

Análisis Morfológico difuso lingüístico en el ámbito de la Planificación de Escenarios

Pablo J. Villacorta, Antonio D. Masegosa y María T. Lamata

Grupo de Modelos de Decisión y Optimización (MODO),
Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial,
Universidad de Granada, 18071 Granada
{pjvi, admase, mtl}@decsai.ugr.es

Resumen En el mundo moderno, las grandes empresas necesitan predecir los cambios en el mercado y anticiparse a ellos tomando las decisiones más adecuadas en el presente. Entre las herramientas especializadas para ello se encuentra la Planificación de Escenarios. Una de las técnicas usadas en Planificación de Escenarios es el Análisis Morfológico, cuya finalidad es la generación sistemática y evaluación de todas las posibles combinaciones de valores que las variables objeto de estudio pueden tomar, descartando aquellas incompatibles en la práctica. Cada combinación representa un posible escenario futuro, es decir, una situación plausible que puede llegar a darse. La variante conocida como MORPHOL evalúa un escenario mediante la probabilidad de que ocurra finalmente. Aquí se revisa una mejora publicada recientemente que considera otros criterios distintos a la probabilidad para evaluar un escenario usando valores lingüísticos. Además, se proponen mejoras futuras y nuevas líneas que están actualmente siendo investigadas, como clustering de los escenarios generados y obtención de descripciones lingüísticas de cada escenario, con ejemplos sobre un caso de estudio real.

Keywords: Planificación de Escenarios, prospectiva tecnológica, escenarios, análisis morfológico, etiquetas lingüísticas, clustering, decisión multicriterio, cálculo con palabras.

1. Introducción

En un mundo en continuo cambio como el actual, las grandes compañías son conscientes de la necesidad de buenas prácticas para adelantarse a la competencia y a los cambios, estableciendo cuáles son las medidas y decisiones adecuadas en el presente para adaptarse a estos cambios. La Planificación de Escenarios constituye un conjunto de herramientas orientadas a la estimulación del pensamiento creativo de los directivos de una empresa para considerar, de manera sistemática, la mayor cantidad posible de posibles situaciones futuras, conocidas como escenarios. Un escenario es una descripción de una situación plausible que puede darse en el futuro, reflejando diversas perspectivas de desarrollo. Los escenarios deben servir como base para actuar tomando decisiones en el presente [9].

Uno de los métodos usados en Planificación de Escenarios es el Análisis Morfológico (AM) [8], concebido como una técnica de resolución de problemas con variables difíciles de cuantificar. La finalidad de este tipo de análisis es, a grandes rasgos, la consideración de todas las posibles soluciones a un problema. Una de las variantes del AM más comúnmente usadas en Planificación de Escenarios es MORPHOL [5]. Dada una serie de variables de interés en el problema, junto al conjunto (finito) de valores que puede tomar cada una, se generan todas las posibles combinaciones en las que cada variable toma uno de sus posibles valores. Cada una de estas combinaciones es un escenario que puede llegar a darse. MORPHOL evalúa cada escenario en base a la probabilidad de que finalmente ocurra, calculada como el producto de las probabilidades de que cada variable tome el valor considerado en ese escenario. Dichas probabilidades marginales son proporcionadas por expertos. De entre todas las combinaciones generadas y evaluadas, sólo aquellas que se estiman más probables son retenidas para posteriores análisis, mientras que el resto -la gran mayoría- son descartadas.

MORPHOL presenta algunos inconvenientes, principalmente la dificultad que entraña para los expertos expresar su opinión en forma de una distribución de probabilidad, más aún cuando lo que manifiestan son probabilidades que estiman sobre hechos que no han ocurrido aún. Sería deseable facilitarles la labor permitiéndoles dar juicios lingüísticos sobre estas probabilidades, es decir, usando expresiones como *Muy probable*, *Casi imposible*, *Poco probable*, etc. Por otro lado, resultaría interesante analizar escenarios que, siendo plausibles, no están entre las más probables, puesto que podrían ser útiles para generar otras ideas, realizar cambios en las políticas para intentar que se conviertan en muy probables, analizar por qué no son tan probables, etc. Por tanto, debería poderse evaluar un escenario en términos de otros criterios, tales como deseabilidad, catastroficidad, grado de compatibilidad de sus variables... y, siguiendo con la línea anterior, los expertos también deberían poder evaluar estos criterios en lenguaje natural. Asimismo, puesto que se usarán simultáneamente varios criterios, se hace necesario el uso de algún método específico de decisión multicriterio para ordenar los escenarios en base a una relevancia global.

Para resolver estos inconvenientes, se presentó recientemente un método de Análisis Morfológico lingüístico multicriterio [10] como extensión a MORPHOL, cuyos primeros resultados son prometedores. En esta contribución, ampliaremos las posibilidades de dicha propuesta y para ello describiremos líneas que se están investigando, tales como clustering de los escenarios generados y cálculo de salidas lingüísticas como resultado de nuestro método, mostrando de esta forma las posibilidades que ofrecen dentro de este tipo de estudios prospectivos.

La estructura del trabajo es la siguiente. En la sección 2 se explica el método de AM y en particular MORPHOL, mientras que en la sección 3 se motiva la necesidad de un enfoque más robusto y se repasa nuestra propuesta. En las secciones 3.4 y 3.5 explicamos cómo aplicar clustering sobre los escenarios generados y cómo calcular salidas lingüísticas. En la sección 4 aplicamos el método a un caso de estudio y comentamos algunos resultados. Finalmente, la sección 5 se dedica a las conclusiones y trabajos futuros.

2. Análisis Morfológico y Método MORPHOL

Explicaremos los pasos del AM [8] mediante un ejemplo de diseño de un automóvil. El objetivo será la obtención de todas las posibilidades de diseño.

1. Identificar las variables de interés: *Cambios, Motor, y Fuente de energía*
2. Identificar los posibles valores (categóricos) que puede tomar cada variable: *Cambios*={Manual (*M*), Automático (*A*)}, *Motor*={Combustión (*C*), Eléctrico (*E*), Híbrido (*H*)} y *Fuente de energía*={Gasolina (*G*), Diesel (*D*), Electricidad (*L*)}.

3. Identificar las inconsistencias entre valores de variables distintas y formalizarlas en una matriz de consistencias cruzadas como la mostrada a la derecha. Por ejemplo, *un motor eléctrico (E) no es compatible con una fuente de energía basada en gasolina (G) ni en combustible diésel (D)*.

		Cambios		Motor		
		M	A	C	E	H
Motor	C	3	3			
	E	2	3			
	H	2	3			
Fuente de energía	G	3	3	3	1	2
	D	3	3	3	1	3
	L	3	3	1	3	3

4. Generar todas las combinaciones posibles (soluciones al problema). Una solución es una situación en la cual cada variable toma uno de sus valores posibles. Ej: (*Manual, Combustión, Diesel*), (*Automático, Híbrido, Diesel*). En el ejemplo, se generarían $2 \times 3 \times 3$ combinaciones. A continuación, las que son factibles por contener valores incompatibles entre sí son descartadas.

Los valores de la matriz de consistencias indican el grado de consistencia o compatibilidad entre cada par de valores de dos variables distintas, donde un 1 indica incompatibilidad; un 2, compatibilidad parcial; y un 3, compatibilidad total. El grado de compatibilidad puede deberse a motivos lógicos, prácticos, legales, etc. En el ejemplo anterior, debido a las incompatibilidades de motor eléctrico con fuente de energía gasolina o diesel, se descartarán todas las soluciones de la forma (*·, E, G*) ó (*·, E, D*) donde “·” indica una indiferencia en el valor de la primera variable (*Cambios*).

El AM es un método interactivo para explorar las posibilidades, de manera que el usuario puede fijar los valores de ciertas variables y generar todas las combinaciones de las demás variables que son compatibles con los valores fijados. En cambio, el método MORPHOL sí evalúa cada escenario factible mediante la probabilidad de que finalmente ocurra. Para ello, un grupo de expertos proveen, para cada variable, una distribución de probabilidad sobre sus posibles valores (los cuales, en la terminología de Godet [5], se denominan *hipótesis* que puede tomar esa variable). Asumiendo que estas probabilidades de ocurrencia son independientes entre sí, la probabilidad de un escenario es el producto de las probabilidades de que cada variable tome el valor indicado en ese escenario. Volviendo al ejemplo de diseño del automóvil, la probabilidad de que ocurra la

combinación (M, H, E) se calculará como

$$\begin{aligned} P(\text{Cambios} = M, \text{Motor} = H, \text{F.energía} = E) = \\ = P(\text{Cambios} = M) \cdot P(\text{Motor} = H) \cdot P(\text{F.energía} = E) \end{aligned}$$

Más allá de la validez de la independencia entre las probabilidades de que las variables tomen cada hipótesis, es claro que MORPHOL presenta inconvenientes. En primer lugar, es tedioso obligar a los expertos a expresar su conocimiento y opinión sobre el futuro en forma de distribución de probabilidad. El ser humano suele ser reticente a manifestar su pensamiento usando números exactos. Sería deseable que se pudiera expresar la probabilidad en términos lingüísticos [12], como *Muy probable*, *Casi imposible*, etc. Por otro lado, evaluar un escenario sólo en base a su probabilidad es un enfoque muy pobre. Podríamos estar obviando escenarios que, aun no estando entre los más probables, sería interesante considerar por otros motivos que también pueden ser de utilidad para el estudio. Por tanto, sería beneficioso introducir otros criterios de juicio, también lingüísticos, como se explicará en la siguiente sección. En ambos casos, se recurre a las técnicas de Cálculo con Palabras (CP) para elaborar un algoritmo.

3. Análisis Morfológico lingüístico multicriterio

Proponemos una extensión al método MORPHOL con las siguientes características principales.

3.1. Probabilidad lingüística

Modelamos la probabilidad de cada hipótesis como una variable lingüística [12]. Para capturar la incertidumbre en torno a sus valores, utilizaremos Números Difusos Trapezoidales (NDTr), representados como tuplas de números reales $\tilde{A} = (a, b, c, d)$, $a \leq b \leq c \leq d$. Cada etiqueta tendrá asociado un NDTr que se utilizará para realizar cálculos. Los valores concretos para cada etiqueta se muestran en [10] y fueron elicitados en un estudio psicológico previo [2]. A título informativo, se permiten las siguientes etiquetas para evaluar la probabilidad de ocurrencia de cada hipótesis de las variables: *Casi imposible*, *Muy poco probable*, *Poco probable*, *Es posible*, *Bastante probable*, *Muy probable*, *Casi seguro*.

A pesar de usar términos lingüísticos, estamos modelando una distribución de probabilidad, y por tanto debe cumplirse que la suma de las probabilidades lingüísticas asignadas a las hipótesis de una variable sea 1. Siguiendo el enfoque de [7], si llamamos $\tilde{\pi}_i$ al NDTr que nos da la probabilidad de la hipótesis i -ésima de una variable que puede tomar I hipótesis distintas, tiene que cumplirse¹ que $\bigoplus_{i=1}^I \tilde{\pi}_i \supseteq 1_\chi$ donde $1_\chi(x) = 1$ si $x = 1$, y 0 en otro caso ($1_\chi(x)$ es la función de pertenencia del número 1 crisp), y donde \oplus indica una suma difusa. Por tanto, los expertos deben comprobar que se cumple esto al expresar las probabilidades de las hipótesis usando etiquetas lingüísticas.

¹ $\tilde{A} \supseteq \tilde{B} \leftrightarrow \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \mu_{\tilde{B}}(x) \forall x \in \mathbb{R}$

Se utilizarán las operaciones habituales para NDTr, componente a componente (cruzadas en el caso de la división). Para calcular la probabilidad lingüística conjunta de un escenario con n variables cuyas probabilidades marginales de sus hipótesis son $(\tilde{A}_1, \dots, \tilde{A}_n)$, haremos $\tilde{P} = \otimes_{i=1}^n \tilde{A}_i = (\prod_i a_i, \prod_i b_i, \prod_i c_i, \prod_i d_i)$.

3.2. Múltiples criterios para evaluar un escenario

Además de la probabilidad, sugerimos emplear los siguientes criterios en la evaluación de un escenario, que pueden ser útiles para descubrir escenarios interesantes aunque no estén entre los más probables:

1. Compatibilidad: a pesar de que los escenarios incompatibles se eliminan, en los restantes se puede distinguir entre escenarios parcial o totalmente compatibles. Un escenario parcialmente compatible será seguramente menos factible y por tanto menos relevante que uno con total compatibilidad.
2. Deseabilidad: un escenario deseable es aquel que deberíamos intentar alcanzar ya que representa una situación favorable para nuestros intereses.
3. Catastroficidad: indica escenarios peligrosos que deben ser evitados ya que implican serios riesgos. Este criterio no es opuesto a la deseabilidad puesto que, aunque un escenario no sea deseable, no tiene por qué implicar una amenaza seria para nuestros intereses.

Para evaluar estos criterios es posible utilizar cualquier conjunto de términos que modele adecuadamente la incertidumbre de cada juicio lingüístico en el problema que se desee resolver. Proponemos utilizar los términos {No compatible (N) = (0, 0, 0, 1), Parcialmente compatible (P) = (0, 1, 1, 2), Totalmente compatible (T) = (1, 2, 2, 2)} para evaluar la compatibilidad, y los términos {Muy baja (MB) = (1, 1, 1, 2), Baja (B) = (1, 2, 2, 3), Moderada (M) = (2, 3, 3, 4), Alta (A) = (3, 4, 4, 5), Muy alta (MA) = (4, 5, 5, 5)} para la deseabilidad y la catastroficidad.

En un problema con n variables, la deseabilidad y catastroficidad agregadas difusas de un escenario s se calculan como:

$$\tilde{Deseab}_s = \frac{1}{n} (\oplus_{j=1}^n \tilde{Deseab}_s^j); \quad \tilde{Catast}_s = \frac{1}{n} (\oplus_{j=1}^n \tilde{Catast}_s^j);$$

donde \tilde{Deseab}_s^j y \tilde{Catast}_s^j son los NDTr de la deseabilidad y catastroficidad de la hipótesis que toma la variable j en s . La comaptibilidad agregada difusa se calcula como

$$\tilde{Compat}_s = \sqrt[r]{(\otimes_{i<j} \tilde{Compat}_s^{ij})}; \quad r = \binom{n}{2} = \frac{n!}{2!(n-2)!}$$

siendo \tilde{Compat}_s^{ij} la compatibilidad difusa entre las hipótesis que toman las variables i y j en s , y r el número de compatibilidades mutuas entre hipótesis que deben comprobarse en cada escenario. Los escenarios cuya compatibilidad agregada es de la forma $(0, 0, 0, \cdot)$ se descartan, ya que significa que alguna de las compatibilidades mutuas que se multiplicaron era igual a *No compatible*.

3.3. Método TOPSIS difuso para la evaluación de escenarios

Para considerar simultáneamente toda la información de varios criterios en la evaluación de los escenarios, se hace necesaria la utilización de algún método de decisión multicriterio que la agregue de forma adecuada y obtenga un ranking que permita ordenarlos, de una manera más razonable que la ordenación en base solamente a su probabilidad de aparición.

Proponemos la utilización del método TOPSIS lingüístico, cuyo desarrollo detallado puede encontrarse en [3,10]. A grandes rasgos, permite a varios expertos evaluar, utilizando términos lingüísticos, una serie de alternativas en base a un conjunto de criterios, a cada uno los cuales también se les puede dar un peso lingüístico que los pondere según su importancia. El resultado es una ordenación de las alternativas según su bondad global.

En este caso, los expertos evaluarían, por separado y de forma lingüística, la probabilidad, deseabilidad, catastroficidad y compatibilidad de las hipótesis de cada variable. En caso de que exista más de un experto, se calculará el valor agregado de todos los expertos para cada hipótesis (teniendo en cuenta la importancia relativa que han dado a cada criterio). A continuación, estos valores obtenidos se utilizan para calcular, para cada escenario generado, el valor agregado de probabilidad, deseabilidad, catastroficidad y compatibilidad, tal como se indicó en la sección anterior. Los escenarios con valor de compatibilidad de la forma $(0, 0, 0, \cdot)$ se descartan, y los restantes son suministrados como entrada a TOPSIS. Por tanto, las alternativas que TOPSIS evalúa son los escenarios compatibles, y asigna a cada escenario un número real entre 0 y 1 que indica su bondad global. Ordenando decrecientemente los escenarios por este valor se obtiene un ranking.

3.4. Salidas lingüísticas

Como extensión novedosa a lo ya presentado, proponemos en primer lugar el cálculo de salidas lingüísticas para expresar el valor de cada criterio en un escenario. Hasta ahora sólo se calculaba el valor como un NDTr pero no se le asignaba una etiqueta para describir, en términos absolutos lingüísticos, el grado de probabilidad, compatibilidad, deseabilidad o catastroficidad.

El primer paso es determinar un conjunto de términos de referencia para la salida. En el caso de la probabilidad, coincide con el conjunto de términos usados para las probabilidades lingüísticas de entrada, ya que el producto de probabilidades es otra probabilidad. Para el resto de criterios, el usuario puede elegir el número de términos \bar{N} que desea para la salida en función de la granularidad que necesite, siempre que \bar{N} sea un número impar de etiquetas. Para calcular este conjunto de términos de salida estableceremos, para las etiquetas de entrada más pequeña, más grande y central, un escenario *ideal* que se obtiene cuando todas las hipótesis que intervienen en el escenario son evaluadas con esa etiqueta. Por ejemplo, para la deseabilidad, calculamos tres escenarios ideales:

(a) El escenario ideal de mínima deseabilidad (muy baja), dado por $s_{MB} = (MB, MB, \dots, MB)$, cuya deseabilidad agregada es $\tilde{Deseab}_{s_{MB}} = \frac{1}{n} \oplus_i MB = MB$, y tomamos el extremo inferior a del soporte de ese NDTr.

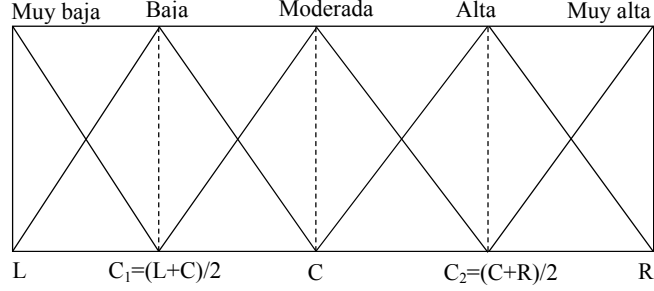


Figura 1: Cálculo del conjunto de términos de salida para deseabilidad y catastroficidad.

(b) El escenario ideal de máxima deseabilidad (muy alta), dado por $s_{MA} = (MA, MA, \dots, MA)$, donde $\tilde{Deseab}_{s_{MA}} = MA$, y tomamos el extremo superior d del soporte.

(c) Procedemos de igual forma con la etiqueta central (moderada), y tomamos cualquiera de los puntos centrales b o c del núcleo NDTr resultante.

Si llamamos L , R y C a los tres puntos anteriores, respectivamente, entonces el conjunto de términos de salida se calculará a partir de ellos como muestra la Fig. 1, particularizada para el caso $\bar{N} = 5$ (si sólo se requieren 3, se ignoran las etiquetas Baja y Alta). La idea de calcular el conjunto de términos de salida a partir de escenarios ideales se explica en [11]. Una vez calculado el conjunto de términos de salida, que llamaremos $\Delta = \{\tilde{\delta}_1, \dots, \tilde{\delta}_{\bar{N}}\}$, es posible asignar una de estas etiqueta lingüísticas a la deseabilidad o catastroficidad agregada difusa que se había calculado (como NDTr) para cada escenario. Dicha etiqueta será la correspondiente al NDTr más cercano del conjunto Δ , donde la distancia entre dos NDTr $\tilde{A}_1 = (a_1, b_1, c_1, d_1)$ y $\tilde{A}_2 = (a_2, b_2, c_2, d_2)$ la definimos como

$$d(\tilde{A}_1, \tilde{A}_2) = (|a_1 - a_2| + 2|b_1 - b_2| + 2|c_1 - c_2| + |d_1 - d_2|)/6$$

aunque, una vez más, es posible usar cualquier otra medida de distancia que se adapte a las necesidades del problema.

Para la compatibilidad se procede de la misma manera, puesto que para determinar cada escenario ideal para una determinada etiqueta, el producto de r compatibilidades iguales equivale a la potencia r -ésima de la etiqueta, que se cancela con la raíz r -ésima dando lugar a la propia etiqueta.

3.5. Clustering de escenarios

El número de escenarios compatibles obtenidos finalmente suele ser demasiado alto como para analizarlos todos. Puede ser interesante agruparlos en función de sus características comunes, ya sean estructurales (hipótesis que tienen en común) o su valoración por uno o más criterios (escenarios con valores similares en uno o varios criterios, pese a no ser necesariamente parecidos en sus hipótesis). De esta manera se pueden crear escenarios más generales que facilitan el

análisis al reducir de forma considerable el número de alternativas. Esta idea fue aplicada en [4], aunque de forma manual e intuitiva por los expertos.

Se propone el uso de métodos específicos de clustering donde cada escenario es un individuo descrito por un vector de características, que pueden ser sólo las hipótesis que lo componen, o bien las hipótesis junto con la valoración (defuzzificada) de los cuatro criterios, o ambas junto con el valor de bondad (en el rango [0, 1]) otorgado por TOPSIS a ese escenario (llamado *índice de proximidad*; cuanto mayor sea, mejor es una alternativa). En un futuro, también plantearémos la aplicación de técnicas de biclustering para descubrir escenarios que se parecen si sólo nos atenemos a un subconjunto de sus hipótesis y/o criterios. En todo caso, el objetivo no es calcular el mejor agrupamiento sino descubrir información útil para el resto del estudio.

4. Aplicación a un caso de estudio

Hemos aplicado el método descrito a un problema real [6] acerca de la evolución global de factores económicos, sociales y políticos. Se consideran seis variables, de las cuales las cuatro primeras pueden tomar cada una tres posibles hipótesis distintas, y las dos últimas pueden tomar cuatro. La valoración de las hipótesis según cada criterio, y su agregación para cada escenario, está en [10].

Se generaron inicialmente $3 \times 3 \times 3 \times 3 \times 4 \times 4 = 1296$, de los cuales sólo 248 fueron retenidos. El resto se descartaron ya que alguna de las compatibilidades entre pares de hipótesis de un escenario era *No compatible*. Por tanto, el método TOPSIS difuso recibió 248 alternativas, cada una evaluada en base a 4 criterios. Aunque en [10] se muestran experimentos con tres maneras distintas de ponderar la importancia de los criterios, aquí nos centramos en la que asigna un peso (crisp) de 0.4 al criterio de Probabilidad, y 0.2 al resto.

Con el fin de ilustrar el tipo de información que puede obtenerse gracias al cálculo de salidas lingüísticas y clustering de escenarios, mostramos la salida de un típico algoritmo de clustering, *K*-means, aplicado a los 248 escenarios compatibles. Dado que empleamos *K*-means clásico, se utilizaron como atributos de cada escenario los valores defuzzificados de cada criterio, junto con el índice de proximidad que TOPSIS difuso les ha asignado. El valor de *K* no se conoce de antemano y debería optimizarse utilizando criterios estadísticos. En este estudio preliminar, se utilizó la implementación de *K*-means incluida en la herramienta BicAT [1], con *K* = 10 y distancia euclídea.

El resultado se muestra en la Fig. 2, que sólo contiene dos clusters de entre los diez obtenidos. Se han escogido por ser especialmente interesantes y poseer una interpretación muy intuitiva. Cada escenario viene descrito por las hipótesis que lo componen, numeradas del 1 al 3 en las cuatro primeras variables, y del 1 al 4 en las dos últimas. El color de cada atributo se relaciona con su valor (normalizado para toda su columna). El rojo claro indica valores (defuzzificados) más altos y el verde claro, más bajos. Mostramos también la etiqueta lingüística asignada a cada NDTr antes de la defuzzificación, como se indicó en la sección 3.4.

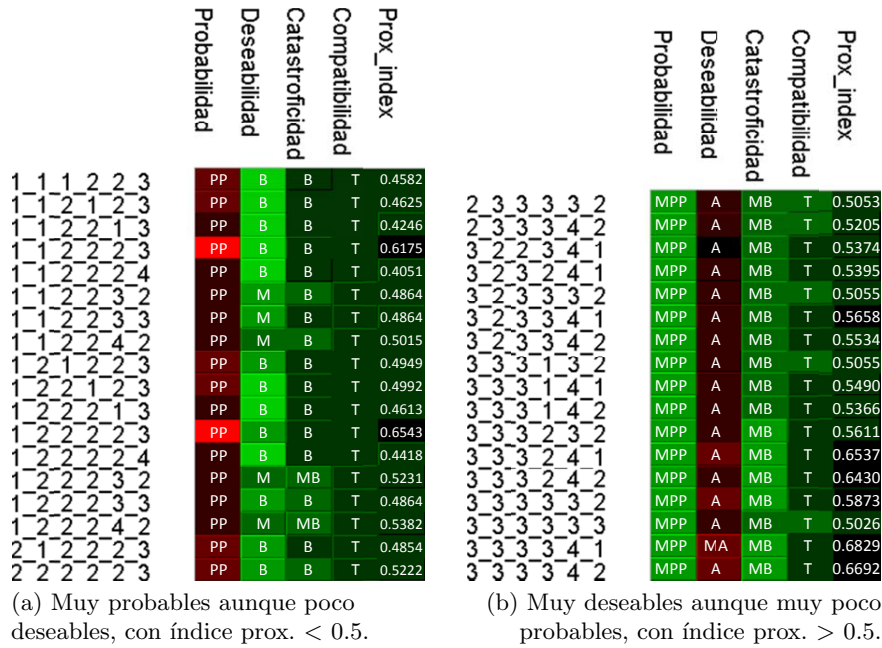


Figura 2: Dos de los clusters encontrados por K-means con K = 10 y distancia euclídea.

El cluster de la Fig.2(a) muestra los escenarios más probables pero menos deseables (aunque poco catastróficos). Nótese que, al calcularse la probabilidad global como producto de seis probabilidades de las hipótesis, el resultado es siempre pequeño; de los 248 escenarios, 132 son Muy Poco Probables (MPP) y son 116 Poco Probables (PP). Aun siendo probables, globalmente son escenarios mediocres con índice de proximidad menor de 0.5.

Por otro lado el cluster de la Fig. 2(b) muestra la situación opuesta: escenarios muy deseables pero poco probables, que obtienen una buena valoración global según TOPSIS porque, pese a su baja probabilidad, tienen valores altos en otros criterios (Alta deseabilidad, Muy Baja catastroficidad). Nótese que en ambos clusters, especialmente en la Fig. 2(b), se ven similitudes entre las hipótesis componentes de los escenarios, aunque el clustering no empleó este hecho.

5. Conclusiones

Se ha descrito un método difuso y lingüístico para el Análisis Morfológico en el ámbito de la Planificación de Escenarios. El empleo de técnicas de Cálculo con Palabras ha permitido suministrar datos expresados de forma lingüística y obtener salidas también lingüísticas, más intuitivas e interpretables. Esto, junto al uso de un método multicriterio para evaluar los posibles escenarios futuros que se han generado, proporciona información más útil que el método MORPHOL

original. Además, hemos mostrado cómo pueden aplicarse técnicas de clustering a las salidas obtenidas, con el fin de descubrir otra información útil acerca de la similitud de escenarios que, sin parecerse necesariamente en las hipótesis que los componen, obtienen valoraciones parecidas; si bien ciertamente existe relación entre ambos enfoques. Los primeros resultados en este sentido son prometedores y serán estudiados en detalle.

En el futuro se experimentará con otras técnicas de clustering y de bi-clustering para comprobar hasta qué punto son capaces de obtener información a la que no se llegaría con un agrupamiento manual basado en la intuición.

Agradecimientos

Contribución financiada por los proyectos TIN2011-27696-C02-01 del M^o de Economía y Competitividad, P11-TIC-8001 de la Junta de Andalucía, y Fondos FEDER. El primer autor posee una beca FPU del Ministerio de Educación.

Referencias

1. Barkow, S., Bleuler, S., Prelić, A., Zimmermann, P., Zitzler, E.: BicAT: a biclustering analysis toolbox. *Bioinformatics* 22(10), 1282–1283 (2006)
2. Bonissone, P., Decker, K.: Selecting uncertainty calculi and granularity: An experiment in trading-off precision and complexity. In: *Proc. of the Ann. Conf. on Uncertainty in AI*. pp. 57 – 66 (1985)
3. Cables, E., García-Cascales, M.S., Lamata, M.T.: The LTOPSIS: An alternative to TOPSIS decision-making approach for linguistic variables. *Expert Systems with Applications* 39(2), 2119 – 2126 (2012)
4. Coyle, R., Yong, Y.: A scenario projection for the South China Sea: Further experience with field anomaly relaxation. *Futures* 28(3), 269 – 283 (1996)
5. Godet, M.: *From anticipation to action: a handbook of strategic prospective*. UNESCO Publishing (1994), capítulo 6
6. Godet, M., Chapuy, P., Comyn, G.: Global scenarios: Geopolitical and economic context to the year 2000. *Futures* 26(3), 275 – 288 (1994)
7. Halliwell, J., Shen, Q.: Linguistic probabilities: theory and application. *Soft Computing* 13(2), 169 – 183 (2008)
8. Ritchey, T.: Fritz Zwicky, Morphologie and Policy Analysis. In: *Proc. of the EURO Conf. on Operational Analysis* (1996)
9. Van Notten, P.: *Writing on the wall: Scenario development in times of discontinuity*. Ph.D. thesis, University of Maastrich, Maastrich, The Netherlands (2005)
10. Villacorta, P.J., Masegosa, A.D., Lamata, M.T.: Fuzzy Linguistic Multicriteria Morphological Analysis in Scenario Planning. In: *Proc. IFSA-NAFIPS* (2013), in press
11. Villacorta, P., Masegosa, A., Castellanos, D., Lamata, M.T.: A linguistic approach to structural analysis in prospective studies. In: Greco et al, S. (ed.) *Advances in Computational Intelligence*, vol. 297, pp. 150–159. Springer (2012)
12. Zadeh, L.A.: The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning–I. *Information Sciences* 8(3), 199 – 249 (1975)