5 = 8$  recomendaciones de cambio y modifica  $\#COOP_{31}^5 = 3$  de sus valoraciones según dichas recomendaciones. Su coeficiente de cooperación es  $BEH_{31}^5 = 3/8 = 0.375$ , y su peso sin normalizar es:

$$w_{31}^5 = \mu_{COOP(5)}(0.375) = \frac{0.375 - 0.3}{0.6 - 0.3} = 0.25$$

Tras normalizar, el peso de  $e_{31}$  es de:

$$\hat{w}_{31}^5 = \frac{w_{31}^5}{\sum_{i=1}^{40} w_i^5} = 0.0066$$

Tabla 1: Pesos normalizados de los expertos,  $w_i^t$ , a lo largo del proceso de consenso

| $t$ | $e_1 - e_{30}$ | $e_{31}$      | $e_{32}$ | $e_{33}$ | $e_{34}$ | $e_{35}$ | $e_{36}$ | $e_{37}$ | $e_{38}$ | $e_{39}$ | $e_{40}$ |
|-----|----------------|---------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 2   | 0.025          | 0.025         | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    |
| 3   | 0.025          | 0.025         | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    | 0.025    |
| 4   | 0.0256         | 0.0256        | 0.0256   | 0.0256   | 0        | 0.0256   | 0.0256   | 0.0256   | 0.0256   | 0.0256   | 0.0256   |
| 5   | 0.0265         | <b>0.0066</b> | 0.0265   | 0.0265   | 0.0176   | 0.0029   | 0.0265   | 0.0265   | 0.0265   | 0.0265   | 0.0176   |
| 6   | 0.0277         | 0.0026        | 0        | 0.0277   | 0.0277   | 0.0246   | 0.0277   | 0.0277   | 0.0277   | 0        | 0.0026   |
| 7   | 0.0263         | 0.0263        | 0.0263   | 0.0263   | 0.0263   | 0.0263   | 0.0263   | 0.0263   | 0.0263   | 0        | 0        |
| 8   | 0.0261         | <b>0</b>      | 0.0261   | 0.0261   | 0.0261   | 0.0261   | 0.0261   | 0.0261   | 0.0261   | 0.0058   | 0.0261   |
| 9   | 0.0267         | 0.0044        | 0.0267   | 0.02678  | 0.0267   | 0.0267   | 0.0267   | 0.0267   | 0.0267   | 0.0044   | 0        |

- $t = 8$ :  $e_{31}$  recibe 4 recomendaciones de cambio, de las cuales obedece 2, luego su grado de cooperación es mayor en este caso:  $BEH_{31}^8 = 2/4 = 0.5$ . Sin embargo, se tiene que  $\alpha = 0.6$  y  $\beta = 0.9$ , es decir, tras un elevado número de rondas se es más restrictivo en el concepto de comportamiento cooperativo:

$$w_{31}^8 = \mu_{COOP(8)}(0.5) = 0$$

De donde  $\hat{w}_{31}^8 = 0$ .

Una vez alcanzado el consenso, se aplica un proceso de selección para escoger la mejor alternativa [7], basado en el cálculo de la preferencia colectiva del grupo mediante un operador de agregación que permita tener en cuenta en mayor medida las opiniones de expertos con mayor peso.

### 5 Comentarios Finales

En este trabajo, hemos presentado una propuesta para gestionar comportamientos no cooperativos en procesos de consenso, con el fin de resolver problemas de TDG con un gran número de expertos, en el que se trata de premiar a los expertos que cooperan para llegar al consenso y penalizar a los expertos cuyo comportamiento no es cooperativo, utilizando para ello la teoría de conjuntos difusos y computación con palabras. Entre los trabajos futuros más inmediatos, nos proponemos definir enfoques que permitan utilizar diferentes conjuntos difusos de forma flexible, en función del comportamiento de cada experto y el estado del proceso de alcance de consenso en un momento dado.

### 6 Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Proyecto de Investigación AGR-6581.

### Referencias

[1] C. Butler, A. Rothstein : On Conflict and Consensus: A Handbook on Formal Consensus Decision Making. *Takoma Park*, 2006.

[2] E. Herrera-Viedma, F. Herrera, F. Chiclana : A consensus model for multiperson decision making with different preference structures. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, vol. 32, no. 3, pp. 394–402, 2002.

[3] J. Kacprzyk: Group decision making with a fuzzy linguistic majority. *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 18, no. 2, pp. 105-118, 1986.

[4] J. Lu, G. Zhang, D. Ruan, F. Wu. Multi-Objective Group Decision Making. *Imperial College Press*, 2006.

[5] F. Mata, L. Martínez, E. Herrera-Viedma: An adaptive consensus support model for group decision-making problems in a multigranular fuzzy linguistic context. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 279–290, 2009.

[6] I. Palomares, L. Martínez, F. Herrera: A Consensus Model to Detect and Manage Non-Cooperative Behaviors in Large Scale Group Decision Making. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, In Press. DOI: 10.1109/TFUZZ.2013.2262769.

[7] M. Roubens: Fuzzy sets and decision analysis. *Fuzzy sets and Systems*, vol. 90, no. 2, pp. 199–206, 1997.

[8] S. Saint, J.R. Lawson: Rules for Reaching Consensus. A Modern Approach to Decision Making. *Jossey-Bass*, 1994.

[9] R.R. Yager: Penalizing Strategic Preference Manipulation in Multi-Agent Decision Making. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 9, no. 3, Jun 2001.

[10] R.R. Yager: Concept Representation and Database Structures in Fuzzy Social Relational Networks. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, vol. 40, no. 2, Mar 2010.

[11] L.A. Zadeh: Fuzzy Sets, *Information and Control*, vol. 8, no. 2, pp. 338-353, 1965.

[12] L.A. Zadeh: Fuzzy logic equals computing with words, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 4, no. 2, pp. 103–111, May. 1996.