Modelo de Selección de Carteras de Proyectos con Costes Inciertos

Pérez, Fátima
Departamento de Economía Aplicada (Matemáticas)
Universidad de Málaga

Liern, Vicente
Departamento de Matemáticas para la Economía y la Empresa
Universidad de Valencia

Gómez, Trinidad y Caballero, Rafael
Departamento de Economía Aplicada (Matemáticas)
Universidad de Málaga

RESUMEN

En este trabajo desarrollaremos un modelo de programación entera 0-1 para seleccionar y planificar, simultáneamente, una cartera de proyectos, de entre un conjunto de propuestas iniciales. Se permite que los proyectos que conforman la cartera se inicien en distintos instantes de tiempo, de acuerdo con las disponibilidades de recursos en cada periodo u otros requisitos de carácter estratégico, político, etc. Ahora bien, el centro decisor tiene un conocimiento impreciso de ciertos parámetros que aparecen en las restricciones del modelo. Esta incertidumbre se ha modelizado utilizando la lógica fuzzy. La aplicación del modelo propuesto a un ejemplo de prueba nos permite mostrar su funcionamiento general, y la utilidad de los resultados obtenidos.

***Palabras claves*:** Carteras de proyectos; Números Fuzzy; Planificación temporal.

***Área temática*:** Aspectos cuantitativos del Fenómeno Económico

ABSTRACT

In this work, we develop an integer 0-1 programming model in order to select and plan, simultaneously, a project portfolio from a set of initial candidates. Projects can start at different times depending on resource availability or any other strategic or political requirements. We assume the decision centre has an imprecise knowledge about certain parameters which appear in the model's constraints. This uncertainty has been modeled using fuzzy set concepts. A numerical example is presented to demonstrate its performance and usefulness of the obtained results.

***Keywords*:** Project Portfolio; Fuzzy Number; Scheduling.

1. INTRODUCCIÓN

Toda organización requiere un proceso continuado de inversión en proyectos sucesivos y/o simultáneos que aseguren su expansión saneada y rentable. Se trata de una decisión crítica y un fallo al seleccionar los mejores conlleva dos tipos de costes. Por una parte, en cuanto a los recursos que se han gastado en ellos y, por otra, las pérdidas de beneficios que se podrían haber obtenido si esos recursos se hubieran colocado en buenos proyectos que se han dejado de llevar a cabo por no disponer de recursos adicionales.

En la literatura podemos encontrar una gran diversidad de métodos y técnicas que se pueden aplicar en este contexto (Heidenberger and Stummer, (1999)). A grandes rasgos podemos distinguir dos grandes bloques. Por una parte, aquellas técnicas que pretenden obtener una cifra representativa del mérito de cada proyecto, y luego la selección se realiza en base a la jerarquía hasta agotar presupuesto (el método scoring (DePiante and Jensen (1999), Coldrick et al. (2005)), la teoría de la utilidad multiatributo (Duarte and Reis (2006)) y el proceso analítico jerárquico (Suh et al. (1994))). Por otra parte, las técnicas de optimización que seleccionan aquellos proyectos que optimizan alguna medida de valor sujeta a un conjunto de restricciones de disponibilidad de recursos, estratégicas, políticas, etc. (Mavrotas et al. (2006), Stummer and Heidenberger (2003))). Esta segunda aproximación tiene la ventaja de que permite incorporar relaciones de interdependencias entre los proyectos (complementariedad, incompatibilidad, sinergias, entre otras), de manera que el valor de una cartera puede ser diferente de la suma de los valores de los proyectos que la componen (Santhanam and Kyparisis (1996)).

Este proceso de selección de una cartera de proyectos se complica cuando el centro decisor desconoce los datos del problema de una forma precisa. En este contexto, encontramos algunos trabajos en la literatura que modelizan esta imprecisión mediante el uso de la lógica difusa (*fuzzy logic*). Damghani et al. (2011) desarrollan una herramienta para seleccionar carteras de proyectos combinando la programación matemática fuzzy con un sistema basado en reglas fuzzy. Huang (2007) proponen un modelo en el incorporan variables aleatorias cuyas distribuciones de probabilidad vienen caracterizadas por parámetros fuzzy. Wang y Hwang (2007) extienden la aproximación de programación lineal posibilística utilizando la teoría de la posibilidad cualitativa al objeto de incorporar la actitud del centro decisor frente al riesgo.

Por otra parte, no podemos olvidar que este proceso de selección de carteras de proyectos hemos de enmarcarlo dentro de un horizonte temporal, permitiendo que los proyectos que conforman la cartera se inicien en distintos instantes, de acuerdo con las disponibilidades de recursos en cada periodo u otros requisitos de carácter estratégico, político, etc. (Carazo et al. (2010), Gzasemzadeh et al. (1999), Medaglia et al. (2008)).

En este contexto, nuestro objetivo es desarrollar un modelo que ayude en el proceso de selección y planificación de una cartera de proyectos, teniendo en cuenta restricciones de disponibilidad de recursos y diferentes tipos de interacciones entre los proyectos. Dentro de los recursos disponibles, una parte importante se corresponde con los fondos monetarios con que cuenta la organización para hacer frente a la puesta en marcha de los proyectos. Consideraremos que tales fondos monetarios previstos, necesarios para ejecutar cada proyecto, no son conocidos con certeza por parte del centro decisor, y esta incertidumbre la recogeremos modelizando tales fondos (costes) mediante números difusos triangulares.

2. MODELO MATEMÁTICO

El modelo de programación matemática de variables binarias que presentamos se ajusta a un problema de selección y planificación temporal de una cartera de proyectos en el que una organización ha de decidir, de entre un conjunto de proyectos candidatos, cuáles son los elegidos para llevar a cabo, teniendo en cuenta que el principal objetivo es maximizar los beneficios obtenidos con su elección. Esta selección ha de realizarse, además, considerando que existen unos ciertos límites presupuestarios por periodo temporal, de forma que la suma de los costes asociados al instante de ejecución en el que se encuentren los proyectos seleccionados no pueden rebasarlos. Dada la incertidumbre que los costes asociados a la ejecución de los proyectos plantea a las organizaciones, consideramos que éstos deben modelizarse como número difusos ya que, habitualmente, los costes finales empleados en la puesta en marcha y posterior funcionamiento de la cartera, no suelen coincidir con los presupuestados de forma previa. Desde esta perspectiva, consideraremos que los costes asociados a cada proyecto en cada instante temporal son número difusos triangulares que presentarán una variabilidad en forma de intervalo de confianza[1] asociado a un nivel α dado.

Por último, existe otra serie de restricciones que se incluirán en el modelo para tener en cuenta ciertas consideraciones con respecto a la ejecución de los proyectos (instantes de inicio, relaciones de precedencia,…), y que desglosaremos a lo largo de este epígrafe.

De esta forma definiremos, por un lado, la función objetivo que maximizará los beneficios obtenidos por la cartera de proyectos a seleccionar y, por otro, el conjunto de restricciones que nos indicará la factibilidad de dicha cartera.

Con respecto a las variables que utilizaremos en el modelo, dado un horizonte temporal de *T* periodos y un conjunto de *I* proyectos sobre los que realizar la selección, definiremos las variables x_{it} de la siguiente forma:

$$x_{it} = \begin{cases} 1, & si\ el\ proyecto\ i\ comienza\ en\ el\ instante\ t \\ 0, & en\ otro\ caso \end{cases}$$

donde $i = 1, 2, \dots, I, t = 1, 2, \dots, T$. De forma general, una cartera vendrá representada por el vector $x = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1T}, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2T}, \dots, x_{I1}, x_{I2}, \dots, x_{IT})$, de $T \cdot I$ variables binarias.

Pasemos, por tanto, a definir primero la función objetivo que maximice los beneficios obtenidos con la elección de la cartera de proyectos y, a continuación, las restricciones incluidas en el modelo.

2.1. Función Objetivo

Supongamos que la organización ha de evaluar los beneficios obtenidos a lo largo de los *T* instantes temporales por la cartera de proyectos seleccionada. Entonces, la función objetivo a utilizar quedaría definida de la siguiente forma:

[1] En este trabajo hemos preferido hablar de nivel de confianza porque es un término que resulta natural a los que trabajan en programación matemática desde ámbitos ajenos a la lógica fuzzy. Sin embargo, en Zimmermann (1996), por ejemplo, pueden encontrarse otras acepciones para referirse al parámetro alfa, tales como "grado de verdad" o, simplemente, "grado de pertenencia" a un conjunto difuso.

$$Max\ B(x) = \sum_{k=1}^{T} (\sum_{i=1}^{I} \sum_{t=1}^{k} b_{i,k+1-t} \cdot x_{it} + \sum_{j=1}^{s} g_{jk}(x) \cdot a_{jk}) \cdot (1+r)^{-(k-1)}$$

donde los coeficientes $b_{i,k+1-t}$ corresponden a los valores originados en la función, en el periodo de tiempo *k*, por el proyecto *i*, en el caso de que éste fuera seleccionado y comenzara en el instante *t* (es decir, el proyecto se encuentra en su instante de ejecución $k+1-t$).

Por otro lado, el segundo sumando que aparece en la función, se corresponde con la variación (incremento o decremento) que generen las interrelaciones o sinergias que puedan darse entre los proyectos seleccionados para conformar la cartera. Para poder considerar dichas variaciones, siguiendo la formulación de Carazo et al. (2010), se establecen conjuntos A_j, $j = 1,2, \ldots, S$, de proyectos independientes en los que el decisor establece tanto el número mínimo (m_j) como el máximo (M_j) de éstos que han de estar activos para que dicha variación se produzca en una cuantía a_{jk}. Así, las funciones $g_{jk}(x)$ toman el valor 1 si el número de proyectos activos en el instante k está comprendido entre los valores m_j y M_j, y el valor 0 en otro caso.

Por último, incluimos una tasa de interés (*r*) de forma que los beneficios obtenidos en los distintos instantes temporales puedan ser comparados y agregados entre sí de forma directa.

2.1. Restricciones

El conjunto de restricciones que incluimos en el modelo se puede fraccionar en dos grupos, en función de que contengan o no elementos inciertos en su formulación.

2.1.1. Restricciones con Elementos Inciertos

Estas restricciones son las correspondientes a los recursos disponibles por la organización, esto es, las que controlan la cantidad de presupuesto que se agota en cada instante temporal para un cierto recurso. Para ello, se hace indispensable conocer de forma exacta los costes asociados a cada proyecto en cada uno de sus instantes de ejecución. Sin embargo, tal y como hemos comentado anteriormente, estas cantidades distan mucho de ser precisas en el momento en el que son formuladas, de ahí que se haga necesario algún procedimiento que tenga en cuenta estas incertidumbres en los costes a la hora de seleccionar la cartera de proyectos a llevar a cabo. En nuestro caso, consideraremos que éstos datos inciertos se pueden expresar con números triangulares difusos en los que, dado un nivel de confianza α, conocemos sus intervalos de variación.

De esta forma, dado un coste cualquiera *C*, si consideramos que éste representa un dato incierto y notamos por *DI* la desviación inferior que puede sufrir, y por *DS* la desviación superior, construimos un número triangular difuso $\tilde{C}$ que expresamos como (*DI, C, DS*), cuya función de pertenencia es la siguiente (Zimmermann, 1996):

$$\mu_{\tilde{C}}(x)=\begin{cases}1-\frac{1}{DI}(C-x), & x\in[C-DI,\ C[\\ 1-\frac{1}{DS}(x-C), & x\in[C,\ C+DS]\\ 0, & x\notin[C-DI,\ C+DS]\end{cases}$$

Tal y como se aprecia en la Figura 1, dicho número triangular puede ser descrito por el nivel de confianza $\alpha \in [0,1]$ de forma que, si $\alpha = 1$, el número triangular se reduce al coste original (*C*), mientras que si $\alpha = 0$ obtendremos el intervalo de variación completo ($[C-DI, C+DS]$).

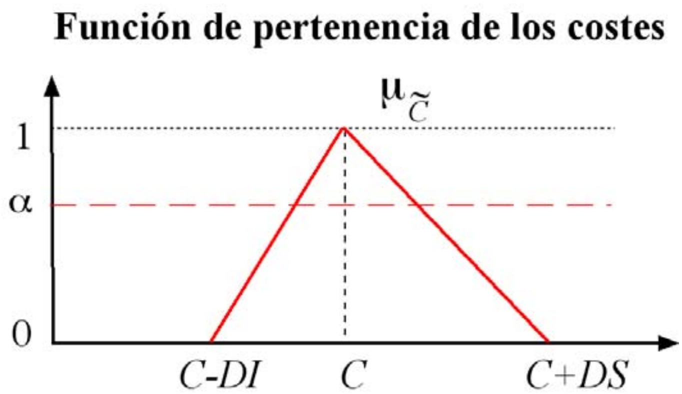

Figura 1. Fuente: Elaboración Propia.

En nuestro caso, cada coste está asociado a un proyecto en un instante temporal para una categoría de recursos dados. Por tanto, supongamos que $c_{i,u,q}$ representa el coste asociado al proyecto i en su instante de ejecución q, para la categoría de recursos u. Sean, además, $\underline{d}_{i,u,q}$ y $\overline{d}_{i,u,q}$ las desviaciones que estos costes pueden presentar a la izquierda y derecha, respectivamente, de su valor original, de forma que podemos representar el número triangular difuso asociado al coste $c_{i,u,q}$ como la terna: $(\underline{d}_{i,u,q}, c_{i,u,q}, \overline{d}_{i,u,q})$.

Así, dado un nivel de confianza $\alpha \in [0, 1]$, el intervalo de variación asociado a cada uno de estos números difusos vendría dado por:

$$[c_{i,u,q} - \underline{d}_{i,u,q} + \alpha \cdot \underline{d}_{i,u,q},\ c_{i,u,q} + \overline{d}_{i,u,q} - \alpha \cdot \overline{d}_{i,u,q}]$$

Por tanto, si R_{uk} representa la cantidad del recurso *u* que la organización puede agotar en el instante *k*, tendremos que la restricción asociada al consumo total que puede realizarse, para cada tipo de recurso y cada instante temporal, vendrá dada por:

$$\sum_{i=1}^{I}\sum_{t=1}^{k} \tilde{c}_{i,u,k+1-t} \cdot x_{it} \leq R_{uk}, \qquad u \in \{1, 2, \dots, U\}, \qquad k \in \{1, 2, \dots, T\}$$

donde $\tilde{c}_{i,u,k+1-t}$ representa el coste difuso asociado al proyecto *i*, para el recurso *u* si dicho proyecto fue seleccionado en *t* y, por tanto, en el instante *k* se encuentra en su $k + 1 - t$ momento de ejecución. Estos coeficientes son números difusos triangulares a los que se les aplica el razonamiento anterior, es decir,

$$\tilde{c}_{i,u,k+1-t} \in [c_{i,u,k+1-t} - \underline{d}_{i,u,k+1-t} + \alpha \cdot \underline{d}_{i,u,k+1-t},\ c_{i,u,k+1-t} + \overline{d}_{i,u,k+1-t} - \alpha \cdot \overline{d}_{i,u,k+1-t}]$$

dado un nivel de confianza $\alpha \in [0, 1]$.

2.1.1. Otras Restricciones del Modelo

El resto de restricciones del modelo propuesto son las especificadas a continuación:

a) Restricciones relativas a las sinergias entre proyectos.

Estas dos restricciones nos aseguran que las funciones $g_{jk}(x) = g_{jk}^{m}(x) \cdot g_{jk}^{M}(x)$ tomen el valor 1 cuando el número de proyectos activos se encuentre dentro de las cotas m_j y M_j definidas por el decisor, respectivamente.

$$(\sum_{i \in A_j}\sum_{t=k-d_i+1}^{k} x_{it}) - m_j + 1 \leq I \cdot g_{jk}^{m}(x) \leq (\sum_{i \in A_j}\sum_{t=k-d_i+1}^{k} x_{it}) - m_j + I \quad j = 1, 2, \dots, S$$

$$M_j - (\sum_{i \in A_j}\sum_{t=k-d_i+1}^{k} x_{it}) + 1 \leq I \cdot g_{jk}^{M}(x) \leq M_j - (\sum_{i \in A_j}\sum_{t=k-d_i+1}^{k} x_{it}) + I \quad j = 1, 2, \dots, S$$

b) Restricciones lineales temporales.

En ellas, la organización puede incluir aquellas características que considere relevantes sobre los proyectos activos que estén incluidos en la cartera en el instante k. Se definen unos límites inferiores ($\underline{b}(k)$) y superiores ($\overline{b}(k)$), además de la matriz de coeficientes ($B(k)$).

$$\underline{b}(k) \leq B(k) \cdot \begin{pmatrix} \sum_{t=k+d_1-1}^{k} x_{1t} \\ \vdots \\ \sum_{t=k+d_I-1}^{k} x_{It} \end{pmatrix} \leq \overline{b}(k) \quad k = 1, 2, \dots, T$$

c) Restricciones lineales globales.

Equivalentes a las anteriores, pero sin depender del instante temporal en el que nos encontremos.

$$\underline{b} \leq B \cdot \begin{pmatrix} \sum_{t=1}^{T} x_{1t} \\ \vdots \\ \sum_{t=1}^{T} x_{It} \end{pmatrix} \leq \overline{b}$$

d) Restricciones de obligatoriedad y de unicidad.

Con estas restricciones aseguramos que cada proyecto sólo puede comenzar una única vez y, además, a través de la cota inferior (CL) se puede forzar la ejecución obligatoria de determinados proyectos.

$$CL \leq \sum_{t=1}^{T} x_{it} \leq 1 \quad i = 1, 2, \dots, I$$

e) Restricciones sobre el instante de inicio.

Dado un subconjunto E del total de proyectos, con estas restricciones podemos forzar a que determinados proyectos, de seleccionarse, lo hagan en unos determinados instantes temporales definidos por la organización.

$$\alpha \cdot \sum_{t=1}^{T} x_{it} \leq \sum_{t=1}^{T} t \cdot x_{it} \leq \beta \quad i \in E$$

f) Restricciones de precedencia.

Dado un conjunto P_l de proyectos precursores para el proyecto l, éstas restricciones nos aseguran que el proyecto l no puede ser seleccionado si no lo son sus precursores.

$$\sum_{t=1}^{T} x_{it} \geq \sum_{t=1}^{T} x_{lt} \quad i \in P_l$$

De igual forma, podemos modelizar que el proyecto l no pueda ser seleccionado si no han transcurrido, al menos, h_i períodos del inicio de sus precursores, y no más de H_i períodos:

$$\sum_{t=1}^{T} x_{lt}(\sum_{t=1}^{T} t \cdot x_{it} + h_i) \leq \sum_{t=1}^{T} t \cdot x_{lt} \leq \sum_{t=1}^{T} t \cdot x_{it} + H_i \quad i \in P_l$$

Por tanto, el modelo final obtenido es un problema de programación matemática de variables binarias en el que parte de las restricciones incluyen elementos inciertos con los que se ha trabajado a partir de la teoría de números difusos. A continuación, aplicaremos el modelo propuesto a un ejemplo de prueba, de forma que nos permitirá tanto mostrar su funcionamiento general como interpretar los resultados obtenidos.

3. APLICACIÓN PRÁCTICA

Una vez visto el desarrollo teórico del modelo que vamos a aplicar, veremos su funcionamiento sobre un ejemplo que hemos propuesto. La generación de los datos que contiene se ha realizado de forma aleatoria respetando los límites que le hemos impuesto, esto es, 10 proyectos iniciales sobre los que realizar la selección, y 4 instantes temporales a lo largo de los cuales realizar la planificación.

En cuanto al número de restricciones en los que aparecen los coeficientes de costes que hemos formulado como elementos imprecisos, tenemos 3 restricciones diferentes a lo largo de los 4 instantes temporales. En cada una de estas tres restricciones, los decisores evaluarían distintos tipos de costes (materiales, económicos, mano de obra,…) asociados a los proyectos candidatos a ser seleccionados. Los valores que toman estos coeficientes han sido generados aleatoriamente, de forma que corresponderían a los costes que la organización estima que va a suponer la ejecución de cada uno de los proyectos en cada instante temporal. Además, al ejecutar el procedimiento de resolución, se ha indicado que el rango de variación en el que éstos pueden moverse varía entre un 25% por debajo de su valor y un 40% por encima. El considerar que el límite superior se encuentra más lejos del valor estimado que el inferior surge de forma natural al tener en cuenta que, habitualmente, los costes asociados a la ejecución de los proyectos tienden a aumentar en mayor medida a la que tienden a disminuir.

Con respecto al resto de restricciones incluidas en el ejemplo ilustrativo, se han introducido dos restricciones lineales temporales (una en el instante 2 y otra en el instante 3) y tres globales. No se ha especificado la obligatoriedad de seleccionar para la cartera ningún proyecto en particular, pero sí se han indicado los límites temporales en los que cada proyecto ha de ser seleccionado. Además, se ha incluido una relación de precedencia en la que el proyecto número 4 no puede ser seleccionado si no lo ha sido, al menos dos periodos antes, el proyecto número 5.

Por último, con respecto a la función objetivo, se ha tenido en cuenta la activación de una posible sinergia en ella en el caso en el que los proyectos 4 y 6 sean seleccionados de forma simultánea para su ejecución en el instante temporal 2. En este caso, no se ha considerado necesaria la introducción de tasas de interés asociadas.

Para la resolución del proceso, y teniendo en cuenta la complejidad del modelo por el alto número de restricciones incluidas, se ha utilizado un algoritmo heurístico basado en el SS-PMO (Molina et al. 2007) que agilizará la resolución del procedimiento. Además, se han realizado diferentes ejecuciones considerando distintos valores para el nivel de confianza α, de forma que se abarcara su rango completo de variación fraccionado en tramos equidistantes. Así, hemos obtenido las soluciones asociadas a 11 posibles valores de alfa, considerando una partición del intervalo [0, 1] en décimas.

En cuanto a los tiempos computacionales observados a lo largo de las 11 ejecuciones, éstos se mueven en una horquilla que va desde los 151.16 s. hasta los 385.22 s., con una media de aproximadamente 4 minutos (240.32 s.) de duración.

Los resultados obtenidos en cuanto a los valores alcanzados por la función de beneficios en las carteras óptimas seleccionadas, tal y como se aprecia en la Figura 2, varían dentro del rango [532.46, 611.95] unidades monetarias. Tal y como puede apreciarse, se pueden obtener rangos de variación del nivel de confianza α de forma que la solución obtenida es igual en cuanto a los beneficios obtenidos. Además, tal y como veremos a continuación, las carteras seleccionadas en dichos casos coinciden entre sí, de forma que podemos hablar de estabilidad en las soluciones obtenidas dentro de determinados rangos del nivel de confianza α.

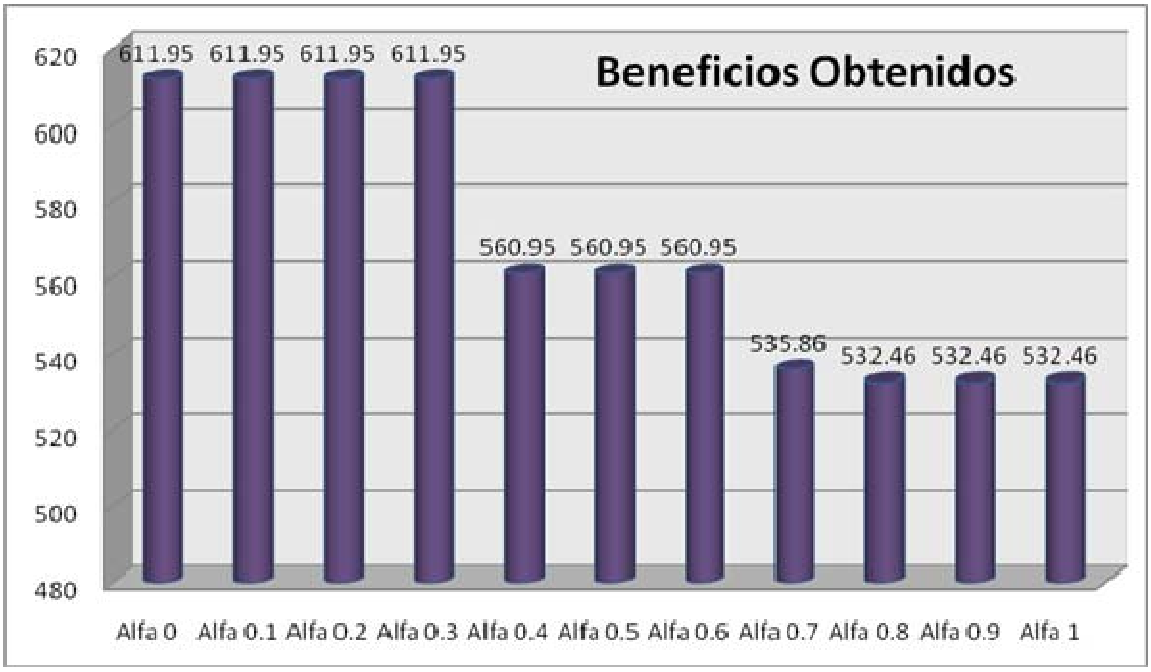

Figura 2. Fuente: Elaboración Propia.

También se puede observar, en la Figura 2, que los valores obtenidos en la función objetivo de beneficios van disminuyendo, a medida que los valores otorgados al nivel de confianza α van aumentando. Esto se explica fácilmente si observamos la forma en la que hemos construido los intervalos asociados a los coeficientes de costes. Así, cuando pasamos de un valor α dado a uno superior, lo que en realidad estamos haciendo es disminuir el intervalo que se obtiene asociado a la variación de cada coste en la restricción, quedando este nuevo intervalo encajado dentro del anterior. De esta forma, o bien la cartera eficiente que se obtiene ahora es la misma que en el caso anterior, o bien ésta no puede ser ya alcanzada porque no pertenece al nuevo conjunto de oportunidades, por lo que habría que buscar la nueva solución al problema que, evidentemente, ha de proporcionar unos beneficios menores a los obtenidos anteriormente, ya que, en caso contrario, ésta habría sido la seleccionada en el caso anterior.

Por otro lado, si nos fijamos en los resultados obtenidos en cuanto a las carteras de proyectos seleccionadas para ser llevadas a cabo a lo largo del horizonte temporal, podemos comprobar que todas las soluciones que comparten un mismo valor óptimo en los beneficios, representan la misma cartera asociada, compuesta, en cada caso, por los proyectos que se detallan en la Tabla 1. Además, se han incluido los instantes temporales en los que éstos se inician dentro de la planificación realizada.

α	[0, 0.3]	α	[0.4, 0.6]	α	0.7	α	[0.8, 1]
Beneficios	611.95	Beneficios	560.95	Beneficios	535.86	Beneficios	532.46
Proy.	Ins. Inicio	Proy.	Ins. Inicio	Proy.	Ins. Inicio	Proy.	Ins. Inicio
3	3	5	2	1	3	2	3
5	2	6	2	2	4	5	2
6	2	7	2	6	2	6	2
7	2	8	3	7	2	7	2
8	3	9	1	8	3	8	4
9	1	10	3	9	1	9	1
10	4						

Tabla 1. Fuente: Elaboración Propia.

Realizando una comparación de las cuatro carteras eficientes obtenidas a lo largo de los distintos valores otorgados al nivel de confianza α, podemos comprobar que la cartera que contiene un mayor número de proyectos es la que se obtiene al otorgar los valores más pequeños a dicho nivel. Además, podemos comprobar que hay 4 proyectos que son seleccionados en todas las carteras (6, 7, 8 y 9) y que, salvo en el caso del proyecto número 8, todos ellos tienen su comienzo en los mismos instantes temporales. Esto nos llevaría a poder afirmar al usuario que dichos proyectos son firmes candidatos a ser ejecutados pues, a pesar de las posibles variaciones que puedan sufrir los costes que originan, dentro de los límites impuestos, siempre son proyectos seleccionados en la cartera eficiente del problema.

Por otro lado, el proyecto número 10 sólo pertenece a las carteras óptimas cuando los valores de α son relativamente bajos, es decir, cuando se puede producir una gran variabilidad en los costes. Esto equivaldría a que el decisor tendría que elegir este proyecto en el caso en que tuviera sospechas fundadas acerca de que los costes van a sufrir variaciones importantes a lo expuesto en los datos aportados para cada proyecto. En esta línea, ocurre algo similar con el proyecto número 2, ya que sólo es seleccionado cuando α toma valores altos, lo cual implicaría que el decisor ha de llevarlo a cabo sólo si confía en que las posibles variaciones que puedan sufrir los costes de los proyectos van a ser moderadas.

Por último, los resultados obtenidos también nos permiten realizar un estudio relativo a la estabilidad de la solución obtenida en el caso en el que no se hubieran considerado datos imprecisos, esto es, en el caso en el que el nivel de confianza α es igual a 1. De esta forma, podemos apreciar que la solución obtenida en ese caso es estable, al menos, hasta el valor de α igual a 0.8. Así, si no hubiéramos incluido datos inciertos en la formulación del modelo, la cartera óptima obtenida sólo sería válida en el caso en el que dichos valores realmente estuvieran bien ajustados. En el caso en el que éstos no hubieran sido formulados de forma correcta, o sufrieran variaciones a lo largo del tiempo, sólo podríamos tener certeza acerca de que la solución obtenida fuera la válida en el caso en el que el nivel de confianza de dichos valores fuera de, al menos, 0.8.

4. CONCLUSIONES

El campo de estudio en el que se desarrolla la selección y planificación de carteras de proyectos posee un gran número de características y opciones de evaluación asociadas que propicia que las metodologías que se han utilizado en los últimos años para su manejo sean ricas y variadas. Dentro de esta amplia variedad, aquéllas que utilizan como base la programación matemática permiten, no sólo evaluar una serie de alternativas conforme a unos beneficios o costes asociados sino que, además, posibilitan la inclusión de todas aquellas restricciones sobre el funcionamiento y desarrollo de la cartera de proyectos que el decisor o decisores considere necesarias.

Por otro lado, cuando se realiza una planificación temporal de una serie de proyectos a ejecutar, hay que tener en cuenta que puede existir una cierta imprecisión en la formulación inicial de sus costes asociados, ya que éstos pueden sufrir variaciones a lo largo de los instantes temporales en los que se desarrolle la cartera. Estas variaciones pueden venir dadas por aspectos relacionados directamente con las organizaciones ejecutoras de los proyectos o por aspectos económicos relativos al entorno en el que éstas trabajan (descenso o aumento en los costes de las materias primas, de la mano de obra, del mantenimiento de maquinaria,…).

A la vista de lo expuesto, hemos propuesto un método de selección y planificación temporal de carteras de proyectos en el que hemos dado cabida a todos aquellos aspectos que hemos considerado relevantes para su resolución. Así, el modelo propuesto maximiza los beneficios obtenidos por la cartera de proyectos que se selecciona, al mismo tiempo que permite la introducción de restricciones relativas a aspectos importantes relacionados con la ejecución de los proyectos (proyectos de obligada ejecución, relaciones de precedencia, sinergias, instantes temporales de inicio,…), añadiendo la posibilidad de incluir elementos inciertos en los coeficientes de las restricciones de recursos, que son aquéllas que limitan los costes totales generados por los proyectos activos en cada instante temporal.

Esta formulación se ha realizado considerando que estos costes son números triangulares difusos de forma que, dado un nivel de confianza α, se les asocia unos intervalos de variación, limitados a unos costes mínimos y máximos fijados por el decisor o decisores.

El funcionamiento del modelo propuesto ha sido probado sobre un ejemplo generado de forma aleatoria sobre el que se han obtenido las soluciones asociadas a distintos valores del nivel de confianza α. Los resultados obtenidos de esta forma, además, nos llevan a poder realizar un análisis en mayor profundidad acerca de la posible estabilidad asociada a la cartera de proyectos que resultaría seleccionada en el caso en el que los costes de los proyectos se consideraran datos fijos y no imprecisos ($\alpha = 1$).

Una vez probado el funcionamiento general del modelo con datos inciertos que hemos propuesto, nos planteamos varias vías de continuación y ampliación del trabajo realizado. Por un lado, el paso del modelo propuesto a un problema multiobjetivo en el que poder considerar otros aspectos a evaluar además de los beneficios obtenidos. Otra posible vía de estudio, podría venir dada por la inclusión, en las restricciones de recursos, de relaciones de sinergia entre los proyectos, ya que pueden existir proyectos que, de seleccionarse conjuntamente, puedan conllevar una disminución en los costes generados por ellos. Además, consideramos que la aplicación de la metodología a una organización real debe ser otro aspecto a considerar de forma inminente para así poder probar el funcionamiento del modelo no sólo sobre instancias de prueba, sino también poder apreciar su funcionalidad y potencial con su aplicación a datos reales.

5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- CARAZO, A. F., GÓMEZ, T., MOLINA, J., HERNÁNDEZ-DÍAZ, A., GUERRERO, F., CABALLERO, R. (2010). Solving a comprehensive model for multi-objective project portfolio selection. Computers and Operations Research, 37, pp. 630-639.
- COLDRICK, S., LONGHURST, P., IVEY, P.C., HANNIS, J. (2005). An R&D options selection model for investment decisions. Technovation, 25(3), pp. 185-193.
- DAMGHANI, K. K., SADI-NEZHAD, S., ARYANEZHAD, M.B. (2011). A modular Decision Support System for optimum investment selection in presence of uncertainty: Combination of fuzzy mathematical programming and fuzzy rule based system. Expert Systems with Applications, 38, pp. 824-834.
- DUARTE, B.P.M., REIS, A. (2006). Developing a project evaluation system based on multiple attribute value theory. Comp. and Oper. Res., 33(5), pp. 1488-1504.
- GHASEMZADEH, F., ARCHER, N., IYOGUN, P. (1999). A zero-one model for project portfolio selection and scheduling. J. Oper. Res. Soc., 50(7), pp. 745-755.
- HEIDENBERGER, K., STUMMER, C. (1999). Research and development project selection and resource allocation: a review of quantitative modelling approaches. Int. J. Management Reviews, 1, pp. 197-224.
- HUANG, X. (2007). Optimal project selection with random fuzzy parameters. Int. J. Production Economics, 106, pp. 513-522.
- MAVROTAS, G., DIAKOULAKI, D., CALOGHIROU, Y. (2006). Project priorization under policy constraints. A combination of MCDA with 0-1 programming. Eur. J. Oper. Res., 171, pp. 296-308.

- MEDAGLIA, A.L., HUETH, D., MENDIETA, J.C., SEFAIR, J.A. (2008). A multiobjective model for the selection and timing of public enterprise projects. Soc-Econ. Sched. Sci., 42 (1), pp. 31-45.
- MOLINA, J., LAGUNA, M., MARTI, R., CABALLERO, R. (2007). SSPMO: A Scatter Tabu Search Procedure for Non-Linear Multiobjective Optimization. INFORMS. Journal on Computing, 19 (1), pp. 91-100.
- SANTHANAM, R., KYPARISIS, J. (1996). A decision model for interdependent information system project selection. Eur. J. Oper. Res., 89(2), pp. 380-399.
- STUMMER, C., HEIDENBERGER, K. (2003). Interactive R&D portfolio analysis with project interdependencies and time profiles of multiple objectives. IEEE Trans. Eng. Management, 50(2), pp. 175-183.
- SUH, C., SUH, E., BAEK, K. (1994). Prioritizing telecommunications technologies for long-range R&D scheduling to the year 2006. IEEE Trans. Eng. Management, 41(3), pp. 264-275.
- WANG, J., HWANG, W.L., (2007). A fuzzy set approach for R&D portfolio selection using a real options valuation model. Omega, 35, pp. 247-257.
- ZIMMERMANN, H. J. (1996) Fuzzy Set Theory and its Applications, 3rd Edition, Kluwer Academic Publishers, Boston.