



UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES  
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y NATURALES  
DEPARTAMENTO DE COMPUTACIÓN

# Biased Random Key Genetic Algorithm for the Team Orienteering Problem

Tesis presentada para optar al título de  
Licenciado en Ciencias de la Computación

Alejandro Federico Lix Klett

Director: Loiseau, Irene  
Buenos Aires, 2017

## ALGORITMO GENÉTICO DE CLAVE ALEATORIA SESGADA PARA EL PROBLEMA DE ORIENTACIÓN DE EQUIPO

En el problema de orientación (OP), se da un conjunto de vértices, cada uno con un puntaje determinado. El objetivo es determinar un camino, limitado en su longitud, que visita a algunos clientes a modo de maximizar la suma de los puntajes obtenidos. La orientación se puede formular de la siguiente manera. Dado  $n$  nodos en el plano euclidiano, cada uno con un puntaje, donde  $puntaje(vertex_i) \geq 0$  y  $puntaje(vertex_1) = puntaje(vertex_n) = 0$ , encuentre una ruta de puntaje máximo a través de estos nodos, iniciando en  $vertex_1$  y termina en  $vertex_n$  de longitud no mayor que  $tMax$ .

El problema de orientación de equipo (TOP) es la generalización al caso de múltiples recorridos del problema de orientación, también conocido como Problema de vendedor ambulante selectivo (TSP). TOP implica encontrar un conjunto de rutas desde el punto de inicio hasta el punto final, de modo que la recompensa total obtenida al visitar un subconjunto de ubicaciones se maximice y la longitud de cada ruta esté restringida por un límite preestablecido. TOP es conocido como un problema NP-completo. La solución a este problema requiere no solo determinar un orden para cada recorrido, sino también seleccionar qué subconjunto de vertices en el gráfico visitar.

En esta tesis, se propone un enfoque de algoritmo genético de clave aleatoria sesgada (BRKGA) para el problema de orientación de equipo. Los algoritmos genéticos de clave aleatoria inicializaron su población con un conjunto de vectores de clave aleatoria y un decodificador. El decodificador convierte un vector de clave aleatoria en una solución válida del problema. Los algoritmos genéticos de clave aleatoria sesgada son una variante de los algoritmos genéticos de clave aleatoria, donde uno de los padres utilizado para el apareamiento está predispuesto a tener una mejor forma física que el otro progenitor.

Además, en cada nueva generación, la mejor solución no mejorada se mejora con una secuencia de heurística de búsqueda local. Las heurísticas de búsqueda local como Insertar, Cambiar, Reemplazar y 2-opt se utilizan para encontrar mejores soluciones locales para una solución dada.

Los experimentos computacionales se realizan en instancias estándar. Luego, estos resultados se compararon con los resultados obtenidos por Chao, Golden y Wasil (CGW), Tang y Miller-Hooks (TMH) y Archetti, Hertz, Speranza (AHS). Aunque mis resultados fueron muy buenos y competitivos en la mayoría de las instancias, en algunos no fueron tan buenos como mencioné trabajos anteriores.

**Keywords:** Problema de Orientación de Equipo, Algoritmo Genético de Clave Aleatoria Sesgada, Problema de Enrutamiento, Heurística de Búsqueda Local, Construcción de Soluciones Golosas.

## BIASED RANDOM KEY GENETIC ALGORITHM FOR THE TEAM ORIENTEERING PROBLEM

In the orienteering problem (OP), a set of vertices is given, each with a certain score. The objective is to determine a path, limited in length, that visits some clients in order that maximises the sum of the collected scores. Orienteering can be formulated in the following way. Given  $n$  nodes in the Euclidean plane each with a score, where  $score(vertex_i) \geq 0$  and  $score(vertex_1) = score(vertex_n) = 0$ , find a route of maximum score through these nodes beginning at  $vertex_1$  and ending at  $vertex_n$  of length no greater than  $tMax$ .

The team orienteering problem (TOP) is the generalization to the case of multiple tours of the Orienteering Problem, know also as Selective Traveling Salesman Problem (TSP). TOP involves finding a set of paths from the starting point to the ending point such that the total collected reward received from visiting a subset of locations is maximized and the length of each path is restricted by a pre-specified limit. TOP is known as an NP-complete problem. The solution to this problem requires not only determining a calling order on each tour, but also selecting which subset of nodes in the graph to service.

In this thesis, a biased random key genetic algorithm (BRKGA) approach is proposed for the team orienteering problem. Random-key genetic algorithms initialized their population with a set of random-key vectors and a decoder. The decoder converts a random-key vector in a valid solution of the problem. Biased random-key genetic algorithms are a variant of random-key genetic algorithms, where one of the parents used for mating is biased to be of higher fitness than the other parent.

Also, in every new generation, the best unenhanced solution is enhanced with a sequence of local search heuristics. Local search heuristics such as Insert, Swap, Replace and 2-opt are used in order to find better local solutions for a given solution.

Computational experiments are made on standard instances. Then, this results, were compared to the results obtained by Chao, Golden, and Wasil (CGW), Tang and Miller-Hooks (TMH) and Archetti, Hertz, Speranza (AHS). Though my results where very good and competitive in most intances, in some they were not as good as mentioned previous works.

**Keywords:** Team orienteering problem, Biased Random Key Genetic Algorithm, Routing Problem, Local Search Heuristic, Greedy Solution Construction.

## Índice general

1..	Introducción . . . . .	1
1.1.	Historia . . . . .	1
1.2.	Aplicaciones de TOP . . . . .	1
1.3.	Como se modelo TOP en nuestra solucion . . . . .	2
2..	Revisión Bibliográfica . . . . .	4
3..	Biased Random Key Genetic Algorithm . . . . .	7
3.1.	Algoritmos Genéticos . . . . .	7
3.2.	RKGA . . . . .	7
3.3.	BRKGA . . . . .	8
3.4.	Decodificador del BRKGA . . . . .	8
4..	BRKGA algorithm for the TOP . . . . .	9
4.1.	Decodificador . . . . .	10
4.1.1.	Orden de los clientes a considerar . . . . .	10
4.1.2.	Decodificador simple . . . . .	10
4.1.3.	Caracteristicas y debilidades del decodificador simple . . . . .	11
4.1.4.	Decodificador Goloso . . . . .	12
4.2.	BRKGA . . . . .	12
4.2.1.	Macro . . . . .	12
4.2.2.	Configuración . . . . .	13
4.2.3.	Inicialización de la Población . . . . .	13
4.2.4.	Condición de parada . . . . .	13
4.2.5.	Evolución de la población . . . . .	14
4.2.6.	Resultados de la primer versión . . . . .	16
4.3.	Heurísticas de búsqueda local . . . . .	16
4.3.1.	Swap (Entre rutas distintas) . . . . .	17
4.3.2.	Insert . . . . .	17
4.3.3.	2-opt (Swap dentro de una misma ruta) . . . . .	17
4.3.4.	Replace . . . . .	18
4.3.5.	Reversibilidad del Decoder . . . . .	18

# 1. INTRODUCCIÓN

## 1.1. Historia

Orientación (Orienteering) es un deporte al aire libre usualmente jugado en una zona montañosa o fuertemente boscosa. Con ayuda de un mapa y una brújula, un competidor comienza en un punto de control específico e intenta visitar tantos otros puntos de control como sea posible dentro de un límite de tiempo prescrito y regresa a un punto de control especificado. Cada punto de control tiene una puntuación asociada, de modo que el objetivo de la orientación es maximizar la puntuación total. Un competidor que llegue al punto final después de que el tiempo haya expirado es descalificado. El competidor elegible con la puntuación más alta es declarado ganador. Dado que el tiempo es limitado, un competidor puede no ser capaz de visitar todos los puntos de control. Un competidor tiene que seleccionar un subconjunto de puntos de control para visitar que maximizarán la puntuación total sujeto a la restricción de tiempo. Esto se conoce como problema de orientación de un solo competidor (Single-Competitor Orienteering Problem) y se denota por OP.

El equipo de orientación extiende la versión de un solo competidor del deporte. Un equipo formado por varios competidores (digamos 2, 3 o 4 miembros) comienza en el mismo punto. Cada miembro del equipo intenta visitar tantos puntos de control como sea posible dentro de un límite de tiempo prescrito, y luego termina en el punto final. Una vez que un miembro del equipo visita un punto y se le otorga la puntuación asociada, ningún otro miembro del equipo puede obtener una puntuación por visitar el mismo punto. Por lo tanto, cada miembro de un equipo tiene que seleccionar un subconjunto de puntos de control para visitar, de modo que haya una superposición mínima en los puntos visitados por cada miembro del equipo, el límite de tiempo no sea violado y la puntuación total del equipo sea maximizada. Lo llamamos el Problema de Orientación de Equipo (Team Orienteering Problem) y lo denotan por TOP.

Notar que la versión de un solo competidor (OP) de este problema ha demostrado ser NP-dura por Golden, Levy, y Vohra [9], por lo que el TOP es al menos tan difícil. Por lo tanto, la mayoría de la investigación sobre estos problemas se han centrado en proporcionar enfoques heurísticos.

## 1.2. Aplicaciones de TOP

El TOP ha sido reconocido como un modelo de muchas aplicaciones reales diferentes. El juego deportivo de orientación de equipo por Chao et al [6]. Algunas aplicaciones de servicios de recogida o entrega que implican el uso de transportistas comunes y flotas privadas por Ballou y Chowdhury [17]. También hay aplicaciones en varios campos, como la planificación de viajes turísticos, enrutamiento técnico y reclutamiento de atletas.

El problema de entrega de combustible con vehículos múltiples de Golden, Levy y Vohra [9]. Una flota de camiones debe entregar combustible a una gran cantidad de clientes diariamente. Una característica clave de este problema es que el suministro de combustible

del cliente (nivel de inventario) debe mantenerse en un nivel adecuado en todo momento. Es decir, cada cliente tiene una capacidad de tanque conocida y se espera que su nivel de combustible permanezca por encima de un valor crítico preespecificado que puede denominarse punto de reabastecimiento. Las entregas siguen un *sistema de empuje* en el sentido de que están programados por la empresa en base a un pronóstico de los niveles de los tanques de los clientes. Los desabastecimientos son costosos y deben evitarse cuando sea posible.

El reclutamiento de jugadores de fútbol americano universitario de Butt y Cavalier [4]. Un método exitoso de reclutamiento utilizado en muchas pequeñas divisiones del *National Collegiate Athletic Association* es visitar los campus de las escuelas secundarias y reunirse con los miembros superiores de los equipos de fútbol americano. A modo maximizar su potencial para reclutar futuros jugadores, deben visitar tantas escuelas secundarias como sea posible dentro de un radio de 100 km del campus. Pero, sabían por experiencia previa que visitar todas las escuelas en esta área no era posible. Por lo tanto, querían visitar el mejor subconjunto de escuelas en esta área.

El enrutamiento de técnicos para atender a los clientes en ubicaciones geográficamente distribuidas. En este contexto, cada vehículo en el modelo TOP representa un solo técnico y hay a menudo una limitación en el número de horas que cada técnico puede programar para trabajar en un día dado. Por lo tanto, puede no ser posible incluir a todos los clientes que requieren servicio en los horarios de los técnicos para un día determinado. En su lugar, se seleccionará un subconjunto de los clientes. Las decisiones sobre qué clientes elegir para su inclusión en cada uno de los horarios de los técnicos de servicio pueden tener en cuenta la importancia del cliente o la urgencia de la tarea. Notar que este requisito de selección de clientes también surge en muchas aplicaciones de enrutamiento en tiempo real.

### 1.3. Como se modelo TOP en nuestra solucion

Para la generación y comparación de resultados se utilizaron instancias de test de Tsiligrides y de Chao. Las intancias de Tsiligrides y de Chao comparten el mismo formato.

Una instancea de TOP contiene:

- N vehículos de carga, cada vehículo tiene una distancia máxima, llamada TMAX, que puede recorrer. En esta implementación cada vehículo puede tener una distancia máxima diferente. De todos modos en las intancias de test utilizadas todos los vehículos tienen el mismo valor de distancia máxima.
- M clientes. Cada cliente tiene un beneficio mayor a cero. Además tienen un set de coordenadas X e Y que representan su ubicación en un plano cartesiano.
- Un punto de inicio y fin de ruta para cada vehículo. Ambos puntos tienen un beneficio de cero y tienen un set de coordenadas X e Y.

También es importante mencionar que:

- Se utiliza la distancia euclidiana para medir distancias.
- Una solución es valida si:
  - Para todo vehículo, la distancia de su ruta es menor o igual a la distancia máxima del vehiculo que realiza tal ruta.
  - Ningun cliente pertenece a dos rutas distintas.
  - Toda ruta parte del punto de inicio y finaliza en el punto de fin.
- La función objetivo retorna la sumatoria de los beneficios de los clientes visitados.

## 2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

Existen una gran cantidad de aplicaciones que pueden ser modeladas por TOP. Es por esto que la clase de problemas de enrutamiento de vehículos con ganancias es amplia. En el 2013, C. Archetti, M.G. Speranza, D. Vigo [1] publicaron una encuesta sobre esta clase de problemas. En este capítulo voy a referenciar varias de las publicaciones que referenciaron, y otros trabajos que encuentre relacionados con TOP.

La primera heurística propuesta para el TOP es un algoritmo de construcción simple introducido en Butt y Cavalier [4] y probado en pequeñas instancias de tamaño con hasta 15 vértices. En su heurística *MaxImp*, se asignan pesos a cada par de nodos de modo que cuanto mayor es el peso, más beneficioso es no solo visitar esos dos nodos, sino visitarlos en el mismo recorrido. Su peso depende de cuánto beneficio son los nodos y las sumas de las distancias de ir y volver por esos vértices. Fue introducido con el nombre *Multiple Tour Maximum Collection Problem*.

Una heurística de construcción más sofisticada se da en Chao, Golden y Wasil (CGW) [6]. Este es la primera publicación donde aparece el nombre TOP. Este nombre fue acuñado por Chao et al. para resaltar la conexión con el más ampliamente estudiado caso de un solo vehículo (OP). La solución inicial se refina a través de movimientos de los clientes, los intercambios y varias estrategias de reinicio. En este trabajo mencionan que TOP puede ser modelado como un problema de optimización multinivel. En el primer nivel, se debe seleccionar un subconjunto de puntos para que el equipo visite. En el segundo nivel, se asignan puntos a cada miembro del equipo. En el tercer nivel, se construye un camino a través de los puntos asignados a cada miembro del equipo. El algoritmo resultante se prueba en un conjunto de 353 instancias de prueba con hasta 102 clientes y hasta 4 vehículos.

El primer procedimiento de solución óptima para TOP es propuesto por Butt y Ryan [5]. Comienzan a partir de una formulación de partición configurada y su algoritmo hace un uso eficiente tanto de la generación de columnas como de la bifurcación de restricciones. El algoritmo es capaz de resolver instancias con hasta 100 clientes potenciales cuando las rutas incluyen solo unos pocos clientes cada una. Más recientemente, Boussier et al. [18] presentaron un algoritmo de ramificación y precio. Gracias a diversos procedimientos de aceleración en el paso de generación de columnas, puede resolver instancias con hasta 100 clientes potenciales del gran conjunto de instancias de referencia propuestas en Chao et al. [6].

Luego, se aplicaron varias metaheurísticas al TOP, partiendo del algoritmo de búsqueda tabú introducido en Tang y Miller-Hooks (TMH) [12], que está incorporado en un procedimiento de memoria adaptativa (AMP) que alterna entre vecindarios pequeños y grandes durante la búsqueda. La heurística de búsqueda tabú propuesta TMH para el TOP se puede caracterizar en términos generales en tres pasos: inicialización, mejora de la solución y evaluación. Paso A, iniciación desde el AMP: dada la solución actual  $S$  determinada en el AMP, establece los parámetros tabú a una pequeña etapa del vecindario en la que solo se explorará una pequeña cantidad de soluciones de vecindario. Paso B,



mejora: genera mediante procedimientos aleatorios y golosos una cantidad de soluciones de vecindario (validas e invalidas) a la solución actual en función de los parámetros tabu actuales. Note que en iteraciones selectas, la secuencia de cada una de estas soluciones de vecindario se mejora mediante procedimientos heurísticos. Paso C, evaluación: Se selecciona la mejor solución que no sea tabú entre los candidatos generados en el paso B (el estado tabu puede anularse si la mejor solución tabu es mejor que la mejor solución factible actual). Dependiendo del tamaño actual del vecindario y la calidad de la solución, se establece el parámetro del tamaño del vecindario en etapas grandes o pequeñas y regrese al Paso A o al B. Notese que como señala Golden et al. [7], el AMP funciona de forma similar a los algoritmos genéticos, con la excepción de que la descendencia (en AMP, las nuevas soluciones iniciales) se puede generar a partir de más de dos padres. Sus resultados de experimentos computacionales realizados sobre el mismo conjunto de problemas de Chao et al. muestran que la técnica propuesta produce consistentemente soluciones de alta calidad y supera a otras heurísticas publicadas hasta tal momento para el TOP.

Archetti et al. [2] proponen dos variantes de un algoritmo de búsqueda tabú generalizada y un algoritmo de búsqueda de vecindario variable (VNS). Dada una solución titular  $s$ , dan un salto a una solución  $s'$ . Se llama salto porque se hace dentro de un vecindario más grande que el vecindario utilizado para la búsqueda tabú. Luego aplican una búsqueda tabu en  $s'$  para tratar de mejorarla. La solución resultante  $s''$  se compara luego con  $s$ . Si se sigue una estrategia VNS, entonces  $s''$  se convierte en el nuevo titular solo si  $s''$  es mejor que  $s$ . En la estrategia de búsqueda tabu generalizada, establece  $s = s''$  incluso si  $s''$  es peor que  $s$ . Este proceso se repite hasta que se cumplan algunos criterios de detención.

Ke et al. [10] utilizan un enfoque de optimización de colonia de hormigas (ACO) que utiliza cuatro métodos diferentes para construir soluciones candidatas. ACO es una clase de metaheurísticas basadas en población. Utiliza una colonia de hormigas, que están guiadas por rastros de feromonas e información heurística, para construir soluciones de forma iterativa para un problema. Para resolver un problema de optimización combinatoria estática con ACO, el procedimiento principal se puede describir de la siguiente manera: una vez que se inicializan todos los rastros y parámetros de feromonas, las hormigas construyen soluciones iterativamente hasta que se alcanza un criterio de detención. El procedimiento iterativo principal consta de dos pasos. En el primer paso, cada hormiga construye una solución de acuerdo con la regla de transición. Entonces se puede adoptar un procedimiento de búsqueda local para mejorar una o más soluciones. En el segundo paso, los valores de las feromonas se actualizan de acuerdo con una regla de actualización de feromonas. Un punto clave en ACO es construir soluciones candidatas. Proponen cuatro métodos, los métodos secuencial, determinista-concurrente, aleatorio-concurrente y simultáneo.

TODO: Hablar un poco de cada uno de los siguientes:

1. A guided local search metaheuristic for the team orienteering problem. Vansteenwegen et al. [13].
2. A path relinking approach for the team orienteering problem. Souffriau et al. [19].
3. A memetic algorithm for the team orienteering problem Bouly et al. [3].
4. A PSO-based memetic algorithm for the team orienteering problem. Dang et al. [8], este último siendo el mejor actual en la clase.
5. Solving the team orienteering problem Souffriau et al. [19].

---

6. A greedy randomized adaptive search procedure for the team orienteering problem Ferreira et al. [20].

7. A novel Randomized Heuristic for the Team Orienteering Problem Zettam y Elbenani [21].

En la investigación sobre los trabajos realizados, no se encontraron trabajos que implementen algoritmos genéticos. En este trabajo se propone resolver TOP utilizando biased random key generation algorithm (BRKGA)

### 3. BIASED RANDOM KEY GENETIC ALGORITHM

#### 3.1. Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos, o GAs (Genetic Algorithms), [14] aplican el concepto de supervivencia del más apto para encontrar soluciones óptimas o casi óptimas a los problemas de optimización combinatoria. Se hace una analogía entre una solución y un individuo en una población. Cada individuo tiene un cromosoma correspondiente que codifica la solución. Un cromosoma consiste en una cadena de genes. Cada gen puede tomar un valor, llamado alelo, de algún alfabeto. Los cromosomas tienen asociado a ellos un nivel de condición física que está correlacionado con el correspondiente valor de la función objetivo de la solución que codifica. Los algoritmos genéticos resuelven un conjunto de individuos que forman una población a lo largo de varias generaciones. En cada generación, una nueva población se crea combinando elementos de la población actual para producir hijos que conforman la próxima generación. La mutación aleatoria también tiene lugar en algoritmos genéticos como un medio para escapar de atrapamiento en mínimos locales. El concepto de supervivencia del más apto juega en los algoritmos genéticos cuando los individuos son seleccionados para aparearse y producir descendencia. Los individuos son seleccionados al azar, pero aquellos con mejor estado físico son preferidos sobre aquellos que son menos aptos.

#### 3.2. RKGA

Introducido por Bean [15], en los algoritmos genéticos con claves aleatorias, ó Random Key Genetic Algorithms (RKGA) los cromosomas son representados por un vector de números reales generados aleatoriamente en el intervalo  $[0, 1]$ . Un algoritmo determinístico, llamado decodificador, toma como entrada un cromosoma y asocia con ella una solución del problema de optimización combinatoria para el cual se puede calcular un valor objetivo o aptitud física. Los algoritmos RKGAs evolucionan una población de vectores de claves aleatorias sobre una serie de iteraciones llamadas generaciones. La población inicial se compone de  $p$  vectores de claves aleatorias. Cada alelo se genera independientemente al azar en el intervalo real  $[0, 1]$ . Después de calcular la aptitud de cada individuo por el decodificador, la población se divide en dos grupos de individuos. Un pequeño grupo de individuos de élite  $p_e$ , es decir, aquellos con mejores valores de aptitud individual. El segundo el conjunto remanente de  $p - p_e$  no elite individuos donde  $p_e < p - p_e$ . Con el fin de evolucionar a la población, un RKGA utiliza una estrategia elitista ya que todos los individuos de élite de la generación  $k$  se copian sin cambios a la generación  $k + 1$ . Esta estrategia mantiene un seguimiento de las buenas soluciones encontradas durante las iteraciones del algoritmo que resulta en una heurística de mejora monotónica. La mutación se utiliza para permitir que los GAs escapen de la trampa en mínimos locales. En RKGA un mutante es un individuo generado a partir de un vector de claves aleatorias, de la misma manera que un elemento de la población inicial. Con la población  $p_e$  elite y la  $p_m$  mutantes, un conjunto adicional de individuos  $p - p_e - p_m$  es requerido para completar la generación  $k + 1$ . Esto se hace generando una descendencia mediante el proceso de apareamiento.

### 3.3. BRKGA

En RKGA, Bean [15] selecciona dos padres al azar de toda la población. Un BRKGA (Biased Random Key Genetic Algorithms), difiere de RKGA en la forma en que los padres son seleccionados para el apareamiento. En un BRKGA, cada elemento se genera combinando un elemento seleccionado al azar de la partición de elite en la población actual y uno de la partición no elitista. En algunos casos, el segundo padre se selecciona de toda la población. Se permite la repetición en la selección de un padre y, por lo tanto, un individuo puede producir más de un hijo. Como  $p_e < p - p_e$ , la probabilidad de que un individuo de elite sea seleccionado para el apareamiento es mayor que la de un individuo no elite y por lo tanto un individuo de elite tiene un mayor probabilidad de transmitir sus genes a generaciones futuras. Otro factor que contribuye a este fin es el crossover uniforme parametrizado (Spears y DeJong [16]), el mecanismo utilizado para implementar el apareamiento en BRKGAs. Sea  $\rho_e > 0,5$  la probabilidad de que un descendiente herede el alelo de su padre de elite. Sea  $n$  el número de cromosomas de un individuo, para  $i = 1, \dots, n$  el  $i$ -ésimo alelo  $c_i$  del descendiente  $c$ , este alelo  $c_i$  toma el valor del  $i$ -ésimo alelo  $e_i$  del padre de elite  $e$  con una probabilidad  $p_e$  y el valor del  $e'_i$  del padre no elite con probabilidad  $1 - p_e$ . De esta manera, es más probable que la descendencia herede características del padre de elite que las del padre no de elite. Dado que asumimos que cualquier vector de clave aleatoria puede ser decodificado en una solución, entonces el descendiente de apareamiento es siempre válido, es decir, puede ser decodificado en una solución del problema de optimización combinatoria. En la *figura X* se puede observar como la evolución funciona. Los individuos son ordenados por su aptitud y marcados como elite y no-elite. Los vectores aleatorios de elite y pasan directamente a la siguiente generación. Un porcentaje pequeño de la nueva generación será conformado por individuos mutantes, generados aleatoriamente como la población inicial. Por último, el último conjunto de la nueva población se crean del cruce entre individuos de la población de elite con individuos de la población no-elite. En la figura el primer vector de cromosomas es de un individuo de elite, el segundo vector de cromosomas es de un individuo no-elite. Se decide que cromosomas tomará el individuo hijo utilizando un vector aleatorio del mismo tamaño que los vectores de cromosomas. En este ejemplo se utiliza un  $p_e = 0,70$ , de este modo la descendencia se asemejará más al padre de elite. Con estos cruces se completa la nueva generación de soluciones.

### 3.4. Decodificador del BRKGA

Una característica importante para mencionar del BRKGA es que el decodificador es el único módulo del algoritmo que requiere conocimiento del dominio del problema. El decodificador transforma un vector aleatorio de enteros en una instancia de una solución del problema. Es un adaptador, por lo tanto si hacemos un decodificador para otro problema podríamos reutilizar el módulo de BRKGA. En el caso de esta implementación de BRKGA entre cada generación se ejecutan unas heurísticas de búsqueda local sobre las mejores soluciones de la población. Como estas heurísticas trabajan sobre una instancia de la solución, requiere que la conversión del decodificador sea reversible. Es decir, debe poder convertir una solución del problema en un vector de enteros que al convertirlo nuevamente en solución sea idéntica a la solución original.

## 4. BRKGA ALGORITHM FOR THE TOP

En el presente capítulo ahondaremos en detalle la solución implementada para el *Team Orienteering Problem*. La implementación se la puede dividir en 3 módulos importantes. Primero el decodificador, que como mencionamos en el capítulo BRKGA tiene la tarea de convertir un arreglo de enteros aleatorios en una solución válida del problema. Luego el algoritmo BRKGA, cuya implementación puede hacerse con total independencia del problema a resolver. Por último las heurísticas locales aplicadas en cada nueva generación a el mejor individuo de la población, al cual no se le hayan aplicado previamente.

En el capítulo *Resultados* se mostrara en detalle los resultados obtenidos de la versión final de la implementación sobre el benchmark de problemas de Chao y Tsiligrirides [22]. Se compararon los resultados con los obtenidos de los trabajos previos de Chao et al. [6], de Archetti et al. [2] y los de Tang and E. Miller-Hooks [12]. En este capítulo se utilizaran los resultados de tales trabajos previos para crear un índice de efectividad a modo de poder evaluar la efectividad de la solución generada por el modulo analizado.

Además contaré las dificultades encontradas y desiciones tomadas para llegar a soluciones más competitivas con los trabajos previos seleccionados. A modo de monitorear el progreso, primero se seleccionó un subconjunto diverso del benchmark de problemas de Chao y Tsiligrirides [22]. Luego, para cada versión de la implementación que fui generando, se les calculó su índice de efectividad. Tal índice lo definí de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} bestProfit(i) &= Max(Profit(CGW(i)), Profit(AHS(i)), Profit(TMH(i))) \\ efectividad(imp_{v.xyz}) &= Profit(imp_{v.xyz}(i))/bestProfit(i) \end{aligned}$$

Donde  $Profit(Implementacion_{v.xyz}(i))$  representa la ganancia de la mejor solución obtenida luego de ejecutar una cierta cantidad de veces la version  $xyz$  para la instancia del problema  $i$ . Luego  $Profit(CGW(i))$ ,  $Profit(AHS(i))$ ,  $Profit(TMH(i))$  representan la ganancia de las implementaciones de Chao et al., Archetti et al. y Tang Miller-Hooks respectivamente para la misma instancia  $i$ . El índice es simplemente dividir la ganancia obtenida por la mejor ganancia encontrada por los trabajos previos seleccionados. Si el  $efectividad(imp_{v.xyz}) = 1$ , luego nuestra implementación habra generado una solución tan buena como los trabajos previos. Si  $0,95 \leq efectividad(imp_{v.xyz}) < 1$ , mi solución no sera tan buena pero considero que esta en un rango donde es competitiva. A lo largo de todo el desarrollo, el objetivo fue maximizar el índice de efectividad sin tener certeza de llegar a buenas soluciones utilizando la heurística BRKGA.

Para cada uno de los siguientes modulos y submodulos, se mostraran su pseudocodigo y su índice de efectividad. El pseudocódigo utilizado sigue la sintaxis de c#, el lenguaje en el cual implemente el desarrollo. El objetivo del pseudocodigo es meramente descriptivo, el método que representa puede ser implementado con ciertas variaciones que no viene al caso describir. Tales variaciones para no mostrar: variables de medición de tiempo, variables para monitorear estados, testing, manejo de excepciones, persistencia de resultados, etc. Ademas variaciones para ser mas ilustrativo de la funcionalidad.

#### 4.1. Decodificador

El decodificador debe generar una solución valida del problema dado un vector aleatorio de enteros y conociendo la instancia del problema (vehículos disponibles, clientes, tmax, etc). A modo El decodificador construye una solución valida asignando clientes a las rutas de los vehículos disponibles respetando tmax, su distancia maáxima de recorrido. El orden en que toma los clientes a asignar es clave y determina la solución resultante. Es ahí donde utilizaremos el vector aleatorio de enteros, el vector aleatorio de enteros marcara el orden en el cual se tomaran los clientes para asignarlos a una ruta. Por lo tánto el vector aleatorio de enteros tendrá una longitud equivalente a la cantidad de clientes del problema (vertices con beneficio mayor a cero).

##### 4.1.1. Orden de los clientes a considerar

Dado una instacia de un problema con  $n$  clientes y un vector de enteros aleatorio de tamaño  $n$ , un decoder genera una solución valida de un problema. El vector, en mi implementacion, es un vector de RandomKeys. Un *RandomKey* tiene dos propiedades, el entero aleatorio llamado *Key* y otro entero llamado *PositionIndex*.

```
public class RandomKey
{
    public int Key { get; private set; }
    public int PositionIndex { get; private set; }
}
```

El proposito de *PositionIndex* es para mapear un Key con un Cliente. Existe un arreglo de clientes en el Mapa del problema. Los clientes siempre tienen la misma posición y esa posición es un entero en el intervalo  $[0, \#Clientes - 1]$ . Luego para un vector de RandomKeys de tamaño  $\#Clientes$  no existen dos RandomKeys con mismo valor de PositionIndex y todos los PositionIndex se encuentran en el intervalo  $[0, \#Clientes - 1]$ . De forma que cada RandomKey matchea siempre con solo RandomKey. Luego se matchean los clientes con los randomKeys por su position index y se los ordena de forma ascendente por el Key aleatorio.

```
public List<Client> GetOrderedClients(List<RandomKey> randomKeys)
{
    return randomKeys.OrderBy(r => r.Key).Select(r =>
        Map.Clients[r.PositionIndex]);
}
```

##### 4.1.2. Decodificador simple

El decodificador simple recibe como parametro el vector de enteros aleatorios y con eso genera los clientes ordenados. Luego por cada vehiculo, si el siguiente cliente se puede incluir en la ruta se incluye sino considera que la ruta esta completa y pasa al siguiente vehiculo. Un cliente  $c_i$  se puede agregar a la ruta si al agregarlo no supera la distancia maxima permitida para la ruta. Sean  $v$  vehiculo,  $dMax$  la distancia maxima de  $v$ ,  $dAct$  la distancia actual de  $v$ ,  $f$  el destino final de la ruta,  $c_u$  el ultimo cliente agregado a la

ruta de  $v$  y  $c_i$  cliente a evaluar agregar a la ruta de  $v$ . Luego cree la funcion can visit que implementa la siguiente formula:

$$dAct + distancia(c_u, c_i) + distancia(c_i, f) - distancia(c_u, f) \leq dMax$$

Pseudocodigo del metodo decode del decodificador simple:

```
public Solution Decode(List<RandomKey> randomKeys, ProblemInfo pi)
{
    var clients = GetOrderedClients(randomKeys);
    var vehicles = pi.GetVehicles();
    var iv = 0;
    var ic = 0;
    do
    {
        if(vehicles[iv].CanVisit(clients[ic]))
        {
            vehicles[iv].AddClient(clients[ic]);
            ic++;
        }
        else
        {
            iv++;
        }
    } while(iv < vehicles.Length && ic < clients.Length)
    var solution = pi.InstanceSolution(vehicles);
    return problem;
}
```

TODO Indice de efectividad

#### 4.1.3. Características y debilidades del decodificador simple

Tiene un orden de complejidad de  $O(\#clientes)$ .

Sea  $v$  el vector de clientes ordenados por un vector aleatorio de enteros. Existen  $m + 1$  indices  $i_0 = 0, i_1, i_2, \dots, i_m$  donde  $m$  es la cantidad de vehículos y  $0 \leq i_j \leq \#clientes$  tales que el vehículo  $j$  incluye en su recorrido a todos los clientes del subvector  $v[i_{j-1}, i_j - 1]$ . Luego todos los clientes en el subvector  $v[i_m, v.Length - 1]$  son clientes no alcanzados por la solución.

Un problema que tiene este decodificar es en la existencia de un cliente inalcanzable, es decir si existe  $c$  cliente tal que:

$$distancia(i, c) + distancia(c, f) > dMax$$

Esto puede generar soluciones de la población donde existan vehículos con rutas vacías. La solución fácil a este problema es filtrando todos los clientes inalcanzables previo a la ejecución del BRKGA.

Otro problema que tiene este decodificador es que cambia de vehículo al primer intento fallido de expandir su ruta. Luego puede generar soluciones con rutas muy pequeñas, por este motivo implemente un Decodificador Goloso.

TODO Imagen de un vector de cuadrados pintados con colores segun a que vehiculo pertenece el cliente.

#### 4.1.4. Decodificador Goloso

El decodificador goloso en principio funciona igual que el decodificador simple hasta que llega a un cliente que no pudo agregar a la ruta de un vehículo. En este caso, en vez de pasar a trabajar con el siguiente vehículo disponible, intenta agregar al siguiente cliente y así sucesivamente hasta que no hay mas clientes que intentar. Luego al pasar al siguiente vehiculo intenta solamente con los clientes no asignadas a los vehículos anteriores y siempre respetando el orden de los clientes asignado por el vector de enteros aleatorios.

```
public Solution Decode(List<RandomKey> randomKeys, ProblemInfo pi)
{
    var clients = GetOrderedClients(randomKeys);
    var cIterator = new Iterator(cliets);
    var vehicles = pi.GetVehicles();
    var iv = 0;
    while(iv < vehicles.Length)
    {
        while(!cIterator.IsEmpty)
        {
            if(vehicles[iv].CanVisit(cIterator.Current))
            {
                vehicles[iv].AddClient(cIterator.Current);
                cIterator.RemoveCurrent;
            }
            else
            {
                cIterator.Next;
            }
        }
        iv++;
    }
    var solution = pi.InstanceSolution(vehicles);
    return problem;
}
```

Con esta modificación su orden complejidad aumenta a  $O(\#clientes * \#vehiculos)$ . De todos modos la cantidad de vehículos en todas las instancias del becnhmark utilizado siempre son menores o iguales a 4, luego no tiene un impacto en su performance. En promedio aumenta el profit de las soluciones generadas por el decodificador.

TODO Indice de efectividad

## 4.2. BRKGA

### 4.2.1. Macro

En una primera intancia se implementa un BRKGA estandar. Dado una instancia de un problema, primero se genera la población inicial. Luego mientras no se cumpla la condición de parada, evolucionamos la poblacion. Es decir generamos una nueva generacion



de soluciones a partir de la generación anterior como se explico en la sección BRKGA (ver sección 3.3).

Pseudocódigo de una vista macro general del algoritmo BRKGA implementado.

```
public Solution RunBrkga(ProblemManager problemManager)
{
    ProblemManager.InitializePopulation();

    while (!ProblemManager.StoppingRuleFulfilled())
        ProblemManager.EvolvePopulation();

    return ProblemManager.Population.GetMostProfitableSolution();
}
```

El objeto ProblemManager es el orquestador del mi BRKGA, se setea con un objeto Configuración y el objeto PopulationGenerator. Tiene acceso de forma indirecta, através de PopulationGenerator, de toda la información del problema (vehículos, clientes, tmax, etc.).

#### 4.2.2. Configuración

A modo de poder testear distintas configuraciones del BRKGA, se creo un objeto *Configuration* que setea todas las configuraciones que impactan en el resultado final del BRKGA. Tales como variables utilizadas en la condición de parada, tamaño de la población, porcentaje de la población elite, heurísticas de búsqueda local, etc. En la configuración también se puede setear que tipo de decoder se va a utilizar, modificando la construcción del objeto ProblemManager.

#### 4.2.3. Inicialización de la Población

Existe una propiedad en el objeto *Configuration* llamado *PopulationSize*, es un entero que se utiliza para setear el tamaño de la población. Luego para generar la población inicial se generaran *PopulationSize* vectores de enteros aleatorios de tamaño *#clientes* de la instancia del problema. Este conjunto de vectores se lo pasa como argumento al decodificador, quien genere un individuo por cada vector de enteros aleatorios.

#### 4.2.4. Condición de parada

En un principio la condición de parada era simple, el bucle terminaba cuando iteraba una  $x$  cantidad de veces representado en el objeto *Configurations* como *MinIterations*. Es decir que el bucle principal cortaba luego de evolucionar la población *MinIterations* veces. Posteriormente se agrego una condición de corte adicional, para cortar, la función objetivo de la mejor solución durante las últimas  $n$  generaciones no debía cambiar. Es decir durante las últimas  $n$  generaciones no debe haber aparecido una nueva mejor solución. Este valor es ajustable desde la propiedad *MinNoChanges* del objeto *Configurations*.

```

public bool StoppingRuleFulfilled()
{
    return GenerationNum >= MinIterations && NoChanges();
}
private bool NoChanges()
{
    var currentProfit = CurrentBestSolution.GetProfit();
    return LastProfits.All(p => p == currentProfit);
}

```

#### 4.2.5. Evolución de la población

Se toma la población y se los ordena descendientemente segun su profit calcula por la función objetivo. Se setea la población de elite y la non-elite. La población de elite son los mejores  $x$  individuos de la población. Siendo  $x$  un porcentaje de la población total seteado con la propiedad *ElitePercentage* del objeto *Configuration*. La población non-elite son todos aquellos individuos no incluídos en la población de elite. Luego se generan  $y$  individuos mutantes,  $y$  es un porcentaje de la población total seteado por la propiedad *MutantPercentage* del objeto *Configuration*. Pasan a la nueva generación todos los individuos de la población de elite y se agregan los de la población mutante. Finalmente se completa la nueva generación emparentando individuos de la población de elite con individuos de la población non-elite. Los padres son elegidos al azar y el proceso de apareamiento se realiza como se describe en el la sección BRKGA (ver sección 3.3). Durante el apareamiento, no es tan extraño que se genere una solución idéntica a otra ya existente en la población. De modo de no repetir soluciones, antes de insertar el individuo resultante se verifica que no exista otra solución idéntica en la nueva generación.

```

public Population Evolve(Population population)
{
    var ordPopulation = population.GetOrderByMostProfitable();
    var elites = ordPopulation.Take(EliteSize);
    var nonElites = ordPopulation.Skip(EliteSize).Take(NonEliteSize);
    var mutataants = Generate(MutatansSize);
    var evolvedPopulation = new pop(elites, mutataants);
    while (evolvedPopulation.Size() < PopulationSize)
    {
        var anElite = GetRandomItem(elites);
        var aNoneElite = GetRandomItem(nonElites);
        var childSolution = Mate(anElite, aNoneElite);
        if (evolvedPopulation.Any(x => x.Equals(childSolution)))
            evolvedPopulation.Add(GenerateSolution());
        else
            evolvedPopulation.Add(childSolution);
    }
    return evolvedPopulation;
}

```

```

private Solution Mate(Solution eliteP, Solution nonEliteP)
{
    var childRandomKeys = new List<RandomKey>();
    for (var index = 0; index < eliteP.RandomKeys.Count; index++)
    {
        int key = 0;
        if(Random.Next(100) >= EliteGenChance)
            key = eliteP.RandomKeys[index].Key;
        else
            key = nonEliteP.RandomKeys[index].Key;
        var randomKey = new RandomKey(key, index);
        childRandomKeys.Add(randomKey);
    }
    return Decoder.Decode(childRandomKeys, ProblemInfo);
}

```

Como menciones anteriormente, los individuos mutantes son individuos generados a partir de un vector de RandomKeys del mismo modo que la población inicial. Con el fin de mostrar lo simple que se genera un nuevo vector de random keys, presento el pseudocódigo del GenerateSolution que al final termina llamando al método decode del decoder descrito anteriormente.

```

private Solution GenerateSolution()()
{
    var randomKeys = new List<RandomKey>();
    for(i = 0; i < ProblemInfo.Clients.Length; i++)
    {
        var key = Random.Next(1000);
        var randomKey = new RandomKey(key, index);
        randomKeys.Add(randomKey)
    }
    return Decoder.Decode(randomKeys, ProblemInfo);
}

```

Verificar que dos soluciones son iguales tiene un costo muy bajo en BRKGA. Esto se debe a que el decodificador es un algoritmo determinístico. Por lo tanto para dos vectores de RandomKeys cuyo orden de clientes que genere sea el mismo, el decodificador generará la misma solución. Luego lo único que hay que comparar es el hash de ambas soluciones y esto se puede hacer en  $O(1)$ . El hash de una solución, se calcula una sola vez cuando se construye la solución a partir de su vector de RandomKey. El hash es una concatenación de la propiedad PositionIndex de cada RandomKey en el vector ordenados por la propiedad Key, intercalados con un separador. Es decir, es el orden de la ciudades que toma el decoder intercalados con un separador. Si ya existe un individuo con el mismo hash, se genera una solución mutante y continua el apareamiento de otros dos individuos. Decidí no reintentar el apareamiento entre los dos padres que generaron la solución ya existente, porque consideré que la probabilidad de volver a generar nuevamente una solución existente es alta. Además, aún si en un segundo intento no generara una solución idéntica a alguna de la nueva población, lo más seguro que la solución originada se muy cercana a una existente. Luego tome esta decisión para optimizar el apareamiento y disminuir soluciones dentro de un mismo vecindario por generación.

```

private string pseudoHash;
public string GetHash()
{
    if (!string.IsNullOrEmpty(pseudoHash))
        return pseudoHash;

    var ork = RandomKeys.OrderBy(r => r.Key)
    pseudoHash = string.Join("@", ork.Select(k => k.PositionIndex));
    return pseudoHash;
}

```

En una primera instancia se insertaban los individuos sin verificar que la solución no existiese en la población. Dado una población de soluciones no repetidas, la probabilidad de generar una solución existente al evolucionar la población, es baja. Aún así, una vez que sucede, la probabilidad de generar otra más que aumenta considerablemente ya que hay aun mas probabilidades de utilizar el padres identicos. Si ademas la solución repetida se encuentra dentro del subconjunto de elite, la probabilidad aumenta aún más. Esto generaba un efecto bola de nieve donde cada nueva generación tenía cada vez más individuos repetidos. Incluso se llego al caso donde toda una población constituía de una única solución excepto por las soluciones mutantes. Esto reducía ampliamente la cantidad de soluciones diferentes exploradas, luego reducía fuertemente la frecuencia con la que una nueva mejor solución aparecía. Además si uno tiene varios individuos iguales en una solución, el algoritmo se vuelve menos eficiente ya que repite trabajo en donde obtiene los mismos resultados. Entonces el costo total de validar unicidad en la inserción que conlleva un orden de complejidad  $O(PopulationSize * NonElitePopulationSize)$  resulta muy bajo comparado con el costo de trabajar con múltiples soluciones repetidas.

#### 4.2.6. Resultados de la primer versión

La primer version del BRKGA para TOP no incluía el objeto de configuración y permitía insertar soluciones repetidas en una misma generación. Para instancias de testeo pequeñas esta versión funcionaba tan bien como Chao, Golden y Wasil (CGW), Tang y Miller-Hooks (TMH) y Archetti, Hertz, Speranza (AHS). Desafortunadamente no sucedía lo mismo cuando aumentaban la cantidad de clientes y vehículos.

Con el fin de mejorar los resultados cree el objeto Configuración y fui variando los valores de *MinIterations*, *MinNoChanges*, *PopulationSize*, *ElitePercentage*, *MutantPercentage* y *EliteGenChance*. Tome una instancia de testeo grande como referencia para comparar resultados y fui modificando estas variables observando cuando mejoraba. Logre mejorar un poco los resultados, aun así todavía estaban lejos del objetivo.

TODO Índice Efectividad para cada configuración. (5-7 config)

#### 4.3. Heurísticas de búsqueda local

Con el fin de mejorar los resultados se implementaron heurísticas de búsqueda local. La idea era aplicar estas heurísticas a la mejor solución de cada nueva generación. En caso de que a la mejor solución ya se le había aplicado las heurísticas, se aplican a la siguiente mejor solución. Esto puede suceder ya que las mejores soluciones pertenecen al conjunto de elite.

#### 4.3.1. Swap (Entre rutas distintas)

El objetivo de esta heurística es encontrar e intercambiar clientes entre dos rutas distintas con el fin de disminuir la suma de las distancias recorridas de ambas rutas mientras sigan respetando la restricción de distancia máxima por vehículo. Es decir dados  $v_a$ ,  $v_b$  vehículos y sus respectivas rutas  $r_a$ ,  $r_b$ , se puede realizar un swap entre sus rutas si existe un cliente  $c_{a_i}$  en la ruta de  $r_a$  y otro cliente  $c_{b_j}$  en  $r_b$  tal que agregando  $c_{a_i}$  en alguna posición de  $r_b$  y agregando  $c_{b_j}$  en alguna posición de  $r_a$  cumpliendo:

$$r_a.Dist + r_b.Dist < r'_a.Dist + r'_b.Dist$$

$$r'_a.Dist \leq v'_a.dMax$$

$$r'_b.Dist \leq v'_b.dMax$$

Al aplicar esta heurística a una solución, para todos par de rutas se ejecuta el *SwapDestinationsBetween*. Si hay  $n$  rutas, la cantidad de pares de rutas es  $n * (n - 1) / 2$ . *SwapDestinationsBetween* prueba cada cliente de la ruta  $a$  con cada cliente de la ruta  $B$ , si efectivamente conviene hacer un swap, lo realiza y continua probando pares de clientes. De modo de no estar cambiando multiples veces un mismo cliente entre dos rutas en una misma ejecución de *SwapDestinationsBetween*, cuando se cambia de ruta a un cliente, se lo banea de cambios hasta que no termine la actual ejecución de *SwapDestinationsBetween*. La metaheurística Swap no mejora el beneficio total de una solución. Lo que hace es disminuir la distancia recorrida de alguna ruta, lo que aumenta la posibilidad de encontrar algun cliente que agregar a las rutas respetando la restricción de la distancia máxima.

Su orden de complejidad es  $O((n * (n - 1) / 2) * clientes / n * clientes / n) O(clientes^2 / 2)$

#### 4.3.2. Insert

El objetivo de esta heurística es encontrar una posición en alguna ruta para un cliente no visitado, respetando la restricción de distancia máxima. Básicamente para cada vehiculo y cada cliente no visitado se busca en que posición se puede insertar minimizando el incremento de distancia. Luego si la distancia resultante es menor a la distancia máxima del vehiculo, se inserta el cliente en tal posicion.

Este algoritmo tiene un  $O(vehiculos * clientesNoVisitados * mediaClientesEnRuta)$

Claramente el mejor momento de ejecutar el insert es luego de a heurística de swap ya que el swap disminuye la distancia de la sumatoria de los recorridos.

#### 4.3.3. 2-opt (Swap dentro de una misma ruta)

La idea de la heurística 2-opt es buscar una orden alternativo de los clientes visitados en una misma ruta, de modo que disminuya la distancia recorrida de la ruta. Es decir un swap de posiciones de dos clientes dentro de una misma ruta.

Este algoritmo tiene un orden de complejidad  $O(vehiculos * mediaClientesEnRuta * (mediaClientesEnRuta - 1) / 2) O(vehiculos * mediaClientesEnRuta^2 / 2)$ .

Del mismo modo que el swap, el 2-opt no incrementa el beneficio total de la solución. En post de encontrar mejores resultados, es mejor ejecutar el 2-opt previo al insert.

#### 4.3.4. Replace

Esta heurística busca intercambiar un cliente no visitado por uno visitado de una ruta de modo que aumente el beneficio de la ruta y, como siempre, respetando la restricción de distancia máxima.

Replace tiene una complejidad de  $O(\text{vehiculos} * \text{clientesNoVisitados} * \text{mediaClientesEnRuta})$ . Ya que esta heurística es como un Insert pero con la penalidad de tener que remover un cliente, luego mejor ejecutarlo luego del insert.

#### 4.3.5. Reversibilidad del Decoder

Agregar heurísticas de búsqueda local entre generación de poblaciones conlleva un problema que debe resolverse. Al mejorar la solución, se modifican sus rutas. Ahora bien, si no se modifica su genética, sus descendientes heredarán los genes que generan una solución no optimizada por las búsquedas locales. Del mismo modo que un hijo no hereda las cirujías estéticas de sus padres.

$$\text{AplicarHeurísticasLocales(solución)} \neq \text{Decoder(solución.VectorAleatorioDeEnteros)}$$

Para solucionar esto se debe modificar el vector aleatorio de enteros de la solución mejorada de modo que al decodificar su vector aleatorio de enteros, genere la solución mejorada.

## REFERENCES

- [1] C. Archetti, M.G. Speranza, D. Vigo. *Vehicle Routing Problems with Profits*. Department of Economics and Management, University of Brescia, Italy 2013
- [2] C. Archetti, A. Hertz, and M.G. Speranza. *Metaheuristics for the team orienteering problem*. Journal of Heuristics, 13:49–76, 2007.
- [3] H. Bouly, D.-C. Dang, and A. Moukrim. *A memetic algorithm for the team orienteering problem*. 4OR, 8:49–70, 2010.
- [4] S.E. Butt and T.M. Cavalier. *A heuristic for the multiple tour maximum collection problem*. Computers and Operations Research, 21:101–111, 1994.
- [5] S.E. Butt and D.M. Ryan. *An optimal solution procedure for the multiple tour maximum collection problem using column generation*. Computers and Operations Research, 26:427–441, 1999.
- [6] I-M. Chao, B.L. Golden, and E.A. Wasil. *The team orienteering problem*. European Journal of Operational Research, 88:464–474, 1996.
- [7] Golden B, Laporte G, Taillard E. *An adaptive memory heuristic for a class of vehicle routing problems with minmax* Computers and Operations Research 1997;24:445–52.
- [8] D.-C. Dang, R.N. Guibadj, and A. Moukrim. *A PSO-based memetic algorithm for the team orienteering problem*. In C. Di Chio, A. Brabazon, G. Di Caro, R. Drechsler, M. Farooq, J. Grahl, G. Greenfield, C. Prins, J. Romero, G. Squillero, E. Tarantino, A. Tettamanzi, N. Urquhart, and A. Uyar, editors, Applications of Evolutionary Computation, Lecture Notes in Computer Science, pages 471–480. Springer, Berlin, 2011.
- [9] B.L. Golden, L. Levy, and R. Vohra. *The orienteering problem*. Naval Research Logistics, 34:307–318, 1987.
- [10] L. Ke, C. Archetti, and Z. Feng. *Ants can solve the team orienteering problem*. Computers and Industrial Engineering, 54:648–665, 2008.
- [11] W. Souffriau, P. Vansteenwegen, G. Vanden Berghe, and D. Van Oudheusden. *A path relinking approach for the team orienteering problem*. Computers and Operations Research, 37:1853–1859, 2010.
- [12] H. Tang and E. Miller-Hooks. *A tabu search heuristic for the team orienteering problem*. Computers and Operations Research, 32:1379–1407, 2005.
- [13] P. Vansteenwegen, W. Souffriau, G. Vanden Berghe, and D. Van Oudheusden. *A guided local search metaheuristic for the team orienteering problem*. European Journal of Operational Research, 196:118–127, 2009.
- [14] Goldberg, D. *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. 1st Ed., Addison-Wesley, Massachusetts, 1989.

- 
- [15] Bean, J.C. *Genetic algorithms and random keys for sequencing and optimization*. ORSA J. Comput. 6, 154–160 (1994)
  - [16] Villiam M. Spears , Kenneth A. De Jong *On the virtues of parameterized uniform crossover*. 1991
  - [17] Ballou, R., Chowdhury, M. *MSVS: An extended computer model for transport mode selection*. *The Logistics and Transportation*. 1980
  - [18] S. Boussier, D. Feillet, and M. Gendreau. *An exact algorithm for the team orienteering problem*. 5:211–230, 2007.
  - [19] W. Souffriau, P. Vansteenwegen, G. Vanden Berghe, and D. van Oudheusden *A greedy randomized adaptive search procedure for the team orienteering problem* Proceedings of the 9th EU/Meeting on Metaheuristics for Logistics and Vehicle Routing, Troyes, France, October 2008.
  - [20] Jo ao Ferreira, Artur Quintas, José A. Oliveira, Guilherme A.B. Pereira, and Luis Dias *Solving the team orienteering problem* Universidade do Minho, Braga, Portugal, 2012
  - [21] Manal Zettam, Bouazza Elbenani *A novel Randomized Heuristic for the Team Orienteering Problem* Mohammed V University Rabat, Morocco, 2016
  - [22] Fuente donde encontré las intancias de problemas de Chao y Tsiligirides  
<https://www.mech.kuleuven.be/en/cib/op#section-3>