Metodología borrosa en la toma de decisiones al establecer prioridades

Caro Carretero, Raquel. rcaro@doi.icai.upcomillas.es
Tapia Cuevas, Javier. javier.tapia@icai.es
Sarabia Viejo, Angel. asarabia@doi.icai.upcomillas.es
Departamento de Organización Industrial
Universidad Pontificia Comillas. ICAI

RESUMEN

En el análisis económico en general y en la gestión de empresas en particular, resulta, en muchas ocasiones, imposible recoger con precisión y certeza los hechos y las variables que la influyen, surgiendo la necesidad de trabajar con datos inciertos, y por tanto estimados de forma subjetiva. Al partir de datos subjetivos, no resultan de aplicación ni los modelos deterministas ni los estocásticos, ya que en ambos casos forzaríamos la objetivización de lo que realmente es subjetivo. Por ello, debemos recurrir a nuevos modelos, basados en datos subjetivos, pero aceptados razonablemente, y representados a través de funciones de pertenencia que recogen el grado de confianza o la posibilidad de los mismos. El concepto de conjunto borroso introducido por L.A. Zadeh en 1965, basado en la lógica borrosa, se ha convertido en un valioso instrumento para abordar aquellos problemas que involucren *imprecisión*, *vaguedad* o *incertidumbre* de la información y en los datos. Con este trabajo se pretende ofrecer una reflexión sobre la utilidad que puede proporcionar la teoría de conjuntos borrosos en la toma de decisiones al establecer prioridades. Además, cuando más de una persona está implicada, la utilidad de la información puede verse afectada por el nivel de consenso y el nivel de estabilidad de la opinión individual y agrupada a lo largo del tiempo.

***Palabras claves*:**

Lógica borrosa; toma de decisión; nivel de consenso, metodología Delphi.

1. INTRODUCCIÓN

En el ámbito de las empresas se plantean problemas que exigen la toma de decisiones en un ambiente en el que los objetivos que se pretenden alcanzar, las limitaciones a las que se ven sometidos (el entorno económico, social y financiero cambia incesantemente) e incluso las consecuencias para cada alternativa planteada (los actos del ser humano, dotado de imaginación, y las relaciones humanas son las causas de la incertidumbre), aparecen de manera imprecisa. Las dificultades de previsión y estimación van aumentando cada vez más como consecuencia del creciente clima de *incertidumbre*. Los pensamientos, las opiniones, los razonamientos, las decisiones y, en general cualquier conducta humana obedecen más a criterios vagos que a criterios precisos.

1.1. Lógica borrosa frente lógica clásica

Los conjuntos borrosos surgen en un intento de superar la rigidez de la teoría clásica de conjuntos (álgebra de Boole) a la hora de clasificar elementos de un universo conocido que responden a una determinada propiedad, de manera que no sólo la verifican o no la verifican, sino que en muchos casos la verifican parcialmente, es decir, es sobre la base de razonamientos "débiles", por oposición a los "fuertes" de las matemáticas clásicas. Por tanto, es menos una cuestión de sí o no que una cuestión de grado. Un conjunto borroso correspondiente a una característica dada definida sobre un universo de objetos asigna un valor a cada objeto, el grado con el cual dicho objeto posee el atributo o característica considerada.

De esta manera, la teoría de conjuntos borrosos aparece asociada a una lógica multivaluada así como la teoría clásica de conjuntos se basa en la lógica bivaluada de Boole. Mientras en el álgebra de Boole un elemento está contenido o no en un conjunto dado, en la teoría de conjuntos borrosos la transición de la pertenencia a la no-pertenencia es gradual y no brusca: un elemento puede "más o menos" pertenecer a un conjunto. Para más detalle, ver [1] y [8]

La lógica booleana, puramente binaria, apareció al principio como la herramienta matemática más potente para modelar agrupamientos y discriminaciones. Si se considera que un individuo está vivo o muerto, es fácil la comparación de éste con otros individuos. Así, si se considera este atributo u otros, se puede agrupar o discriminar. No obstante, algunos de los atributos descriptivos de un individuo vienen definidos por medio de cantidades imprecisas o aproximadas, o corresponden a situaciones cualitativas no forzosamente binarias.

Por esto, la organización de una colección de objetos en forma de grupos tiene que sobrepasar la idea de clasificación puramente lógica y estricta. Así, la lógica borrosa ofrece un modelo de la percepción clasificadora del universo, gracias a la posibilidad de permitir la atribución de un individuo a tantas clases y en el grado en que sea necesario.

La función de pertenencia, que viene representada como $\mu_{\mathbf{A}}$, es una generalización de la función característica de un conjunto clásico o fuerte **C**, ("crisp set", en la terminología anglosajona). Es decir, el grado de pertenencia de un objeto a un conjunto se representa por medio de un número real entre 0 y 1, donde 0 representa la no-pertenencia y 1 la pertenencia completa (0 y 1 son los límites clásicos de la lógica borrosa). Así, esta definición generaliza el concepto clásico de conjunto no-borroso.

De esta forma, el problema al trabajar con conjuntos borrosos está en la dificultad práctica de establecer la función de pertenencia, esencial para tenerlo definido operativamente. Por tanto, el problema que se nos plantea es el de determinar la correspondiente función $\mu_{\mathbf{A}}$: $\mathbf{U}\rightarrow[\mathbf{0, 1}]$, dado un predicado **A** sobre un universo **U**, ya que tal función no es única y depende del contexto y de la persona que la construya. En este sentido, hay un cierto paralelismo con la construcción de funciones de utilidad. Las funciones de pertenencia pueden determinarse sobre la base de criterios individuales subjetivos u objetivos, criterios colectivos, procedimientos experimentales, etc. Ello implica la no determinación biunívoca de un conjunto borroso.

Dentro de la flexibilidad que permite la definición de función de pertenencia de un conjunto borroso y cara a las aplicaciones, además de funciones de tipo "lineal", en otros casos, y por necesidad de una cierta regularidad de estas funciones en lo que a su continuidad y derivabilidad se refiere, se utiliza, entre otras, la función sigmoidal en su forma más general, conocida también como curva logística.

2. EL AMPLIO CAMPO DE APLICACIONES DE LA LÓGICA BORROSA

Cuando uno oye hablar del hecho que un determinado aparato está basado en lógica borrosa se pregunta si va a simplificar mi vida o, por el contrario, va significar una dificultad más. El mercado depende precisamente de la facilidad de uso por parte del consumidor. Lo borroso ha llegado a ser una palabra clave para vender. La lógica borrosa ha conquistado el terreno de las aplicaciones domésticas y se plantea nuevos retos.

A pesar de ser la lógica borrosa un campo recientemente desarrollado dentro de las matemáticas, en los más de 40 años de su existencia se ha producido gran número de contribuciones teóricas y aplicadas, entre ellas, la aparición en el mercado de multitud de productos de gran consumo (cámaras fotográficas, lavadoras, sistemas de freno, etc.), originando lo que se conoce como *tecnología fuzzy*. Cabe destacar que España ha sido uno de los primeros países del mundo en la investigación de la lógica borrosa, sobre todo en sus aspectos teóricos.

En el campo del control de sistemas en tiempo real destaca el control de un helicóptero por órdenes de voz y el control con derrapaje controlado de un modelo de coche de carreras. Dentro del sector automovilístico existen gran número de patentes sobre sistemas de frenado y cambio de marchas automáticos. En el sector de la fabricación de electrodomésticos se han diseñado buen número de aplicaciones fuzzy como lavadoras que evalúan la carga y ajustan por si solas el detergente necesario, la temperatura del agua y el tipo de ciclo de lavado, tostadoras de pan, aspiradoras, controles para la calefacción y el aire acondicionado, televisores que automáticamente ajustan el contraste, el brillo y las tonalidades de color. El primer electrodoméstico que usaba de la lógica borrosa era un regulador para duchas de Panasonic. El video de Panasonic que gracias al uso de lógica borrosa puede ser programado mediante instrucciones habladas. Para el control de maquinaria destaca el control de frenado de metro de Sendai, Japón: el sistema funciona en tiempo real y de manera flexible en respuesta a situaciones concretas tales como las variaciones en el número de viajeros, las condiciones del trayecto, las características de las vías, etc.

2.1. El punto débil de la lógica borrosa. Un futuro próximo

Con los sistemas basados en la lógica borrosa se pueden evaluar mayor cantidad de variables, entre otras variables lingüísticas (en términos de palabras), no numéricas, simulando el conocimiento humano. Por un lado puede ser ventaja y por otro un posible riesgo ya que los sistemas basados en lógica borrosa requieren mayor simulación y una excelente depuración y prueba antes de pasar a ser operacionales.

Las reglas de los sistemas borrosos, su dependencia de instrucciones confeccionadas por expertos, constituye su punto débil. Para automatizar el proceso se intentan construir sistemas adaptativos o de aprendizaje, basados en las conocidas como redes neuronales artificiales, que puedan llegar a ser capaces de afinar las reglas iniciales. De forma que en un futuro próximo se espera la aparición de toda una nueva generación de productos neuro-fuzzy

3. LOS CONJUNTOS BORROSOS COMO INSTRUMENTO EN EL MÉTODO DELPHI

La teoría de conjuntos borrosos, por su gran capacidad para representar y manipular información vaga, poco estructurada o de carácter subjetivo, puede ser útil en circunstancias en que la toma de decisión deba basarse en información de estas características.

El empresario toma decisiones hacia la consecución de los objetivos de su empresa, muchas veces en condiciones de incertidumbre, y se fía sobre todo de su intuición, experiencia, conocimiento y del de la gente que le merece confianza. El empleo de técnicas predictivas tradicionales con carácter más riguroso, ya sea series temporales o modelos econométricos y probabilísticas, es escaso al presentar una serie de limitaciones que impiden su aplicación en todas las circunstancias como es la necesidad de datos históricos. Esto hace necesaria la búsqueda de otros sistemas alternativos de previsión. Dentro de esta vía que se nutre de información subjetiva se encuadra el método Delphi. Para más detalle, ver [5], [6] y [7].

Así, el método Delphi es una técnica de previsión de eventos en condiciones de incertidumbre que se nutre del juicio de expertos, siendo la experiencia, la intuición, la formación instrumentos a la hora de decidir en cada momento las actuaciones más pertinentes para la toma de decisiones. El método Delphi es un proceso iterativo encaminado hacia la obtención de las opiniones, y si es posible del consenso, de un grupo de expertos. Tales expertos deben emitir su opinión en más de una ocasión, y a través de sucesivas rondas las estimaciones de los participantes suelen tender a converger, finalizando el proceso en el momento en el que las opiniones se estabilizan.

Las preguntas propias del proceso Delphi deben presentar una forma característica que permita la integración numérica y objetiva de las respuestas. No obstante es posible que existan subgrupos determinados que exhiban comportamientos diferenciados y característicos. Ignorar la existencia de estos grupos puede dar lugar a errores de interpretación, dando lugar a resultados agregados de poca significación real.

3.1. Agregación de opiniones

Un instrumento estadístico para ayudar a detectar la existencia de subgrupos definidos es el coeficiente de correlación de rangos de Spearman al que se representa por $\mathbf{r_s}$. Este coeficiente permite analizar el grado de consenso o acuerdo que dos jueces o árbitros, X e Y, que deben clasificar n objetos por orden de prioridad, dándoles rangos desde 1 hasta n, han alcanzado en sus juicios.

Si designamos por x_i e y_i respectivamente a los rangos o puestos que al objeto i-ésimo le han otorgado los dos jueces, el coeficiente de correlación por rangos de Spearman se calcula de acuerdo con la fórmula

$$r_S = 1 - \frac{6\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - y_i\right)^2}{n\left(n^2 - 1\right)}$$

Es evidente que su valor máximo es 1, lo que sucede cuando el acuerdo es total, suponiendo una mayor asociación, y su valor mínimo es –1, lo que acontece cuando si el juez X asigna a un objeto el rango r el juez Y le asigna la posición $n - r + 1$, es decir cuando los jueces asignan a los objetos rangos simétricos respectos al rango medio $\left(n+1\right)/2$, y por consiguiente el comportamiento de los grupos analizados será más diferenciado.

Uno de los tipos de cuestiones que se formulan en una aplicación del método Delphi son las cuestiones jerarquizadas en las que los expertos deben clasificar, por orden de importancia, una serie de objetos, de acuerdo a la Tabla 1.

3.2. Una extensión borrosa

Para controlar el proceso de agregación y realimentación de las respuestas dadas a estas cuestiones vamos a introducir una extensión borrosa en el coeficiente de correlación de rangos de Spearman, de acuerdo a una clasificación borrosa, como la representada en Tabla 2.

La extensión de este coeficiente a una situación borrosa se realizará de la siguiente forma: se supone que se pide a h expertos que clasifiquen, según su experiencia y criterio, a **n** objetos (estos objetos pueden ser opciones, alternativas, equipos,…) de mayor a menor importancia en relación con un objetivo general bien determinado y explicitado. Así, si para uno de los expertos el objeto *i*-ésimo es el más importante le asignará rango 1, al siguiente en importancia rango 2 y así sucesivamente.

Para clasificar n ítems, los expertos deben asociar a cada ítem y para cada posible rango k un número $\mu_{\boldsymbol{i,k}}^{\boldsymbol{(h}} \in [\mathbf{0,1}]$, una medida del grado de confianza que el experto asigna al ítem h con un nivel k de importancia.

Tabla 1. Clasificación fuerte realizada por dos expertos

Experto (***h*** = 1)						
			Rango ***k***			
			k = 1	***k*** = 2	***k*** = 3	***k*** = 4
	Ítem ***i***	***i*** = 1		*ítem* **1**		
		i = 2	*ítem*			
		i = 3				*ítem* **3**
		i = 4			*ítem* **4**	
Experto(***h*** = 2)						
			Rango ***k***			
			k = 1	***k*** = 2	***k*** = 3	***k*** = 4
	Ítem ***i***	***i*** = 1	*ítem* **1**			
		i = 2				*ítem* **2**
		i = 3		*ítem* **3**		
		i = 4			*ítem* **4**	

Tabla 2. Clasificación borrosa

Experto (***h*** **=** 1)						
			Rango ***k***			
			k **=** 1	***k*** **=** 2	***k*** **=** 3	***k*** **=** 4
	Ítem ***i***	***i*** = 1	**0.8**	**0.7**	**0.3**	**0**
		i = 2	**0.5**	**0.5**	**0.5**	**0.5**
		i = 3	**1**	**0.8**	**0.7**	**0**
		i = 4	**0.8**	**0.7**	**0.3**	**0**
Experto (***h*** = 2)						
			Rango ***k***			
			k = 1	***k*** = 2	***k*** = 3	***k*** = 4
	Ítem ***i***	***i*** = 1	**0**	**0.2**	**0.5**	**0.9**
		i = 2	**0**	**0**	**0.2**	**1**
		i = 3	**0**	**0.3**	**0.6**	**0.9**
		i = 4	**0.3**	**0.4**	**0.5**	**0.7**

A diferencia al método clásico, los expertos no están obligados a dar distintos rangos a los distintos ítems. Los expertos asignan los valores de pertenencia de acuerdo a las siguientes reglas:

1.- Para cada ítem asignan valores entre [0, 1] a cada uno de los k posibles niveles de importancia, sin importarnos que la suma de esos valores sea igual o distinto de 1.

2.- Si un valor $\mu_{i,k}^{(h}$ es 1, los otros valores $\mu_{i,l}^{(h}$, $(l \neq k)$ deben ser estrictamente distintos de 1. Esto es una restricción natural porque no tiene sentido que un experto esté completamente seguro que un ítem esté en el rango 1 y al mismo tiempo completamente seguro que el mismo ítem esté en el rango 2.

3.- un experto puede considerar que dos distintos ítems tienen el mismo grado de importancia. Es decir, dos o más ítems distintos pueden tener el mismo valor de pertencia 0 al rango asociado al menor grado de importancia.

Después de que el experto h ha suministrado la colección completa de valores $\mu_{i,k}^{(h}$ se define una familia finita de conjuntos borrosos que se define por la expresión

$$\tilde{r}_{i,\square}^{(h} = \frac{\mu_{i,1}^{(h}}{1} + \frac{\mu_{i,2}^{(h}}{2} + \cdots\cdots + \frac{\mu_{i,n}^{(h}}{\mathrm{n}},\ \ i = 1, 2, \ldots n$$

representando el rango borroso del experto h del ítem i.

Así la clasificación hecha por el experto es una clasificación borrosa cuando signa por lo menos a uno de los n ítems grados de pertenencia no cero para por lo menos dos de los distintos rangos borrosos.

De esta manera se define una segunda familia de conjuntos borrosos que será los niveles de importancia del experto h definida por la expresión

$$\tilde{r}^{(h}_{\cdot,k} \equiv \frac{\mu^{(h}_{1,k}}{\boldsymbol{item}\,1} + \frac{\mu^{(h}_{2,k}}{\boldsymbol{item}\,2} + \cdots\cdots + \frac{\mu^{(h}_{n,k}}{\boldsymbol{item}\,\mathrm{n}}, \quad \boldsymbol{k} = 1, 2, \ldots \boldsymbol{n}$$

Definimos a partir de aquí un coeficiente de correlación de Spearman extendido tal que el cuadrado de la diferencia de rangos borrosos se define como

$$\left(\tilde{r}^{(1}_{i,\bullet} - \tilde{r}^{(2}_{i,\bullet}\right)^2 = \left\{ \sum_{k=1}^{n} \frac{\mu_{i,k}}{(n-k)^2} \right\}$$

donde

$$\mu_{i,k} = Max\left\{ \underset{s=1,2,\ldots,k}{Min}\left(\mu^{(1}_{i,s}, \mu^{(2}_{i,n-(k-s)}\right), \underset{s=1,2,\ldots,k}{Min}\left(\mu^{(1}_{i,n-(k-s)}, \mu^{(2}_{i,s}\right) \right\}$$

utilizando matemática borrosa con el par norma-conorma Min-Max

Por similitud con el coeficiente clásico, donde la máxima discrepancia aparece cuando la suma de las diferencias es también máxima, en el caso borroso la máxima diferencia se asocia con el máximo valor de la suma de los centroides definidos como

$$c_i^2 = \frac{\sum_{k=1}^{n} \mu_{i,k}\,(n-k)^2}{\sum_{k=1}^{n} \mu_{i,k}}$$

Y, como para cada ítem y experto, las funciones de pertenencia del rango borroso del ítem i es independiente de aquellas que están definidas para los otros ítems

$$Max\ \sum_{i=1}^{n} c_i^2 = \sum_{i=1}^{n} Max\ c_i^2$$

Este objetivo debe alcanzarse para cada suma de valores de función de pertenencia de los rangos borrosos que los expertos pueden asignar a cada ítem. Esta suma se denota como

$$m_i^{(h} = \sum_{k=1}^{n} \mu_{i,k}^{(h} \quad , \; i = 1,2,...,n \; ; \; h = 1,2$$

Por tanto, habrá que resolver los n problemas de optimización dependientes de las variables $\mu_{i,k}^{(h}$, tal que

$$Max \;\; c_i^2 \qquad i = 1,...,n$$

sujeto a las restricciones

$$\mu_{i,k} = Max\left\{ \underset{s=1,2,...,k}{Min}\left(\mu_{i,s}^{(1}, \mu_{i,n-(k-s)}^{(2}\right), \underset{s=1,2,...,k}{Min}\left(\mu_{i,n-(k-s)}^{(1}, \mu_{i,s}^{(2}\right)\right\}$$

$$c_i^2 = \frac{\sum_{k=1}^{n} \mu_{i,k}\left(n-k\right)^2}{\sum_{k=1}^{n} \mu_{i,k}} \quad ; \quad i = 1,...,n$$

$$m_i^{(h} = \sum_{k=1}^{n} \mu_{i,k}^{(h} \quad , \; i = 1,2,...,n \; ; \; h = 1,2$$

$$\mu_{i,k}^{(h} \in \left[0,1\right]$$

Para cada $m_i^{(h}$ la máxima discrepancia se alcanza cuando los expertos ofertan lo siguientes valores

$$\mu *_{i,1}^{(1} = Min(1, m_i^{(1}) \qquad : \qquad \mu *_{i,n}^{(2} = Min(1, m_i^{(2})$$

$$\mu *_{i,2}^{(1} = Min(0.9, m_i^{(1} - \mu_{i,1}^{(1}) \qquad : \qquad \mu *_{i,n-1}^{(2} = Min(0.9, m_i^{(2} - \mu_{i,n}^{(2})$$

$$\mu *_{i,3}^{(1} = Min(0.9, m_i^{(1} - \sum_{s=1}^{2} \mu_{i,s}^{(1}) \qquad : \qquad \mu *_{i,n-2}^{(2} = Min(0.9, m_i^{(2} - \sum_{s=n-1}^{n} \mu_{i,s}^{(2})$$

.. ..

$$\mu *_{i,k}^{(1} = \underset{k=1,...n}{Min}(0.9, m_i^{(1} - \sum_{s=1}^{k-1} \mu_{i,s}^{(1}) \qquad : \qquad \mu *_{i,n-2}^{(2} = \underset{k=1,...n}{Min}(0.9, m_i^{(2} - \sum_{s=k-1}^{n} \mu_{i,s}^{(2})$$

El caso de máxima discrepancia se alcanza cuando para cada ítem, el experto 1 asigna los posibles valores de pertenencia más altos a los rangos más bajos, mientras que el experto 2 hace lo mismo pero con los valores de pertenencia más pequeños (o viceversa).

Se define

$$\boldsymbol{CSExtendido} = 1 - \frac{\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{\displaystyle\sum_{k=1}^{n-1}\mu_{i,k}\left(n-k\right)^{2}}{\displaystyle\sum_{k=1}^{n-1}\mu_{i,k}}\boldsymbol{Min}\left(2,\sum_{k=1}^{n}\left|\mu_{i,k}^{(1}-\mu_{i,k}^{(2}\right|\right)\right)}{\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{\displaystyle\sum_{k=1}^{n-1}\mu_{i,k}^{*}\left(n-k\right)^{2}}{\displaystyle\sum_{k=1}^{n-1}\mu_{i,k}^{*}}\right)} = 1 - \frac{\displaystyle\sum_{i=1}^{n}c_i^2 M_i}{\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\left(c_i^{*}\right)^{2}}$$

4. CONCLUSIONES

La información proporciona un soporte valioso a la toma de decisión. Y en muchos casos la toma de decisión implica establecer o seleccionar prioridades. Cuando más de un experto está implicado, la utilidad de la información puede verse afectada por el nivel de consenso y el nivel de estabilidad de la opinión individual y agrupada a lo largo del tiempo. El coeficiente de correlación de Spearman suministra una herramienta generalizada aplicable al caso de una clasificación borrosa, donde el experto puede no definir a cada ítem un rango específico sino una medida del grado de confianza en un intervalo [0,1] para cada ítem en distintos rangos.

Con este trabajo se intenta suministrar una herramienta que, primero generalice el coeficiente de correlación de Spearman para el caso de una clasificación borrosa de los ítems y, segundo, mejorar el proceso clásico utilizado para parar el proceso iterativo en predicción con el método Delphi basado en la opinión de expertos.

Una de las cuestiones que frecuentemente se proponen a los expertos en la aplicación del método Delphi es dar rangos, en orden de importancia, un grupo de ítems en relación a la evolución futura de un sistema o fenómeno. Los expertos son requeridos para dar un ranking fuerte, es decir, clasificar ítems de 1 a n en orden de prioridad. En muchos casos los expertos prefieren hacer una clasificación más flexible, que podría hacerse a través de una clasificación borrosa. Un problema teórico en el método Delphi es determinar la ronda en la cual el proceso debe parar. Esto debe hacerse cuando los resultados se estabilicen. Por tanto, es necesaria una herramienta para evaluar el nivel de consenso entre jueces.

4. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] BELLMAN, R.E. y ZADEH, L.A. (1970). Decision-making in a Fuzzy Environment. Management Science 17, 4, pp. 141-164.

[2] BILLAUDEL, P., DEVILLEZ, A. y VILLERMAIN, G. (1999). Performance evaluation of fuzzy classification methods designed for real time application. IJAR, 20, pp.1-20.

[3] FODOR, J. y ROUBENS, M. (1994). Fuzzy Preference Modelling and Multicriteria Decision Support. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Nederlands.

[5] LANDETA, J. (1999), El Método Delphi. Editorial Ariel.

[6] ROWE,G. y WRIGHT, G. (1999). The Delphi technique as a forecasting tool: Issues and analysis. International Journal of Forecasting, 15, 351-381.

[7] ROWE, G. y WRIGHT, G. (2001). Expert opinions in forecasting: The role of the Delphi technique. Armstrong, J.S. (Ed.), Principles of Forecasting. Boston, Kluwer Academic Press, pp 125-144.

[8] ZADEH, L.A. (1965). Fuzzy Sets. Information and Control 8, pp. 338-353.

[9] ZIMMERMANN, H.J. (1987). Fuzzy Sets, Decision Making and Expert Systems. Kluwer Academic Publishers. Boston.