

PROBLEMAS DE RUTAS EN CAMINOS FORESTALES CONSIDERANDO MÚLTIPLES CRITERIOS

Rafael Caballero Fernández

Mariano Luque Gallego

Julián Molina Luque

Departamento de Economía Aplicada (Matemáticas)

Universidad de Málaga

e-mail: rafael.caballero@uma.es

Pedro Fernández de Córdoba

Beatriz Saavedra Castillo

Departamento de Matemática Aplicada

Universidad de Politécnica de Valencia

e-mail: pfernandez@mat.upv.es

Osvaldo Fosado Téllez

María Amparo León Sánchez

Departamento de Matemática

Universidad de Pinar del Río, Cuba.

e-mail: fosado@mat.upr.edu.cu

Resumen

La determinación de rutas cada vez más eficientes para la repartición de recursos en los bosques constituye una problemática difícil de resolver en el aprovechamiento forestal, sobre todo si se conjugan criterios que pueden contraponerse entre sí

(distancia, medios de transporte, tiempo, peligrosidad, entre otros). En este trabajo se desarrollan dos metodologías para la solución de esta problemática: la primera de ellas basada en Técnicas de Simulación Monte Carlo y la segunda en la utilización de un algoritmo metaheurístico para la obtención del Conjunto Eficiente de un problema de Programación Multiobjetivo. En ambos casos, sobre la aproximación del conjunto eficiente obtenida se aplican los métodos interactivos de toma de decisiones multicriterio para la búsqueda de las mejores alternativas y, finalmente, se comparan las soluciones obtenidas mediante estas dos metodologías.

Palabras clave: Rutas, Método de Monte Carlo, Metaheurísticos, Programación Multiobjetivo Interactiva.

1. Introducción.

La repartición de recursos dentro de una red de caminos forestales constituye un problema que necesita de métodos científicos para obtener resultados eficientes. Estos entran dentro de los llamados **“Problemas de Rutas”**, los cuales básicamente consisten en el diseño de rutas sobre las aristas de un grafo (una red caminera) y que cumplan con una serie de condiciones como demanda de un recurso en determinados nodos del grafo, ventanas de tiempo para la repartición de ese recurso, existencia de medios de transporte, entre otros.

La búsqueda de algoritmos que permitan solucionar Problemas de Rutas se ha convertido en una de las tendencias más trabajadas dentro del campo de la Matemática Aplicada. Por desgracia, para una gran parte de los Problemas de Optimización no se conoce ningún algoritmo de resolución polinómico, además, resultados de la Teoría de la Complejidad Algorítmica hacen que sea poco probable que tales algoritmos existan. Esta situación ha provocado el desarrollo de algoritmos heurísticos para la “solución” de tales problemas, dentro de los que se destacan los que hacen uso de la simulación, específicamente las técnicas de Simulación Monte Carlo.

La idea básica de estos últimos está en simular vehículos moviéndose aleatoriamente por un grafo, generando así un número determinado de tours y escoger el mejor de ellos a través de un criterio, pero, ¿cómo considerar simultáneamente varios criterios? (distancia, tiempo, número de vehículos, peligrosidad, entre otros). En contraste, se presentan los métodos metaheurísticos como una herramienta de gran utilidad práctica en la resolución de este tipo de problemas.

De esta manera, el presente trabajo tiene como objetivo resolver problemas de ruta multicriterio mediante dos vías alternativas: una a través de técnicas de simulación Monte Carlo y otra mediante técnicas metaheurísticas. Para cada vía, obtenido un conjunto de soluciones, aplicaremos las técnicas interactivas con el objetivo de quedarnos con la solución más preferida.

En nuestro ejemplo concreto, estudiaremos la planificación eficiente del movimiento de vehículos dentro de redes camineras forestales para la repartición de recursos.

2. Planteamiento del problema.

Distinguimos entre “viaje” y “vehículo”. Un “viaje” es una ruta con base en el depósito que sirve a unos vértices con una demanda total no mayor que Q . Un “vehículo” estará definido por un conjunto de tales “viajes”, de modo que la suma de los tiempos totales empleados no sea superior a T horas. El tiempo empleado por un vehículo en recorrer la arista (i, j) , t_{ij} , es estimado. La arista c_{ij} y el tiempo de descarga en cada nodo, t_i , son también conocidos, así como el tiempo t_0 necesario para cargar el vehículo en el depósito. Se trata de minimizar, primero, el número de vehículos y después, la distancia total recorrida por los vehículos de modo que todas los nodos sean servidos dentro de su horario.

Un ejemplo práctico de ello pudiera ser la repartición de combustible a varias brigadas dentro de una red caminera. El camión cisterna debe salir de un depósito con una capacidad, se irá moviendo aleatoriamente dentro de la red hacia un nodo adyacente (brigada). Si la demanda de esa brigada no esta cubierta y la capacidad de que dispone el camión es mayor a la demanda se abastece y se marca como tal, se pasa entonces a otro nodo adyacente realizando la misma pregunta, en caso de no ser cubierta la demanda con la carga del camión en ninguna brigada o de que todas las brigadas fueron abastecidas se vuelve al origen (depósito), de quedar brigadas por abastecer y alcanzar la ventana de tiempo establecida se comienza otro viaje. Solo se acude a otro vehículo si las ventanas de tiempo preestablecidas para cumplir con el abastecimiento no se cumplen con él o los vehículos en trabajo.

Si observamos ya se incluyen dos criterios a tener en cuenta, por un lado minimizar el número de vehículos y por el otro la distancia a recorrer cumpliendo con ventanas de tiempo, pero, no necesariamente la distancia es proporcional al tiempo, sobre todo si consideramos que los caminos más cortos pueden resultar los más peligrosos y por consiguiente no los de menor tiempo. Estos y otros criterios pueden presentar

contradicción con el criterio distancia, por tanto es necesaria una metodología que permita desarrollar el problema como un problema multicriterio.

En nuestro ejemplo concreto se consideraron 25 brigadas (nodos) interconectados entre si (325 aristas) por caminos forestales, las cuales deberían ser abastecidas de combustible en un tiempo determinado.

Cada camino presenta una distancia, un tiempo estimado para su recorrido, una puntuación de impacto ambiental y una de peligrosidad, estos dos últimos criterios con el objetivo de ser minimizados. Por tanto estamos en presencia de un problema de ruteo con 4 criterios de decisión. La expresión general a minimizar quedará de la siguiente manera:

$$\text{Min } (t_{(i,j)}, d_{(i,j)}, I_{(i,j)}, P_{(i,j)})$$

Donde:

$t_{(i,j)}$: Criterio tiempo en el arco (i,j) .

$d_{(i,j)}$: Criterio distancia en el arco (i,j)

$I_{(i,j)}$: Criterio Impacto Ambiental en el arco (i,j)

$P_{(i,j)}$: Criterio Peligrosidad en el arco (i,j)

3. Resolución.

3.1. Mediante un Algoritmo de Rutas utilizando técnicas de Simulación Monte Carlo.

Para el caso monocriterio donde se persigue la menor utilización de camiones que genere una mínima distancia, Fernández de Cordoba y col. (1998) desarrollaron un algoritmo basado en técnicas de simulación Monte Carlo que se resume de la siguiente manera:

Se simula que los vehículos circulan por las aristas del grafo. Un vehículo comienza en el depósito su viaje número 1, con tiempo $t = t_0$, longitud $l = 0$ y carga $q = 0$ y va pasando aleatoriamente de un nodo a otro adyacente en función de unas ciertas probabilidades. Cada vez que atraviesa una arista se incrementa $t = t + t_{ij}$ y $l = l + c_{ij}$.

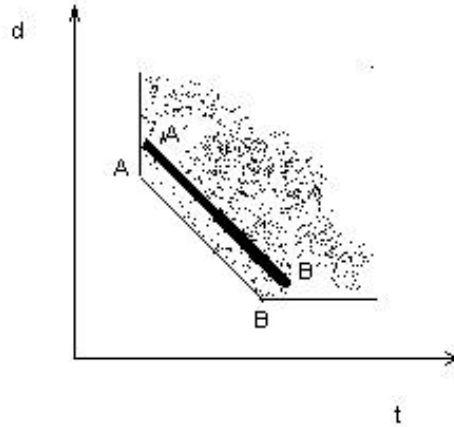
Cada vez que llega a un vértice i con demanda $d_i \leq Q - q$, se marca el vértice como servido por ese vehículo e incrementamos $t = t + t_i$ y $q = q + d_i$. Si se llega a un vértice i con demanda $d_i > Q - q$, no lo sirve. Si no quedan vértices que puedan ser servidos con la carga actual q , el vehículo vuelve al depósito (incrementando adecuadamente t y l) y se comienza un nuevo viaje actualizando $q = 0$ e incrementando $t = t + t_0$.

Cuando ningún nodo de los que quedan por servir puede ser alcanzado y servido sin cumplirse $t > T$, el vehículo también vuelve al depósito (incrementando l) y se comienza un nuevo vehículo, actualizando $q = 0$, $t = t_0$. Cuando todos los nodos han sido servidos, el último vehículo vuelve al depósito.

Se repite este proceso un número determinado de veces y se queda con un *output* del algoritmo aquella solución que, con menor número de vehículos, obtenga una menor longitud total recorrida.

Observemos que el algoritmo considera dos criterios implícitamente, primeramente escoge aquellas rutas que generen menor número de vehículos y dentro de ellas selecciona aquella en la que se obtenga una menor distancia. La dificultad estriba cuando se consideran otros criterios adicionales.

Consideremos el caso más sencillo donde se minimiza tiempo y distancia (ya está implícito el número mínimo de vehículos). La solución quedará representada gráficamente en la frontera de un conjunto convexo que bien pudiera ser el segmento entre los puntos A y B:



Donde:

A: Punto óptimo (minimizar criterio tiempo)

A': Solución a través de técnicas de simulación (minimizar criterio tiempo)

B: Punto óptimo (minimizar criterio distancia)

B': Solución a través de técnicas de simulación (minimizar criterio distancia).

Entre A' y B' existen infinitas soluciones factibles imposibles de analizar en su totalidad. Consideremos $\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_K = 1$, entonces:

$$[\lambda_1(M'_{(i,j),1}) + \lambda_2(M'_{(i,j),2}) + \dots + \lambda_K(M'_{(i,j),K})] = E_{(i,j)}$$

$$M'_{(i,j),k} = \frac{M_{(i,j),k}}{\frac{\text{Máx } M_{(i,j),k}}{\forall (i,j)} - \frac{\text{Mín } M_{(i,j),k}}{\forall (i,j)}}$$

Donde:

$M_{(i,j),k}$ sería el criterio k en el arco (i, j), k: 1, 2, ..., K

La solución por el algoritmo de ruta planteado y considerando como criterio a tener en cuenta minimizar los valores de $E_{(i,j)}$, permitiría moverse en la frontera entre los puntos extremos y entregaría tantas particiones como combinaciones de λ_K

formemos. Un mayor número de particiones permitiría al analista y al decisor analizar una mayor cantidad de posibles soluciones en cada iteración.

En nuestro caso concreto considerando los cuatro criterios, el problema a minimizar quedará de la siguiente manera:

$$\left[\lambda_1 \left(\frac{t_{(i,j)}}{\frac{\text{Máx}t(i,j) - \text{Mín}t(i,j)}{\forall(i,j)}} \right) + \lambda_2 \left(\frac{d_{(i,j)}}{\frac{\text{Máx}d(i,j) - \text{Mín}d(i,j)}{\forall(i,j)}} \right) + \lambda_3 \left(\frac{I_{(i,j)}}{\frac{\text{Máx}I(i,j) - \text{Mín}I(i,j)}{\forall(i,j)}} \right) + \lambda_4 \left(\frac{P_{(i,j)}}{\frac{\text{Máx}P(i,j) - \text{Mín}P(i,j)}{\forall(i,j)}} \right) \right] = E_{(i,j)}$$

El algoritmo, como ya se dijo, implícitamente minimiza el número de camiones a utilizar, lo cual podemos considerarlo como un quinto criterio al cual se le da un tratamiento lexicográfico, tomando como base una ventana de tiempo que para nuestro ejemplo fue de 240 minutos, o sea, es necesario atender la demanda de todas las brigadas en menos de 2 horas, se buscará entonces mejorar los restantes criterios a partir de aquellas soluciones que generen un mínimo uso del parque automotriz. Este tratamiento crea particularidades específicas para el algoritmo que lo diferencia de otros creados al efecto.

Se consideró además un tiempo de carga en el depósito de 30 minutos, un tiempo de descarga de 15 minutos, capacidad de cada camión 900 litros y demanda en cada brigada de 300 litros.

A partir de esta información se generaron los ficheros a solucionar, ponderando cada uno de los criterios con 4 particiones (saltos de 0.25 unidades). Este salto puede variar en dependencia de la precisión que se persiga, valores más pequeños barrerían con una mayor precisión la frontera del conjunto solución. Para nuestro ejemplo se generaron 56 posibles combinaciones las cuales fueron solucionadas y analizadas.

Del total de combinaciones analizadas 8 se consideran eficientes, quedando el resto dominadas por estas. Los resultados de los indicadores se plasman a continuación:

Criterios						
Soluciones	Camiones	Viajes	Tiempo (min)	Distancia (m)	Impacto Ambiental	Peligrosidad
1	7	10	1296.1	536800	170	202
2	9	9	1263.6	518000	173	144
3	8	10	1322.1	560820	168	143
4	8	10	1328.9	556300	173	148
5	9	9	1268.6	512300	172	152
6	8	10	1337.3	566920	161	140
7	8	10	1320.2	556500	165	149
8	8	10	1332.6	565200	164	143
9	8	10	1344.3	561000	165	147

3.2. Mediante técnicas metaheurísticas.

Para la resolución de este problema se ha utilizado un metaheurístico para la resolución de problemas de Programación Multiobjetivo denominado MOAMP (MultiObjective Adaptive Memory Procedure). Este método tratará de adaptar una búsqueda tabú a la estructura particular del conjunto eficiente de un problema multiobjetivo. En este sentido, es un hecho conocido que los puntos eficientes de un problema multiobjetivo se encuentran “conectados” entre sí, es decir, en el caso en que las variables del problema son continuas (y el problema cumple unas ciertas condiciones mínimas de continuidad de las funciones), cualesquiera dos puntos eficientes están conectados por una curva dentro del conjunto eficiente, y en el caso en que las variables del problema son enteras, cualquier punto eficiente está “suficientemente cerca” de otro punto eficiente. En este último caso, como “suficientemente cerca” se entiende que en un vecindario no demasiado amplio de este punto eficiente se puede encontrar otro punto eficiente. Este *principio de proximalidad de los puntos eficientes* de un problema multiobjetivo es la propiedad que se intentará rentabilizar en el método MOAMP. Así, se tratará de generar mediante un búsqueda tabú un conjunto de puntos eficientes inicial y a través de ellos se intentará conseguir una buena aproximación del resto mediante un proceso

de intensificación. Para construir este conjunto de puntos eficientes inicial se realizará una serie de búsquedas tabú (en las que el punto inicial de cada una de ellas será el último punto visitado por la anterior búsqueda) en las cuales las funciones a optimizar serán las siguientes:

- $p+1$ búsquedas tabú en donde, en cada caso, la función a optimizar será la función objetivo i -ésima y la primera función se optimizará de nuevo en último lugar, para completar el ciclo. Mediante estas p búsquedas se intenta encontrar p puntos eficientes que sean una aproximación lo mejor posible a los p óptimos individuales de cada uno de los objetivos, así como los posibles puntos eficientes que se encuentran en los trayectos desde un punto óptimo hasta el siguiente.

- Se generan N vectores de pesos $\lambda=(\lambda_1,..., \lambda_p)$ y con ellos se realizan N búsquedas tabú donde la función a minimizar es la siguiente función compromiso:

$$F_{\lambda}(x) = \max \left\{ \lambda_i \left(\frac{f_i^{max} - f_i(x)}{f_i^{max} - f_i^{min}} \right); i = 1, \dots, p \right\}$$

donde:

- f_i^{max} es el máximo valor que toma el criterio i -ésimo en el conjunto de puntos eficientes obtenidos hasta el momento.

- f_i^{min} es el mínimo valor que toma el criterio i -ésimo en el conjunto de puntos eficientes obtenidos hasta el momento.

- En todas nuestras resoluciones se ha considerado $N=p$.

Es decir, lo que se intenta es encontrar el punto x que minimiza la distancia L_{∞} (normalizada por el rango de cada función dentro de la aproximación previamente obtenida del conjunto eficiente y por un vector de pesos aleatorios λ) al punto $(f_1^{max}, \dots, f_p^{max})$. Este vector, que contiene los mejores valores individuales para cada criterio, se conoce como punto ideal y es un hecho conocido también que si un punto

minimiza esta distancia L_∞ normalizada al punto ideal, entonces es un punto eficiente. En general, un punto que minimiza una distancia L_p , $p \in [1, \infty]$, normalizada al punto ideal, es también un punto eficiente, y al conjunto de todos los puntos eficientes obtenidos de esta forma se lo denomina Conjunto Compromiso. Estos puntos tienen la característica común de representar un buen equilibrio entre los criterios, es decir, son puntos que sin ser muy buenos en algún criterio, presenten buenos valores para todos ellos. En especial, el punto que minimiza la distancia L_∞ suele representar el mejor equilibrio posible entre los distintos criterios, tal y como puede verse en detalle en Romero (1993). El objetivo que se persigue al buscar también puntos eficientes del Conjunto Compromiso es completar una muestra de puntos eficientes suficientemente diversa como para que al intensificar la búsqueda sobre estos puntos se obtenga una muestra lo más amplia posible del Conjunto Eficiente.

Además, para completar un conjunto inicial de puntos eficientes lo más amplio posible, en cada iteración de cada una de las búsquedas tabú que se realizan (ya sean del primer tipo o del segundo) se comprueba si el punto actual está dominado (según el orden de Pareto) por alguno de los elementos de su vecindario. En caso contrario, el punto se declara posiblemente eficiente y se envía al conjunto de puntos eficientes para comprobar si realmente lo es y para actualizar en caso de que sea necesario la lista de puntos eficientes. Es decir, se comprueba en primer lugar si el punto está dominado por alguno de los elementos ya existentes en la lista de puntos eficientes. En caso de que no sea así, el punto se incluye en la lista de eficientes y seguidamente se eliminan de esta lista aquellos puntos que estén dominados por este nuevo elemento. En caso afirmativo, el punto es dominado y se desestima como eficiente. Mediante este proceso de actualización continua de los puntos eficientes, lo que se pretende es obtener una lista de todos los posibles puntos eficientes que han sido visitados mediante cada una de las búsquedas tabú, las cuales nos han de llevar por distintas zonas del conjunto eficiente. Así, enlazando las distintas búsquedas tabú se pretende realizar una exploración del conjunto eficiente.

Cada una de estas búsquedas tabú utiliza una lista tabú independiente donde se almacenan los valores de las funciones objetivo previamente visitadas dentro de una tenencia tabú común para todas T, y donde se persigue el conseguir una muestra de puntos eficientes.

Una vez que se obtiene esta muestra de puntos eficientes se intensifica la búsqueda sobre ellos. Para ello cada vez que se incluye un punto en la lista LE durante cada una de las búsquedas se lo declara como No-reexplorado. Por tanto, al final de este ciclo de búsquedas tabú obtenemos una lista LE de puntos eficientes No-reexplorados. Sobre esta lista se realiza entonces el siguiente proceso de intensificación:

Repetir mientras que el número de No-reexplorados de LE es >0 :

Para cada $x \in \text{LE}$ / x es No-reexplorado:

- Generar Vecindario(x).
- Determinar los puntos eficientes de Vecindario(x) comparándolos en LE.
- Enviar estos puntos eficientes a LE como No-reexplorados.
- Marcar x como Reexplorado.

Mediante esta última etapa del algoritmo realizamos así una intensificación sobre todos los vecinos eficientes de aquella muestra inicial, lo cual dará lugar a otro nuevo conjunto de puntos eficientes No-reexplorados sobre los que repetiremos el proceso, hasta que esta reexploración no dé lugar a ningún nuevo punto eficiente.

Este proceso de intensificación realizado sobre puntos de poca calidad (puntos que a la postre resultan no ser eficientes) o sobre un conjunto con poca diversidad, puede resultar lento computacionalmente si el número de puntos eficientes No-reexplorados en la lista crece demasiado. Por este motivo, el sistema de vecindarios utilizado en la fase de intensificación es un sistema de entornos variable. Así, un parámetro DV controla la densidad de cada vecindario generado en esta fase, de forma que si la

proporción de puntos No-reexplorados con respecto a los puntos eficientes ya reexplorados en LE crece por encima de un cierto umbral P , entonces el número de puntos de cada vecindario disminuye hasta que la proporción relativa de puntos No-reexplorados desciende por debajo de P . En este momento, la densidad de los vecindarios DV vuelve a aumentar hasta bien alcanzar una cota superior MDV o bien volver a descender si se supera de nuevo la proporción P . La conjunción de estos tres parámetros, el umbral P , la densidad variable DV y la cota superior para esta densidad MDV, permite por una parte evitar que el número de puntos por reexplorar crezca desmesuradamente, y por otra intensificar más la búsqueda cuando el número de puntos No-reexplorados es pequeño. Así, incluso sobre una muestra inicial de poca calidad (puntos que realmente no son eficientes y con no demasiada diversidad dentro de la muestra) el proceso de intensificación se muestra también eficiente.

Para el problema en particular que se ha de resolver, un problema de rutas de vehículos, se ha diseñado una representación de las soluciones y un sistema de vecindarios específico para este tipo de problemas. En cuanto a la representación, un punto x_0 viene determinado por una lista de camiones, $\{C_i\}, i=1, \dots, C(x_0)$, cada uno de los cuales tiene asociada una lista ordenada de rutas, LOR_i , conteniendo los nodos que ha de visitar ese camión así como el orden en que ha de hacerlo, y un depósito D_i desde donde empieza y acaba la ruta. Asociado a esta representación, se ha considerado el siguiente conjunto de movimientos posibles desde un punto x_0 dado:

Un nodo pasa de un camión C_i a un camión C_j .

Se extrae un nodo de un camión C_i y se crea un camión C_j nuevo para este nodo.

Se elimina un camión C_i y se recolocan todas sus rutas entre el resto de camiones.

El depósito D_i de un camión C_i se sustituye por un depósito D_j distinto, recolocando los nodos de este camión si fuera necesario.

Una vez que se tienen una serie de nodos asociados a un camión C_i y un depósito desde donde este camión ha de visitar estos nodos, la ordenación de los nodos se lleva a cabo utilizando un método ampliamente testado y validado, el heurístico NN

(Nearest Neighbor, Flood, 1956) para el TSP, que ofrece un tiempo de computación de $O(n^2)$, siendo n el número de nodos asociados a ese camión, y una cota del error relativo (Worst-Case Guarantee) de $0.5(\log_2(n)+1)$.

Este tipo de representación junto con este conjunto de movimientos simples se ha mostrado ciertamente eficiente para la resolución de un problemas de rutas de vehículos. Así, se han obtenido unos tiempos de computación reducidos (16 seg. para la obtención de 9 soluciones eficientes para los criterios Tiempo, Distancia, Impacto Ambiental y Peligrosidad y las soluciones óptimas de cada criterio independientemente coinciden con las obtenidas con CPLEX.

La eficiencia de este tipo de representación y este conjunto de movimientos se basa en que permite realizar gran parte de los movimientos más utilizados en la literatura, como por ejemplo movimientos como los realizados en el Clarke-Wright Saving Heuristic o movimientos del tipo 2-Opt y 3-Opt.

Criterios					
Soluciones	Viajes	Tiempo (min)	Distancia (m)	Impacto Ambiental	Peligrosidad
1	9	1226.5	503400	200	172
2	9	1226.1	498700	201	178
3	9	1229.2	507000	193	166
4	9	1225.2	511100	191	164
5	9	1229.2	509200	196	165
6	9	1223.8	510420	188	165
7	9	1225.3	507500	192	166
8	9	1226.9	503420	189	172
9	9	1226.8	511600	180	162

4. Aplicación de las técnicas interactivas.

Las técnicas interactivas en la toma de decisiones multicriterio, puede ser considerada como un refinamiento del resto de enfoques existentes a la hora de abordar un problema de toma de decisiones con criterios múltiples. A través de una interacción continua e iterativa con el decisor, para que éste explicita preferencias sobre soluciones que le son mostradas, se consigue que el decisor se acerque a una solución acorde con dichas preferencias.

En cualquier enfoque en la toma de decisiones multicriterio, las preferencias del decisor sólo pueden manifestarse al principio y/o al final del proceso de resolución pero nunca *dentro* del propio proceso. Éste es el aspecto fundamental en la toma de decisiones interactiva: se trata de que a lo largo del proceso de resolución, el decisor vaya manifestando sus preferencias a través de determinadas preguntas, de forma que dichas preferencias sean incorporadas en el problema, para así conducirlo hasta su solución más preferida.

En el ejemplo que estamos trabajando, para cada una de las dos metodologías aplicadas en su resolución, a partir del conjunto de soluciones obtenidas, aplicaremos dos técnicas interactivas muy utilizadas en el campo continuo y extendidas al caso discreto. En concreto, aplicaremos el método de punto de referencia VIA (1986) y el método STEM (1971).

Estos dos métodos se caracterizan porque la interacción con el decisor en cada iteración se basa en que, a partir de los valores conseguidos en las funciones objetivos para la alternativa actual, el decisor debe proporcionar para cada objetivo un valor de acuerdo a sus preferencias y en base a lo ya conseguido. Estos valores que debe proporcionar el decisor son las metas o niveles de referencia.

Más concretamente, el método VIA (Visual Interactive Approach) es un método de punto de referencia basado en la función escalarizada de logro. Básicamente, la idea de este método consiste, a partir de las metas o niveles de referencia proporcionados por el decisor, que constituyen el punto de referencia, se obtiene la solución mediante la minimización de la función escalarizada de logro. Al mismo tiempo, se generan

más soluciones cercanas a ésta mediante el cambio del punto de referencia, el cual es tomado perteneciente al segmento que une el punto de referencia actual y los valores en los objetivos correspondientes a la solución de la iteración anterior. De entre todas las soluciones generadas, el decisor elige la más preferida.

En el método STEM, en cada iteración, las preferencias son reflejadas en la relajación de algún objetivo satisfactorio de forma que se permita mejorar algún otro objetivo aún no satisfactorio. Además, el decisor debe especificar la cantidad máxima que está dispuesto a sacrificar (empeorar) del objetivo considerado satisfactorio, aunque sin necesidad de proporcionar la tasa de intercambio o tradeoff entre objetivos. Para más detalle, véase Caballero y otros (2002).

En nuestro ejemplo, el número de soluciones obtenidas por cada una de las vías es pequeño, por lo que la aplicación de las técnicas interactivas podría sustituirse por una elección directa por parte del decisor de la solución más preferida. Sin embargo, hemos considerado oportuno aplicarlas, con el objetivo de plasmar el funcionamiento de las técnicas y que puedan ser aplicadas a otros problemas con un mayor número de soluciones.

Para los dos casos, hemos considerado que los criterios son Distancia, Tiempo, Impacto Ambiental y Peligrosidad. El número de camiones, que implícitamente está considerado como objetivo en el primer caso, no lo hemos considerado por no ser un objetivo en el segundo caso. De cualquier forma, podría considerarse, y la manera de proceder con las técnicas interactivas sería igual, pasando ahora a tener un problema con cinco objetivos.

4.1. Algoritmo de Rutas utilizándo técnicas de Simulación Monte Carlo.

Partamos de una solución inicial, que podemos tomar por ejemplo la primera:

Tiempo (min)	Distancia (m)	Impacto Ambiental	Peligrosidad
1296.1	536800	170	202

que denotaremos por $\mathbf{f}^0 = (1296.1, 536800, 170, 202)$.

A partir de los valores conseguidos en cada uno de los objetivos, el decisor, en base a sus preferencias, debe proporcionar unos niveles de referencia en los objetivos. En concreto, el decisor proporciona un tiempo de 1315 minutos, una distancia de 545000 metros, un impacto ambiental de 160 unidades y una peligrosidad de 165 unidades:

$$\bar{\mathbf{q}}^1 = (1315, 545000, 160, 165)$$

Con estos valores y tomando como puntos de referencia, puntos en el segmento que une $\mathbf{f}^0$ con $\bar{\mathbf{q}}^1$, se obtienen varias soluciones obtenidas mediante la minimización de la función escalarizada de logro de las cuales, el decisor elige la solución 7:

$$\mathbf{f}^1 = (1320.2, 556500, 165, 149)$$

Con esta solución, nos cambiamos al método STEM, puesto que el decisor nos manifiesta que quiere mejorar los objetivos Tiempo y Distancia, a cambio de relajar los objetivos Impacto Ambiental y Peligrosidad en cantidades 7 y 3 unidades respectivamente. Con estas preferencias, la solución obtenida es la solución 5:

$$\mathbf{f}^2 = (1268.6, 512300, 172, 152)$$

la cual satisface al decisor.

3.2. Mediante técnicas metaheurísticas.

La manera de proceder en la aplicación de las técnicas interactivas va a ser la misma. Consideramos una solución inicial, la primera por ejemplo:

$$\mathbf{f}^0 = (1226.5, 503400, 200, 172)$$

y en base a estos valores logrados en cada uno de los objetivos, el decisor suministra unos niveles de referencia en los objetivos. En concreto, el decisor nos indica un tiempo de 1250 minutos, una distancia de 510000 metros, un impacto ambiental de 175 unidades y una peligrosidad de 180 unidades:

$$\bar{\mathbf{q}}^1 = (1250, 510000, 175, 180)$$

Generando los puntos de referencia del segmento que une $\mathbf{f}^0$ con $\bar{\mathbf{q}}^1$, se obtienen varias soluciones obtenidas mediante la minimización de la función escalarizada de logro de las cuales, el decisor elige la solución 9:

$$\mathbf{f}^1 = (1226.8, 511600, 180, 162)$$

Nuevamente, el decisor nos manifiesta que quiere mejorar los objetivos Tiempo y Distancia, a cambio de relajar los objetivos Impacto Ambiental y Peligrosidad en cantidades 9 y 5 unidades respectivamente. Con estas preferencias, la solución obtenida es la solución 6:

$$\mathbf{f}^2 = (1223.8, 510420, 188, 165)$$

la cual satisface al decisor.

Comparando las dos soluciones obtenidas por cada una de las dos metodologías:

Simulación Monte Carlo: $\mathbf{f}^2 = (1268.6, 512300, 172, 152)$

Metaheurístico: $\mathbf{f}^2 = (1223.8, 510420, 188, 165)$

Puede observarse que la solución obtenida por la técnica Metaheurística mejora en el Tiempo y Distancia a la obtenida mediante el método basado en Simulación Monte Carlo, y sin embargo, lo empeora en los otros dos objetivos (Impacto Ambiental y Peligrosidad). De esta manera, la comparación de las dos soluciones corresponde al decisor.

5. Conclusiones.

Se ha planteado una metodología de trabajo que nos permite desarrollar un enfoque multicriterio en los problemas de ruta para la solución de la problemática en la repartición de recursos dentro de una red de caminos forestales, mediante dos vías: una a través de técnicas de Simulación Monte Carlo y otra a través de las técnicas metaheurísticas.

En la primera vía, el punto de partida está en el desarrollo de una función de utilidad a optimizar por el algoritmo, a la cual se le vinculan los criterios a tener en cuenta debidamente estandarizados y que permite generar alternativas a ser valoradas por el centro decisor.

En la segunda vía, ha sido empleado un metaheurístico denominado MOAMP (MultiObjective Adaptive Memory Procedure), utilizado para la resolución de problemas de Programación Multiobjetivo, el cual ha demostrado ser eficiente en cuanto a la calidad de las soluciones obtenidas y el tiempo computacional empleado.

A partir de las soluciones generadas por cada una de las técnicas, los métodos interactivos en la toma de decisiones multicriterio, han conducido al decisor hasta su solución más preferida dentro de las posibles.

La metodología planteada permitirá reducir considerablemente los gastos y el impacto que puede crear el tránsito dentro de los bosques, sobre todo si tenemos en cuenta la posible inclusión de múltiples criterios para la toma de decisiones.

Bibliografía.

1. Benayoun, R., Montgolfier, J., Tergny, J. and Laritchev, O. (1971): "Linear Programming with Multiple Objective Functions: Step Method (STEM)", *Mathematical Programming*, **1**, pp. 366-375.
2. Caballero, R. Luque, M. Molina, J. Ruiz, F. (2002): "Programación multiobjetivo interactiva", *Series Monográficas. Toma de decisiones con criterios múltiples. Revista Electrónica de Comunicaciones y Trabajos de ASEPUMA Rect@*. 2002.
3. Fernández de Córdoba, P. García-Raffi, A. Sanchis, J. M. (1998): "A heuristic algorithm based on Monte Carlo methods for the Rural Postman Problem", *Computers and Operation Research*, **25**, No 12, pp. 1097-1106.
4. Fernández de Córdoba, P. García-Raffi, L. M. Mayado, A. Sanchis, J. M. (2000): "A real delivery problem dealt with Monte Carlo Techniques", *Sociedad de Estadística e Investigación Operativa*, **8**, No. 1, pp 57-71.
5. Korhonen, P. and Laakso, J. (1986): "A Visual Interactive Method for Solving the Multiple Criteria Problem (VIA)", *European Journal of Operational Research*, **24**, No. 2, pp. 277-287.
6. Romero, C. (1993): *Teoría de la decisión multicriterio: Conceptos, Técnicas y Aplicaciones*, Alianza Editorial, Madrid.