

Trabajo de Fin de Grado

Grado de Ingeniería en Tecnologías Industriales

Estudio de problemas de logística inversa.
Aplicación a la recogida de residuos

Autor: Cecilia Ramírez Peña

Tutor: María Rodríguez Palero

**Dpto. Organización Industrial y Gestión de
Empresas II**

Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Sevilla, 2018



Trabajo de Fin de Grado
Grado en Ingeniería en Tecnologías Industriales

Estudio de problemas de logística inversa. Aplicación a la recogida de residuos

Autor:
Cecilia Ramírez Peña

Tutor:
María Rodríguez Palero

Dpto. de Organización Industrial y Gestión de Empresas II
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla
Sevilla, 2018

Autor: Cecilia Ramírez Peña

Tutor: María Rodríguez Palero

El tribunal nombrado para juzgar el Proyecto arriba indicado, compuesto por los siguientes miembros:

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2018

El Secretario del Tribunal

A mi familia

A mis maestros

Agradecimientos

A mi tutora, María, que con mucha paciencia y tiempo ha hecho posible que lo sacara adelante y que confió en mi capacidad cuando ni yo lo hacía.

También, agradezco a profesores de otros departamentos (profesores de Técnicas de optimización y Métodos matemáticos) que junto a María, han conseguido resolverme todas las dudas que me han surgido a lo largo de todo el proceso dedicándome su tiempo de manera totalmente altruista.

A mis padres, mis hermanos, mis abuelos y mis tios y primos, porque siempre me han dado un gran apoyo a lo largo de todos los años. Han estado ahí cada vez que lo he necesitado, y nunca ha sobrado una llamada para desear suerte o dar ánimos.

A mis amigos, porque sin ellos cada día sería mucho más aburrido y seguramente no hubiera disfrutado igual estos años de estudio.

En este trabajo de Fin de Grado se analiza la problemática en la logística inversa aplicada a un sistema de gestión y recogida de residuos. Se estudia el funcionamiento y utilidad de las recientes estaciones de transferencias, que acogen toda la basura de una provincia para después, ser distribuidas a los puntos finales como las plantas de destrucción o de tratamiento. Todo ello enfocado a datos reales obtenidos de diferentes municipios de la provincia de Sevilla, como las distancias entre municipios, tasa de producción, costes y capacidades de las estaciones de transferencia.

Se expone un modelo de asignación de estaciones de transferencias y se propone resolverlo mediante una técnica metaheurística, ya que resolverlo de manera exacta supondría un aumento considerable del coste y tiempo de resolución. Se aplican finalmente diferentes variantes del algoritmo genético para analizar la efectividad y la eficacia del método.

Abstract

In this Final Degree project, it is analysed the problematic in reverse logistics within a waste management and collection system. It is studied the functioning and utilities of the recently appeared transfer stations, which receive the entire waste of a province, to be finally distributed to the end points like waste destruction plants or waste treatment plants. This problem is focused on real data obtained from different towns in the province of Seville, like distances between towns, production rate, costs and transfer stations' capacities.

It is exposed a transfer station assignation model and it is proposed to be solved by metaheuristic tecnics because solving it in an exact way would be so expensive and it would take such a long time compared to being solved by metaheuristic methods. Finally, they are applied different genetic algorithm variants to analyse its effectiveness and efficiency.

Agradecimientos	ix
Resumen	xi
Abstract	xiii
Índice	xv
Índice de Tablas	xvii
Índice de Figuras	xix
1 Introducción y objetivos	1
1.1 <i>Introducción</i>	1
1.2 <i>Objetivos del TFG</i>	2
1.3 <i>Estructura del TFG</i>	2
2 La logística inversa en el tratamiento de residuos	5
2.1 <i>Los RSU en España</i>	6
2.1.1 Definiciones y clasificación de residuos.	6
2.2 <i>Gestión de los Residuos Sólidos en España</i>	7
2.2.1 Recogida	8
2.2.2 El transporte y tratamiento de los RSU en España	10
3 Problema de asignación de estaciones de transferencia	15
3.1 <i>Antecedentes</i>	15
3.1.1 Modelo de localización de una planta de tratamiento y los centros de transferencia asociados	15
3.1.2 Modelo de la mochila	17
3.2 <i>Modelo de asignación de estaciones de transferencia</i>	18
3.2.1 Índices del problema de asignación de estaciones de transferencia	18
3.2.2 Variables del problema de asignación de estaciones de transferencia	19
3.2.3 Parámetros del problema de asignación de estaciones de transferencia	19
3.2.4 Modelo utilizado	19
3.3 <i>Especificaciones del problema</i>	20
4 Revisión de métodos metaheurísticos.	23
4.1 <i>Algoritmo genético</i>	24
4.2 <i>Recocido simulado</i>	25
4.3 <i>Búsqueda Tabú</i>	26
4.4 <i>Algoritmo de la colonia de hormigas</i>	26
4.5 <i>Optimización de Enjambre de Partículas</i>	27
4.6 <i>Selección del Algoritmo Genético para resolver el problema</i>	28
5 Aplicación del algoritmo genético al problema de asignación	29
5.1 <i>El algoritmo genético aplicado al problema en estudio</i>	29
5.1.1 Especificaciones de la población aplicada al modelo	30
5.1.2 Evaluación de la población	30
5.1.3 Definición de criterio de parada	30
5.1.4 Modificación de los genes en el algoritmo genético	30
5.2 <i>Diagramas de flujo de la metodología aplicada</i>	31

6	Explicación del código y de las funciones	33
6.1	<i>Funciones principales</i>	33
6.1.1	Función Fitness	33
6.1.2	Función delta	33
6.1.3	Función EvalPob	34
6.1.4	Función Selección	34
6.2	<i>Funciones para generar dos individuos iniciales aleatorios y admisibles</i>	34
6.2.1	Función Cromosomainicial	34
6.2.2	Función PoblaciónInit	34
6.3	<i>Funciones para modificar genéticamente los individuos</i>	35
6.3.1	Función Cruce	35
6.3.2	Función mutación	35
6.4	<i>Diferentes metodologías aplicadas</i>	35
6.4.1	Estudiar admisibilidad de cada individuo usando un cruce completo	36
6.4.2	Estudiar admisibilidad de cada individuo usando un cruce parcial	36
6.4.3	Complementar Algoritmo genético con el método de las penalizaciones	37
7	Resultados y conclusiones	41
7.1	<i>Población=20 individuos; Iteraciones=100</i>	41
7.2	<i>Población=100 individuos; Iteraciones=100</i>	41
7.3	<i>Población=500 individuos; Iteraciones=100</i>	41
7.4	<i>Población=20 individuos; Iteraciones=500</i>	42
7.5	<i>Población=20 individuos; Iteraciones=1000</i>	42
7.6	<i>Población=500 Iteraciones=1000</i>	42
7.7	<i>Conclusiones</i>	44
	ANEXO A: Datos reales utilizados	47
	<i>Tabla A.1. Funciones para modificar genéticamente los individuos</i>	47
	<i>Tabla A.2. Tasa anual de producción de cada municipio</i>	48
	<i>Tabla A.3. Capacidad Anual de las estaciones de transferencia</i>	48
	<i>Tabla A.4. Coste fijo de apertura de cada estación de transferencia</i>	48
	Anexo B: Tablas de resultados	49
	<i>Tabla B.1. Matriz de asignación y vector de apertura</i>	49
	ANEXO C: Funciones y código	51
	<i>Anexo C.1. Función del Algoritmo Genético para poblaciones admisibles</i>	51
	<i>Anexo C.2. Funciones para la alteración genética para poblaciones admisibles</i>	51
	<i>Anexo C.3. Función del Algoritmo Genético con Método de las penalizaciones</i>	52
	<i>Anexo C.4. Funciones para la alteración genética con Método de las penalizaciones</i>	53
	<i>Anexo C.5. Funciones auxiliares de los tres métodos</i>	53
	<i>Anexo C.6. Funciones para crear las matrices iniciales</i>	55
	Referencias	57

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Jerarquía de residuos	8
Tabla 2. Tipos de instalaciones de tratamiento de residuos urbanos	11
Tabla 3. Índices del problema de localización de centros de tratamiento y de transferencia asociados	15
Tabla 4. Variables del problema de localización de centros de tratamiento y de transferencia asociados	16
Tabla 5. Parámetros del problema de localización de centros de tratamiento y de transferencia asociados	16
Tabla 6. Variables del problema de la mochila	17
Tabla 7. Parámetros del problema de la mochila	17
Tabla 8. Índices del problema de asignación de estaciones de transferencia	19
Tabla 9. Variables del problema de asignación de estaciones de transferencia.	19
Tabla 10. Parámetros del problema de asignación de estaciones de transferencia	19
Tabla 11. Generación de residuos municipales por habitantes	21
Tabla 12. Tipos de técnicas metaheurísticas	24
Tabla 13. Relación establecida entre los elementos de simulación termodinámica y los de optimización combinatoria	25
Tabla 14. Resultados del Algoritmo genético P=20 It=100	41
Tabla 15. Resultados del Algoritmo genético P=100 It=100	41
Tabla 16. Resultados del Algoritmo genético P=500 It=100	42
Tabla 17. Resultados del Algoritmo genético P=20 It=500	42
Tabla 18. Resultados del Algoritmo genético P=20 It=1000	42
Tabla 19. Resultados del Algoritmo genético P=500 It=1000	42

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Camión recolector de basura	1
Figura 2. Camión de transferencia de residuos	2
Figura 3. Contenedores clasificadores en una calle de Sevilla	9
Figura 4. Esquema del funcionamiento de sistema móvil de recogida neumática	10
Figura 5. Esquema del funcionamiento básico de las estaciones de transferencia	12
Figura 6. Cálculo de la distancia entre 2 municipio.	21
Figura 7. Funcionamiento de la función CRUCE	24
Figura 8. Funcionamiento de la función MUTACIÓN	25
Figura 9. Funcionamiento del algoritmo	27
Figura 10. Bandada de pájaros	27
Figura 11. Población de seis individuos o cromosomas	29
Figura 12. Diagrama de flujo de creación de población inicial y selección de los individuos "PADRES"	31
Figura 13. Diagrama de flujo del desarrollo del algoritmo genético del problema de Asignación de Estaciones de Transferencia	32
Figura 14. Función cruce en la primera metodología	36
Figura 15. Aplicación del método de las penalizaciones.	37
Figura 16. Solución de los 100 individuos de una población creada sin aplicar el método de las penalizaciones.	38
Figura 17. Solución de los 100 individuos de una población creada con el método de las penalizaciones.	38
Figura 18. Evolución de la función fitness con la evolución de 1000 iteraciones en el algoritmo genético	43
Figura 19. Evolución de la función fitness con la evolución de 100 iteraciones en el algoritmo genético	43

1 INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

1.1 Introducción

La logística inversa estudia el traslado y tratamiento de los productos desde el consumidor hasta el punto de origen, es decir, el recorrido de los mismo en el sentido inverso de la cadena logística. El ciclo de vida de un producto no finaliza cuando éste llega al consumidor, sino que a lo largo del tiempo, permanece y se generan residuos (Serrano Elena, A. (2015)).

La logística es un servicio que aunque inicialmente supone una inversión, a la larga favorece a las diferentes empresas que la aplican. En el caso de la gestión de logística inversa de residuos, no se busca tan sólo ventajas económicas, sino una sostenibilidad y beneficios medioambientales, que hasta hace 20 años no se habían tenido en cuenta. En un ambiente de continuo crecimiento de residuos se ha establecido una estrategia de prevención y en su defecto, reciclado de los residuos. En España se han establecido y modificado numerosas leyes medioambientales que han afectado y transformado las infraestructuras y el control que se tenía inicialmente en la gestión total de los residuos. Por ello además de reducir el número de vertederos descontrolados, se han establecido nuevas leyes de control y de sanidad por las que se regula el proceso de la eliminación o transformación de los RSU y que implican que no sea posible, en la mayoría de los casos, la construcción de centros de tratamiento o eliminación de residuos cercanos a núcleos urbanos. Este factor, supone la creación de estaciones intermedias entre los diferentes núcleos productores y el emplazamiento final. Estas estaciones, conocidas como centros de transferencia, se han creado con el fin de reducir costes de tratamiento, del transporte directo y finalmente, reducir la contaminación del que a su vez supone el mismo, pues los vehículos transportadores son diferentes para cada caso.



Figura 1. Camión recolector de basura

Fuente: Anónimo (2017)



Figura 2. Camión de transferencia de residuos

Fuente: Anónimo (2011)

1.2 Objetivos del TFG

Se ha establecido un modelo para la resolución de un problema de asignación, que dados diferentes municipios de la provincia de Sevilla y estaciones de transferencia ya existentes en algunos de éstos, buscará minimizar los costes y los recorridos de los camiones recolectores para disminuir el impacto medioambiental que el transporte supone.

Teniendo en cuenta que hallar la solución exacta del modelo presentado supondría un proceso muy lento y costoso, se estudia la posibilidad de aplicar algoritmos metaheurísticos, para alcanzar una solución aceptable en el mínimo tiempo posible. Tras realizar una revisión de aquellas técnicas metaheurísticas más conocidas, se establece como método de resolución el Algoritmo Genético y se aplican diferentes formas de abordarlo para después comentar la eficiencia y eficacia del mismo.

El algoritmo utilizado se implanta con el lenguaje MATLAB R2017b. Esta aplicación es de fácil acceso para los estudiantes de la Universidad de Sevilla, y además es sencilla y potente a la hora de realizar grandes cálculos matemáticos.

1.3 Estructura del TFG

El presente Trabajo de Fin de Grado consta de 7 capítulos. A continuación, se presenta un breve resumen de lo que aporta cada uno.

En primer lugar, en el capítulo 1 se encuentra una breve introducción a la problemática que se estudia en el presente trabajo y los objetivos que se pretenden alcanzar con el desarrollo del mismo.

En el capítulo 2 se expone la creciente importancia de la logística con el paso de los años, sobretudo la de la logística inversa y cómo afecta ésta a la recogida de residuos. Se presenta la gestión de los Residuos Sólidos Urbanos (RSU), en la cual se basa el modelo estudiado en este trabajo, y las diferentes definiciones relacionadas con residuos en España. También se desarrollará la importancia de los recientes centros de transferencia.

En el capítulo 3 se exponen modelos en los que se se ha basado e inspirado el modelo que se propone. Finalmente se exhibe y explica el modelo propuesto y las especificaciones propias de éste.

El capítulo 4 es un breve resumen de diferentes técnicas metaheurísticas que se usan para la resolución de problemas NP-HARD. Concluye con la elección de uno de ellos y se exponen los motivos de dicha elección.

Durante el capítulo 5 se desarrolla profundamente la técnica aplicada y cómo se ha abordado el modelo de asignación de centros de transferencia con la misma, el software utilizado y las mejoras que se han ido aplicando al mismo código conforme se desarrollaba el estudio del mismo.

Las diferentes funciones utilizadas a lo largo de todo el algoritmo, y su utilidad y funcionamiento vienen especificadas en el capítulo 6.

Finalmente, en el capítulo 7 se muestran las conclusiones derivadas de la aplicación del método al problema de asignación de estaciones de transferencia y de las soluciones del mismo.

2 LA LOGÍSTICA INVERSA EN EL TRATAMIENTO DE RESIDUOS

La escasez de recursos obliga a la abundancia de sentido.

-Alejandro Aravena-

El ser humano desde el inicio de los tiempos ha tenido la necesidad de planificar y controlar los suministros de los que disponía desde los mismos alimentos para consumo propio como para intercambiar bienes o servicios con otros individuos. Hasta que la sociedad no comenzó a desarrollar el transporte o sistemas de almacenamiento más avanzados, esta planificación estaba limitada a la zona geográfica en la que cada población se encontraba, por lo que éstas se localizaban cerca de las fuentes de suministros.

No es hasta mediados del siglo XX, tras la Segunda Guerra Mundial, que se define por primera vez el término logística enfocado efectivamente al campo militar. De hecho, la tercera definición de logística en la RAE es: “Parte de la organización militar que atiende al movimiento y mantenimiento de las tropas en campaña.” Aunque no hace referencia a ningún término empresarial, nos permite intuir hacia qué objetivos se dirige la gestión logística empresarial. Desde un principio, como se deduce de la definición anteriormente dada, el objetivo de la logística es el movimiento o progreso de la empresa (decidir hacia dónde van enfocados los objetivos de la misma) y el mantenimiento (al igual que era necesario en términos bélicos que el ejército tuviera siempre los recursos necesarios para poder subsistir, como alimentos, y para poder defenderse, es decir, armas).

Finalmente es en 1962 cuando el Consejo de Dirección Logística (CSCMP, 1962) la define:

La logística es la parte de la cadena de suministros que planifica implementa y controla el almacenamiento del flujo directo e inverso eficiente de bienes, servicios e información y controla el almacenamiento y flujo eficiente de bienes, servicios e información relacionada desde el punto de origen al punto de consumo con el objetivo de cubrir las necesidades de los clientes.

La logística se centra en diferentes áreas dentro de la empresa:

1. Servicio al cliente.
2. Compras y aprovisionamiento.
3. Gestión de la producción.
4. Gestión de inventarios.
5. Almacenamiento.
6. Transporte.
7. Logística inversa.

Es la logística inversa el área que está levantando más curiosidades y en el que se están produciendo más avances en los últimos años. La cadena de suministros siempre ha estado enfocada y orientada a seguir un sentido directo desde las materias primas hasta los consumidores, y esto supone algunos problemas cuando hay fluctuaciones

en la demanda final de los clientes.

La logística inversa supone una planificación del flujo efectivo de bienes e información que provienen del consumidor hasta el origen. Esto, enfocado al sector empresarial económico viene a ser entendido como la recepción de devoluciones por parte de los clientes y cómo manejarse con los bienes para reducir costes.

La logística inversa también puede ser definida como el proceso mediante el cual las empresas pueden llegar a ser más eficientes medioambientalmente por medio del reciclaje y la reutilización de la cantidad del material que utilizan. (Carter & Ellram, 1998).

Esta definición hace buena referencia a la recogida y finalmente el tratamiento de residuos sólidos urbanos, los cuales no han podido ser reutilizados o reciclados, que es el caso que se va a estudiar. Para poder aplicar un correcto funcionamiento de Logística inversa es importante buscar sostenibilidad, vocablo definido por la Real Academia Española (2014) enfocado a un ámbito ecológico y económico como: “Que se puede mantener durante largo tiempo sin agotar los recursos o causar grave daño al medio ambiente”.

2.1 Los RSU en España

Hace dos siglos, tras el comienzo de la Primera Revolución Industrial, el ser humano comienza a ser consciente de la variedad de recursos (hasta entonces inimaginables) que le ofrecía la naturaleza. Sin embargo, debido a los grandes avances de la ciencia, la tecnología y los descubrimientos, que realmente han tenido lugar en las últimas décadas, la sociedad ha alcanzado un nivel de sobreexplotación de los recursos naturales y se ve ante la problemática de encontrar urgentemente, una forma para la protección del Medio Ambiente. Los diferentes países se han visto en la necesidad de encontrar leyes para controlar la producción y tratamiento de residuos.

Antes de ser redactada la primera ley de residuos que dejaba entrever la preocupación de la sociedad española acerca de la problemática, algunos autores y consultores ambientales ya comenzaban a preocuparse acerca de la gestión de los residuos. Alfonso del Val (1996) sugirió que el mejor residuo era aquel que no se producía, pero que siendo esto mayoritariamente inevitable, era necesario estudiar el ciclo de vida de éstos y buscar la reutilización, el reciclaje y la disposición final de éstos, fuera cual fuese el origen del residuo.

Posteriormente la ley de residuos 10/1998 de 21 de abril define residuo urbano como “Cualquier sustancia u objeto generado en domicilios particulares, comercios, oficinas y servicios, así como aquellos que no tengan la calificación de peligrosos”.

Debido a la creciente producción de residuos en los años posteriores a la aprobación de esta ley, las Cortes Generales españolas se ven obligadas a aprobar una nueva ley que deroga la anterior. La Ley 22/2011, del 28 de julio de residuos y suelos contaminados establece nuevos conceptos como residuos domésticos y urbanos así como reutilización, reciclado o eliminación. Todo esto, enfocado a encontrar soluciones para la sociedad en cada momento.

2.1.1 Definiciones y clasificación de residuos.

Es necesario esclarecer algunos conceptos para comprender el desarrollo acerca de la gestión y políticas aplicadas a los residuos. Es por ello, que en la misma Ley 22/2011, de 28 de julio de residuos y suelos contaminados adjunta las siguientes definiciones:

- a) «Residuo»: cualquier sustancia u objeto que su poseedor deseche o tenga la intención o la obligación de desechar.

b) «Residuos domésticos»: residuos generados en los hogares como consecuencia de las actividades domésticas. Se consideran también residuos domésticos los similares a los anteriores generados en servicios e industrias.

Se incluyen también en esta categoría los residuos que se generan en los hogares de aparatos eléctricos y electrónicos, ropa, pilas, acumuladores, muebles y enseres así como los residuos y escombros procedentes de obras menores de construcción y reparación domiciliaria.

Tendrán la consideración de residuos domésticos los residuos procedentes de limpieza de vías públicas, zonas verdes, áreas recreativas y playas, los animales domésticos muertos y los vehículos abandonados.

c) «Residuos comerciales»: residuos generados por la actividad propia del comercio, al por mayor y al por menor, de los servicios de restauración y bares, de las oficinas y de los mercados, así como del resto del sector servicios.

d) «Residuos industriales»: residuos resultantes de los procesos de fabricación, de transformación, de utilización, de consumo, de limpieza o de mantenimiento generados por la actividad industrial, excluidas las emisiones a la atmósfera reguladas en la [Ley 34/2007, de 15 de noviembre](#).

e) «Residuo peligroso»: residuo que presenta una o varias de las características peligrosas enumeradas en el anexo III, y aquél que pueda aprobar el Gobierno de conformidad con lo establecido en la normativa europea o en los convenios internacionales de los que España sea parte, así como los recipientes y envases que los hayan contenido.

Estas clasificaciones expuestas en los párrafos anteriores, son necesarias ya que según el origen, la composición y la peligrosidad del residuo, la gestión y posterior tratamiento de los residuos es dependiente de esto. Los RSU o residuos domésticos como se ha definido anteriormente, son aquellos cuya gestión se va a estudiar en este documento.

2.2 Gestión de los Residuos Sólidos en España

La gestión de cada tipo de residuo generado por habitante lo establece la Ley 22/2011, de 28 de julio de residuos y suelos contaminados. Debido a que según la peligrosidad y composición de éste, habrá de ser tratado de una forma u otra, desde que es generado hasta que es reutilizado o eliminado. Esta información la podemos encontrar en el título II de la ley anteriormente mencionada. El capítulo I de ésta informa acerca de las obligaciones del productor u otro poseedor inicial de los residuos.

Para la gestión de residuos, hay establecida para los países miembros de la UE una jerarquía que establece qué opción es más óptima o preferible a la hora de manejar los RSU. (Véase Tabla 1).



Tabla 1. Jerarquía de residuos

Fuente: Artículo 8 de la Ley de Residuos y Suelos Contaminados

La prevención consiste en reducir en la medida que se pueda la producción de residuos.

La reutilización se basa en volver a darle el mismo uso o uno diferente a un desecho.

El reciclaje se define como la transformación del residuo para volver a utilizarlo como materia prima o como otro producto.

La valorización energética parte de la base de reducir el volumen del residuo mediante la combustión y, a partir de ella, generar energía y transformarla en vapor o electricidad.

Finalmente, aunque la eliminación es la última alternativa dentro de esta jerarquía, siempre habrá residuos que no puedan ser revalorizados de ninguna forma. Es entonces cuando habrá que proceder a “eliminar” el residuo, ésto en realidad se refiere a la deposición de los RSU en un espacio (vertedero) del cual no se van a mover a lo largo del tiempo.

La gestión de los residuos en España comprende 3 etapas:

1. Recogida
2. Transporte
3. Selección y tratamiento

Las empresas que se dedican a la gestión de residuos deben saber que se pueden dedicar independientemente a una tarea y/u otra.

2.2.1 Recogida

La recogida de los residuos abarca desde los residuos orgánicos a los residuos procedentes de clínicas, hospitales y otros centros sanitarios, para los que se usa un sistema diferente y camiones adaptados a estas necesidades. En el caso de los residuos sólidos urbanos, el servicio en Sevilla es de 365 días al año y la recogida se procura hacer en horarios en los que se minimice la molestia causadas a los ciudadanos, ya sea tanto por ruidos causados por

los camiones como por la necesidad de espacio que necesitan algunos camiones de la flota de LIPASAM (Empresa de Limpieza Pública del Ayuntamiento de Sevilla) que son de carga lateral. La recogida en el casco histórico de las ciudades suele realizarse (a diferencia de otras zonas que comparten entre diversos ciudadanos los contenedores de deposición de residuos), mediante cubos individuales que durante el día permanece oculto en el interior de la vivienda o comercio para mejorar el aspecto del área en que se encuentran (que suele ser turística).

La recogida puede ser selectiva o no. En el segundo caso los ciudadanos depositan en un mismo contenedor diferentes residuos sin tener en cuenta su composición. Sin embargo, la recogida selectiva está en auge durante la última década. En España se dispone de 4 contenedores diferentes donde la población puede depositar los RSU por separado. El vidrio (contenedor verde), el papel y cartón (contenedor azul), los envases (contenedor amarillo), y el contenedor para la deposición del resto de residuos que no están clasificados en ninguno de los campos mencionados anteriormente (contenedor gris). Para los desechos orgánicos también existe un contenedor específico de color naranja, aunque no es fácil encontrar uno de éstos, por ellos, se suelen depositar en los contenedores grises. Además los residuos peligrosos (como pilas, insecticidas...), que no son considerados residuos sólidos urbanos, se depositan en el contenedor rojo.



Figura 3. Contenedores clasificadores en una calle de Sevilla

Fuente: Kratos (2017)

A pesar de que la recogida selectiva necesita de una concienciación de la población, los beneficios de la misma, son mucho mayores. Para comenzar se reducen notablemente los costes de tratamiento de residuo. Además, se evita en gran medida que se desechen por completo y sean destruidos o depositados en un vertedero residuos cuya composición puede ser aprovechada para el reciclaje de los mismos. A gran escala, el reciclaje del papel y el cartón reduce la tala de árboles; o el reciclaje de los plásticos reduce la producción de éste.

Dentro de la recogida selectiva, en los últimos años se ha implementado en algunas zonas de diversas ciudades y de otras instalaciones públicas o privadas (como aeropuertos) el sistema de recogida neumática. Éste consiste en la implementación de unos buzones por los que se introducen los residuos.

Existen dos tipos de sistema de recogida neumática. En ambos casos, los residuos introducidos por los buzones dan a un conducto vertical, que a su vez llega a unas tuberías subterráneas por las que los residuos se trasladarán impulsados por una corriente de aire. El sistema fijo impulsará los residuos directamente a la planta final de tratamiento. El sistema móvil los trasladará a contenedores de gran tamaño desde los que los camiones recolectores los llevarán a las consecuentes estaciones de transferencia y/o plantas de tratamiento. El último sistema mencionado, disminuye el recorrido de los camiones por la ciudad optimizando de esta manera el proceso de recogida.

El sistema de recogida neumática mejora la contaminación acústica causada por los camiones durante las operaciones de carga y descarga de los contenedores, así como reduce los olores causados por la acumulación de basura en contenedores expuestos en la calle. Además, reduce el impacto visual por lo que es un sistema que puede resultar más atractivo sobretodo en las zonas turísticas del casco histórico de las ciudades.

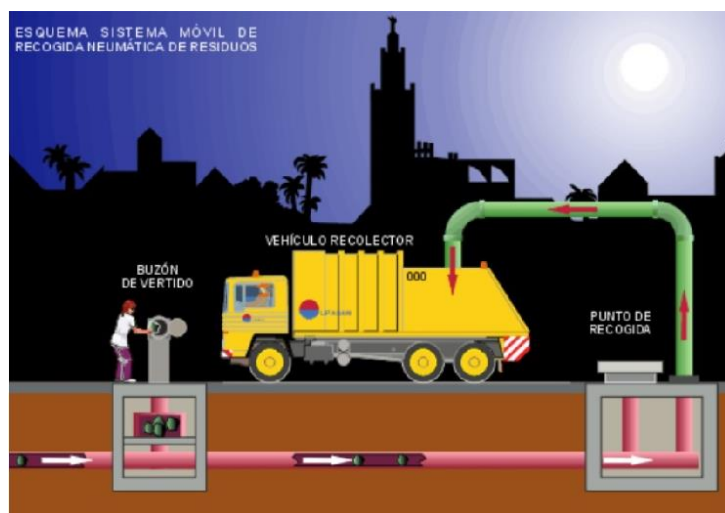


Figura 4. Esquema del funcionamiento de sistema móvil de recogida neumática

Fuente: LIPASAM

2.2.2 El transporte y tratamiento de los RSU en España

En la actualidad, el proceso que siguen los residuos tras ser depositados en los contenedores por los productores es bien conocido por todos. Como ya se sabe, los vehículos recolectores, con una alta frecuencia, recogen los residuos y después los llevan a la estación de transferencia que corresponda, donde, se racionaliza y organiza el transporte de los residuos, que son llevados a la planta de tratamiento donde los residuos son clasificados según su naturaleza para después ser tratados para su completa eliminación o reciclaje. La clasificación antes del tratamiento se realiza, aunque exista (como en el caso de España), mediante una recogida selectiva.

Este sistema al que ahora estamos habituados no es tan antiguo como parece. No es hasta los años 50 que en España aparece este sistema de recogida. Anteriormente, los residuos eran transportados a vertederos incontrolados cercanos a lo núcleos urbanos o eliminados mediante la deposición de los mismos en ríos y mares. (García de Diego, M., 2007)

Se pueden encontrar los siguientes tipos de instalaciones en referencia a la distribución, racionalización y tratamiento de los residuos:

Estación de Transferencia	Instalaciones intermediarias entre el punto de origen de los residuos (que llegan en camiones recolectores) y la planta donde se procederá a tratar el residuo. En algunos casos, la estación de transferencia contiene un compactador para reducir el volumen de los RSU.
Planta de triaje y compostaje	En esta planta se clasifican los residuos para seleccionar aquellos orgánicos para transformarlos en compost.

Planta de biometanización	También conocida como planta de digestión anaeróbica. Los restos orgánicos se transforman en biogás. La fracción sólida que aparece como resultado de la digestión se deja para compost.
Planta de valoración energética	En estas instalaciones, los residuos se queman a altas temperaturas. Este proceso genera gases que son utilizados para la generación de electricidad.
Incineradora	Se queman los residuos a alta temperatura. En algunas de ellas, los vapores provocados se utilizan también para producir electricidad.
Vertedero controlado	Los residuos compactados que no son aprovechables después del tratamiento son trasladados a este espacio.
Planta de clasificación	En la planta de clasificación, los residuos se clasifican para posteriormente ser compactados y recogidos por empresas externas para su reciclado.

Tabla 2. Tipos de instalaciones de tratamiento de residuos urbanos

Fuente: El sector de los residuos sólidos urbanos en España (Fundación Cajamar)

2.2.2.1 La importancia de las estaciones de transferencia en la gestión de RSU

Este apartado trata de exponer la importancia de las estaciones de transferencia en la gestión de RSU, ya que como se ha introducido anteriormente, el objetivo del TFG se basa en la asignación de diferentes municipios de Sevilla a plantas de transferencia ya existentes a lo largo de toda la provincia.

Debido a la legislación mediambiental vigente, numerosas veces no es posible implantar una planta de tratamiento o de vertido cerca de los abundantes núcleos productores de residuos (ciudades, pueblos e industrias). Estas instalaciones se han tenido que ubicar a largas distancias de las urbes, por lo que el transporte directo ha dejado de ser en la mayoría de los casos, una opción viable económicamente hablando (García de Diego, 2007). Por ello se impulsa el uso de las estaciones de transferencia como punto intermedio entre los núcleos productores y las plantas de tratamiento.

Las plantas de transferencia permiten a los municipios más alejados de las plantas de tratamiento reducir los tiempos de ejecución de la recogida. Son más numerosas que las plantas de tratamiento y su coste es notablemente menor. Suponen un punto en común donde los camiones recolectores de los diferentes municipios depositarán los residuos que después en conjunto serán trasladados a las plantas donde se tratarán de la manera que corresponda. (Observar Figura 5 a continuación)

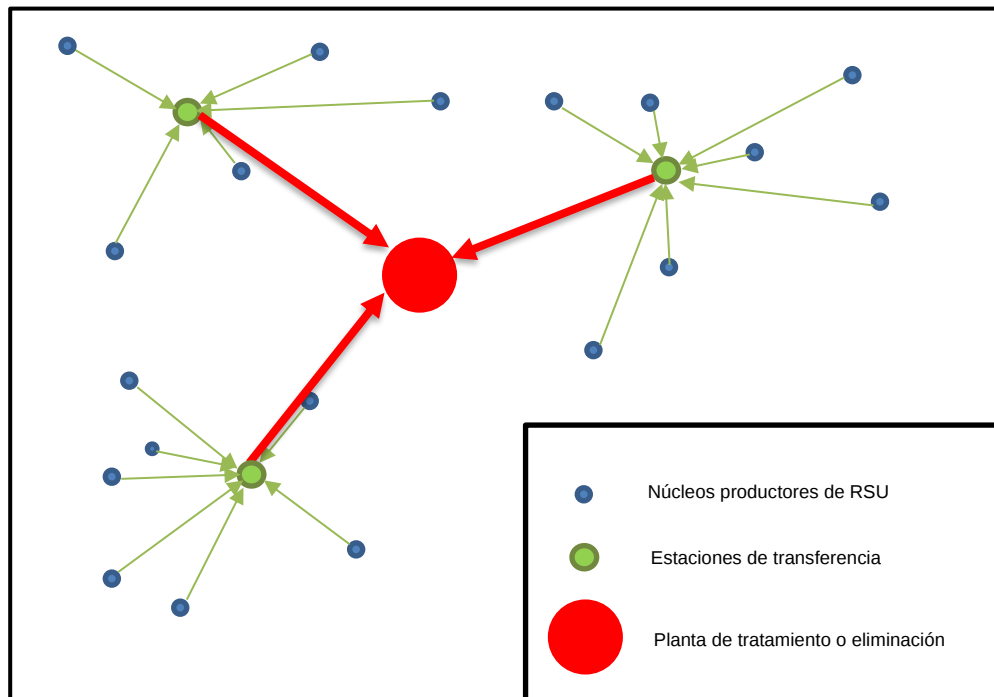


Figura 5. Esquema del funcionamiento básico de las estaciones de transferencia

Fuente: Elaboración propia

La gran ventaja que presentan las estaciones de transferencia es que además de reducir los trayectos a los que anteriormente estaban sometidos los camiones de recogida de desechos, el coste de transporte de la estación de transferencia hasta la planta de tratamiento es notablemente menor que si el trayecto se realizase directamente desde el municipio a la planta de tratamiento. Esto está verificado por los altos cargos de LIMASA (empresa mixta encargada de limpieza pública, recogida, transporte, tratamiento y eliminación de residuos sólidos urbanos de la ciudad de Málaga) tal y como se recoge en la tesis doctoral de Serrano Elena, A.(2015) *Análisis metaheurístico en la logística inversa de residuos*. Según la misma el coste de transportar los residuos desde la estación de transferencia a la planta de tratamiento es de 0.00006 €/ (km*tn), mientras que el transporte desde el municipio hasta la estación de transferencia supone un precio de 1.2 €/ (km*tn).

A continuación, se describen las características que deben tener las estaciones de transferencia para que el uso de éstas sea óptimo recogidas en el texto “*PLANTAS O ESTACIONES DE TRANSFERENCIAS*” escrito en 2007 por el entonces Director de Operaciones de LIPASAM (Empresa de limpieza Pública del Ayuntamiento de Sevilla).

Estas instalaciones deben cumplir 4 requisitos obvios:

- Deben estar lo más cerca posible en conjunto a los núcleos a los que sirve. De esta manera se podrá cumplir la economización del transporte. Inicialmente se intentaba establecer el centro de gravedad de los núcleos, pero no ha sido cumplir finalmente con ello debido al progreso que sufre cada día la gestión de residuos.
- Fácil acceso a las carreteras. Sobretudo fácil acceso a diferentes rutas, ya que como se ha mencionado anteriormente, existen diferentes instalaciones de tratamiento o eliminación de los residuos, por lo que es extraño que una misma planta derive los residuos a un único destino.
- Se deben localizar allá donde el impacto medioambiental sea mínimo.

-
- La construcción y el mantenimiento de las instalaciones, así como el almacenaje deben ser económicos.

A pesar de todos estos requisitos, las plantas de tratamiento, debido a su mayor impacto medioambiental, suelen estar más alejadas de las ciudades. Por esto, las estaciones de transferencia han supuesto una inversión con grandes beneficios medioambientales, sociales y económicos tanto a corto como a largo plazo.

3 PROBLEMA DE ASIGNACIÓN DE ESTACIONES DE TRANSFERENCIA

En el capítulo anterior, ya se ha indicado la importancia que tienen los centros de transferencia a la hora de gestionar la recogida de residuos para reducir tanto costes como el impacto ambiental que supone el traslado de los mismos.

El modelo que se va a usar va parte de un cierto número de municipios pertenecientes a la provincia de Sevilla, cuyos RSU serán trasladados directamente a las estaciones de transferencia de las que ya dispone la región sevillana. El objetivo será resolver de qué manera será la distribución (o asignación de planta de transferencia a cada municipio) buscando siempre minimizar los costes de transporte y de apertura de cada estación.

Cada estación dispone de una capacidad limitada por lo que no siempre será posible a cada municipio desplazar los residuos a la estación más cercana. Además, según la capacidad los costes de apertura anuales de cada planta son diferentes. Quizás no siempre sea tan rentable tener todas las estaciones abiertas al público.

3.1 Antecedentes

3.1.1 Modelo de localización de una planta de tratamiento y los centros de transferencia asociados

El modelo que se va a usar, está inspirado en uno más complejo elaborado por Ortega-Mier, Hipólito y García-Sánchez en 2008, cuya finalidad es igualmente, minimizar los costes. Este modelo además, elige de entre todas los diferentes municipios, los más adecuados para acoger los centros de transferencia y las plantas de tratamiento.

La función de costes en este caso no tiene tan sólo variables binarias, es decir, además de aquellas por las que se determina si se abre o no un centro de transferencia o de tratamiento en un determinado municipio, se incluyen como variables la cantidad de residuos transportados de un municipio a la estación de transferencia y la cantidad de residuos trasladados de ésta a un centro de tratamiento. Estas últimas son variables continuas.

Se detallan a continuación los índices, variables y parámetros del modelo anteriormente mencionado:

3.1.1.1 Índices del problema de localización de centros de tratamiento y de transferencia asociados

i	Municipios productores de residuo
j	Posibles centros de transferencia
k	Municipios candidatos para la planta de tratamiento

Tabla 3. Índices del problema de localización de centros de tratamiento y de transferencia asociados

Fuente: Ortega-Mier, M., Hipólito, J. D., & García-Sánchez, Á. (2008)

3.1.1.2 Variables del problema de localización de centros de tratamiento y de transferencia asociados

x_{ij}	Cantidad de residuo llevado del municipio i al centro de transferencia j
h_{jk}	Cantidad de residuo llevado del centro de

	transferencia j a la planta de tratamiento k
z_k	Variable binaria que vale 1 si la planta de tratamiento no está cerrada en municipio k, y 0 en otro caso
y_j	Variable binaria que vale 1 si la estación de transferencia j abre, y 0 en otro caso

Tabla 4. Variables del problema de localización de centros de tratamiento y de transferencia asociados

Fuente: Ortega-Mier, M., Hipólito, J. D., & García-Sánchez, Á. (2008)

3.1.1.3 Parámetros del problema de localización de centros de tratamiento y de transferencia asociados

A_i	Producción de residuo de cada municipio
CAP_j	Capacidad anual de un centro de transferencia j
cTR	Coste medio de transferencia del residuo entre un centro de transferencia y la planta de tratamiento
cRE	Coste medio de transporte del residuo recogido en cada municipio y llevado al centro de transferencia
F_j	Coste fijo de apertura del centro de transferencia situado en el municipio j

Tabla 5. Parámetros del problema de localización de centros de tratamiento y de transferencia asociados

Fuente: Ortega-Mier, M., Hipólito, J. D., & García-Sánchez, Á. (2008)

3.1.1.4 Modelo del problema de localización de centros de tratamiento y de transferencia asociados

El modelo de Ortega-Mier, M., Hipólito, J. D., & García-Sánchez, Á. queda así:

$$(F.O.) \text{ Min } \sum_{i,j} x_{ij} * cRE * d_{ij} * p_i + \sum_{j,k} h_{jk} * d_{jk} * cRE + \sum_j F * y_j$$

s. a.:

$$(R1) \sum_j x_{ij} = A_i \quad \forall i, \forall j$$

$$(R2) x_{ij} \leq y_j * CAP_j \quad \forall i, \forall j$$

$$(R3) \sum_{i,j} x_{ij} \leq \sum_j y_j * CAP_j$$

$$(R4) \sum_k h_{jk} = \sum_i x_{ij} \quad \forall j$$

$$(R5) \sum_j h_{jk} \leq z_k * CAP_{planta} \quad \forall k$$

$$(R6) \sum_k z_k = 1$$

Este modelo además de implementar la resolución de la localización de las instalaciones mencionadas, difiere del que se ha desarrollado a lo largo de este trabajo en que existen variables continuas. Estas variables continuas se han declarado para poder dividir la cantidad de residuo de un mismo municipio, es decir, un mismo municipio podrá suministrar diferentes estaciones de transferencia pudiendo dividir su producción. En el modelo de asignación de estaciones de transferencia un mismo municipio trasladará a una única estación pudiendo así facilitar el transporte de los mismo y facilitando la resolución del problema al declarar todas las variables como binarias.

3.1.2 Modelo de la mochila

El modelo aplicado a su vez tiene gran similitud con el “problema de la mochila”. Éste es un problema sencillo de comprender, pero esto no excluye la dificultad en términos computacionales que supone resolver el mismo. Por ello, cuando Richard Karp en 1972 elabora una lista de 21 problemas NP-HARD catalogando en ella problemas con alta dificultad de resolución, lo incluye en la misma.

Para conseguir alcanzar el óptimo en problemas NP-HARD, debido a la dificultad de resolución, se emplean técnicas metaheurísticas que en la mayoría de los casos no llegan al óptimo absoluto del problema, pero cuya solución se acerca mucho. Teniendo en cuenta que los tiempos que tarda en resolver el problema son inmensamente mejores que los métodos computacionales, los metaheurísticos suelen ser siempre la mejor opción.

El problema de la mochila busca maximizar el beneficio de los objetos que se introducirán en la misma suponiendo la capacidad de la misma la restricción fundamental.

3.1.2.1 Variables del problema de la mochila

x_i	Variable binaria que toma valor 1 si el objeto i se incluye en la mochila, y 0 en otro caso
-------	--

Tabla 6. Variables del problema de la mochila

Fuente: Elaboración propia

3.1.2.2 Parámetros del problema de la mochila

Todos los parámetros del modelo son del tipo enteros y positivos.

p_i	Beneficio asociado al objeto i si se inserta en la mochila
w_i	Masa (kg) asociada al objeto i
c	Capacidad de la mochila. Debe medirse en la misma unidad que el parámetro w_i
n	Número de objetos (cantidad)

Tabla 7. Parámetros del problema de la mochila

Fuente: Elaboración propia

3.1.2.3 Modelo del problema de la mochila

El modelo es el siguiente:

$$(F.O.) \text{Max } \sum_{i=1}^n x_i * p_i$$

$$(R1) \sum_{i=1}^n x_i * w_i \leq c$$

$$x_i \in (0, 1)$$

La función objetivo como se puede observar busca maximizar el beneficio total. Esta es la primera similitud, pues aunque el objetivo del modelo de asignación de estaciones de transferencia sea minimizar los costes, la función objetivo está directamente relacionada con una variable binaria (como veremos más adelante), y el valor de ésta supondrá que se aplique un coste u otro.

La restricción obliga a no superar el límite de capacidad de la mochila. De la misma forma, nuestro modelo aplica una restricción con la que se impide que se supere la cantidad de residuos trasladada a un centro de transferencia si la capacidad se ve superada.

3.2 Modelo de asignación de estaciones de transferencia

Teniendo en cuenta que la provincia de Sevilla cuenta ya con 8 plantas de transferencia. El modelo se basa en elegir a qué centro de transferencia de los ya existentes se llevan los residuos de cada municipio para reducir costes de transporte. También se estudia la posibilidad de que sea posible optimizar el problema evitando abrir algunos de estos centros para así reducir costes.

El problema analizado es un problema estático, basando su índice temporal en un año. Partiendo de la base de que la recogida de residuos en Andalucía tiene lugar los 7 días de la semana, o al menos 6 días a la semana, se tendrán en cuenta los datos anuales de producción de residuos de cada municipio y la capacidad anual de cada planta de transferencia.

Antes de presentar el modelo del problema planteado, se detallan previamente los índices, variables y parámetros:

3.2.1 Índices del problema de asignación de estaciones de transferencia

i	Es un número que tiene asociado un municipio de la provincia de Sevilla que produce residuos y que debe llevar éstos a uno de los centros de transferencia existentes
j	Es un número que tiene asociado un municipio de la provincia de Sevilla que contiene un centro de transferencia, y que va a acoger los residuos procedentes del resto de municipios y/o de él mismo (ya que todos son productores)

Tabla 8. Índices del problema de asignación de estaciones de transferencia

*Fuente: Elaboración propia***3.2.2 Variables del problema de asignación de estaciones de transferencia**

α_{ij}	Variable binaria que valdrá 1 cuando el municipio productor i es asignado al municipio receptor j , es decir, los residuos del municipio i serán llevados al centro de transferencia de municipio j
δ_j	Variable binaria que valdrá 1 cuando se decide abrir el centro de transferencia del municipio j

Tabla 9. Variables del problema de asignación de estaciones de transferencia.

*Fuente: Elaboración propia***3.2.3 Parámetros del problema de asignación de estaciones de transferencia**

c	Coste de transportar una tonelada de residuo por kilómetro (€/km*tn))
d_{ij}	Distancia entre el municipio i y el municipio j (km)
p_i	Toneladas de residuo producidas por el municipio i anualmente. (tn/año)
CA_j	Coste fijo de apertura del centro de transferencia situado en el municipio j (€/año)
CAP_j	Capacidad anual de toneladas de residuo del centro de transferencia ubicado en el municipio j

Tabla 10. Parámetros del problema de asignación de estaciones de transferencia

*Fuente: Elaboración propia***3.2.4 Modelo utilizado**

El modelo que finalmente se ha usado es:

$$(F.O.) \text{ Min } \sum_{j,i} \alpha_{ij} * c * d_{ij} * p_i + \sum_j \delta_j * CA_j$$

s. a.:

$$(R1) \sum_j \alpha_{ij} = 1 \quad \forall i$$

$$(R2) \delta_j \leq \sum_i \alpha_{ij} \quad \forall j$$

$$(R3) \delta_j * CS \geq \sum_i \alpha_{ij} \forall j$$

$$(R4) \sum_i p_i * \alpha_{ij} \leq CAP_j \forall j$$

3.2.4.1 Explicación de las ecuaciones del modelo

(F.O.) Es la función objetivo. Como puede observarse, estamos ante un problema de minimización (Lo que se tienen en cuenta son los costes que pueden influir en el proceso).

(R1) Todo municipio i debe de tener asignado uno de los centros de transferencia existentes.

(R2) Si algún centro de transferencia j no tiene asignado ningún municipio para que éste lleve sus residuos al mismo, el centro no se abrirá, y no se tendrán en cuenta los gastos de apertura.

(R3) Esta restricción obliga a la variable binaria δ_j a tomar el valor 1 cuando a algún municipio le sea asignado el centro de transferencia j .

(R4) Cada centro j dispone de una capacidad CAP_j anual que no puede ser sobrepasada. Es decir la suma de la producción de residuos de los municipios que tengan asignados el centro j , no debe superar la misma.

3.3 Especificaciones del problema

- A pesar de ser un modelo dinámico que se puede aplicar a cada año teniendo en cuenta la producción de residuos de cada municipio, en este caso tan sólo se ha aplicado al año 2015, que es del último que se han publicado datos relacionados con la producción de residuos. (Anexo A. Tabla A.2).
- Los datos de la capacidad de producción de cada municipio se han calculado en base a la población de los mismos multiplicándolo por la producción anual media de residuos por persona en Andalucía, sin tener en cuenta que en municipios mayoritariamente agrícolas esta media es menor. La generación anual de RSU en Andalucía en 2015 fue de media 489 kg/habitante (1.34 kg al día por habitante). Algo superior a la del resto de España, que era de 434 kg/habitante. Cabe decir que aún en 2017, tan sólo el 29.7% de los residuos generados se recicla (Eurostat, 2017). El objetivo que se ha autoimpuesto el gobierno español es tratar de reciclar el 55% de los residuos en el año 2025.

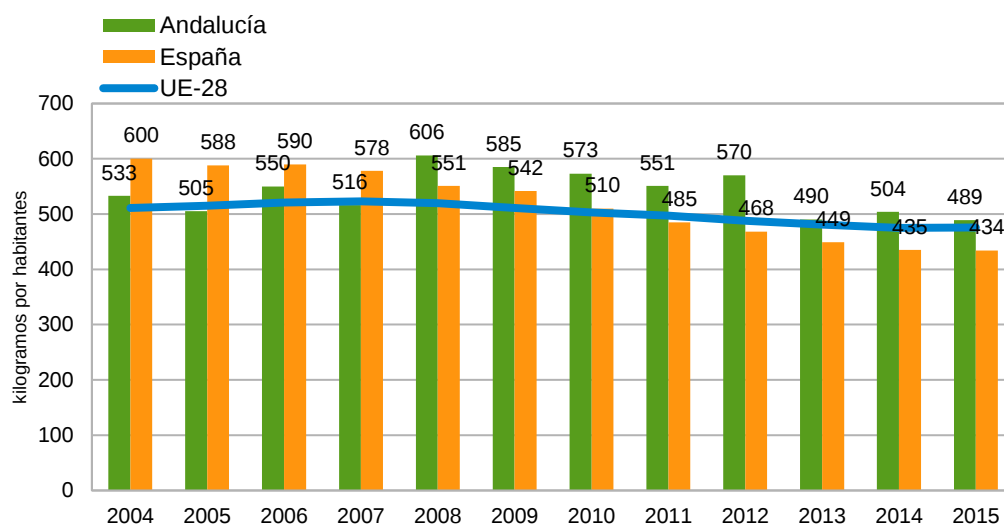


Tabla 11. Generación de residuos municipales por habitantes

Fuente: Consejería de Medio Ambiente y Ordenación del Territorio

- El coste del transporte ($\text{€}/(\text{km} \cdot \text{tn})$) se tiene en cuenta con respecto a la ruta entre un municipio y otro sin considerar el trayecto efectuado por los camiones en el interior de los diferentes pueblos para recoger los RSU de los diferentes contenedores que haya en su interior. Además este coste será independiente de la capacidad del camión o del nº de camiones que se usen para cada municipio. Los datos que se usan de este parámetro para el cálculo del problema de asignación se han obtenido de la anterior mencionada tesis doctoral de Serrano Elena, A.(2015) *Análisis metaheurístico en la logística inversa de residuos*. El precio aplicado será $1.2 \text{ €}/(\text{km} \cdot \text{tn})$.
- La distancia de un municipio a otro (en el que exista una estación de transferencia) que se utiliza para la aplicación del algoritmo es la obtenida con la aplicación **Google maps**. A veces, el navegador ofrece diferentes rutas. Siempre se ha elegido la que el propio programa ha destacado como la más rápida. (Anexo A. Tabla A.1)

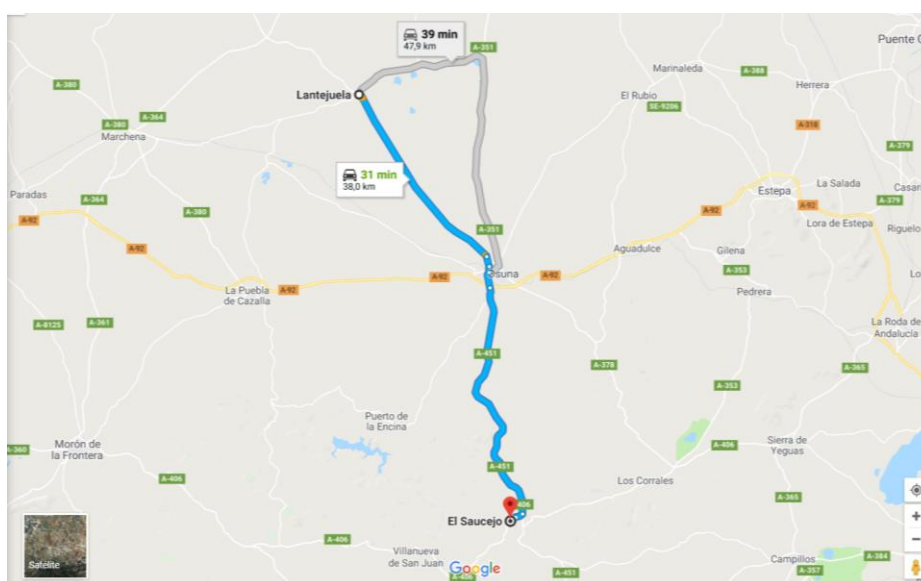


Figura 6. Cálculo de la distancia entre 2 municipio.

Fuente: Elaboración propia

- El modelo utilizado resuelve un problema de asignación. Es decir, ya se parte de la existencia de estaciones de transferencia en la provincia de Sevilla y no se va a estudiar el beneficio que puede aportar la construcción de cualquier otra estación en un nuevo municipio. Únicamente se va a valorar si resulta más rentable abrir o no durante el año una de las plantas de transferencia ya existentes, aplicando a cada una un coste de apertura diferente basado en la capacidad anual que soporta cada una. (Anexo A. Tabla A.3)
- Las estaciones de transferencia también tienen un coste fijo anual que depende de la capacidad, la ubicación y las instalaciones. Éstos datos han sido estimados en base a otros encontrados en diversas tesis doctorales y en páginas informativas de la Junta de Andalucía. (Anexo A. Tabla A.4)
- Los municipios que en 2017 disponen de una estación de transferencia son Bollullos de la Mitación, Carmona, Constantina, Écija, Espartinas, Lora del Río, El saucejo y Sevilla-Tablada. (Villar, 2017).
- De los 105 municipios de la provincia de Sevilla, se han tomado aleatoriamente 40 de ellos para resolver el problema con la técnica metaheurística que se ha considerado (Algoritmo genético).
- La opción de aplicar técnicas metaheurísticas se ha valorado como la mejor. Hay que tener en cuenta que cada municipio tiene la posibilidad de trasladar sus residuos a 8 diferentes estaciones de transferencia, y que se ha aplicado a 40 municipios diferentes, por lo que el problema dispone de $8^{40} = 1.329228 \cdot 10^{36}$ posibles soluciones sin tener en cuenta las restricciones.

4 REVISIÓN DE MÉTODOS METAHEURÍSTICOS.

Heurística, según la Real Academia Española (R.A.E) (2014), se define como “la técnica de la indagación y del descubrimiento”. Su cuarta acepción es quizás la que más interés causa en el campo matemático que consiste en buscar y hallar la estrategia de resolución y el óptimo de un problema: “manera de buscar la solución de un problema mediante métodos no rigurosos, como por tanteo, reglas empíricas, etc.”

Tal y como indica A.G. Sánchez (2007), los algoritmos heurísticos se utilizan cuando no hay un método exacto de resolución de un problema o la metodología de resolución toma demasiado tiempo para alcanzar el óptimo del problema.

Las metaheurísticas además de seguir el algoritmo definido para cada caso, parten de soluciones completamente aleatorias (no óptimas pero admisibles) y van jugando con éstas permitiendo de vez en cuando algún movimiento a un estado peor. De esta forma, el algoritmo explora diferentes soluciones a nivel global, evitando así el tender al óptimo más cercano (que en la mayoría de los casos resulta ser un óptimo local) de la solución de partida. Esta es la principal diferencia que se encuentra entre los algoritmos metaheurísticos y heurísticos.

Los algoritmos metaheurísticos permiten encontrar soluciones aceptables y de buena calidad de modelos muy complejos con numerosas variables o que no sean lineales, ya que permiten explorar en un tiempo aceptable numerosas soluciones a nivel global del problema. Aunque, como se ha mencionado anteriormente, es poco probable que alcancen la solución óptima.

Las diferentes técnicas metaheurísticas se clasifican según el procedimiento de resolución que aplican. Según B. Melián, J.A. Moreno y J.M. Moreno (2003) se pueden encontrar los siguientes tipos, aunque algunas técnicas serán el resultado de algunos de ellos:

Metaheurísticas de Relajación	Técnicas que relajan el modelo inicial, es decir simplifica el modelo de manera que resulta mucho más sencillo encontrar soluciones al nuevo modelo. Las soluciones del último facilitan la resolución del modelo planteado inicialmente.
Metaheurísticas constructivas	La solución se calcula tras un procedimiento iterativo en el que se van evaluando y seleccionando diferentes soluciones que van integrando un espacio inicialmente vacío.
Metaheurísticas de búsqueda	Establecen el algoritmo de búsqueda de diferentes soluciones en el espacio del problema y que van transformándose y explorándose de manera iterativa.
Metaheurísticas evolutivas	Tal y como indica su nombre, a partir de una solución o conjunto de soluciones, se pretende evolucionarlas en el espacio de manera que se

	acerque al máximo al óptimo.
--	------------------------------

Tabla 12. Tipos de técnicas metaheurísticas

Fuente: Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial. "Metaheurísticas: una visión global" (2003)

Para este modelo, debido al alto número de variables (binarias) y las restricciones que lo componen, utilizar un algoritmo metaheurístico es la manera más económica y apropiada de acercarse lo máximo posible al óptimo del problema. Asimismo, tal y como se ha indicado en el capítulo anterior, tiene $1.329228 \cdot 10^{36}$ posibles soluciones.

En este capítulo se definen diferentes técnicas metaheurísticas y finalmente se elige una para aplicarla en el problema de asignación de centros de transferencia.

4.1 Algoritmo genético

Ideado por Holland en el año 1975, el algoritmo genético se fundamenta en la teoría de la evolución de Darwin, donde las diferentes especies van evolucionando y las mejores consiguen sobrevivir y persistir en el tiempo, y las peores acaban desapareciendo.

Al igual que ocurre en la genética biológica, las especies se reproducen y los hijos toman diferentes características de sus progenitores. En términos de optimización combinatoria, esta manera de generar nuevos individuos (soluciones), esto se conoce como **CRUCE**. También, en ocasiones aparecen cambios aleatorios en el código genético de algún individuo de la especie y esto deriva en alguna malformación o enfermedad. A veces, esta modificación puede resultar beneficiosa para la especie haciendo al individuo mejor dentro de su población. En términos de optimización combinatoria, este cambio en los individuos se denomina **MUTACIÓN**.

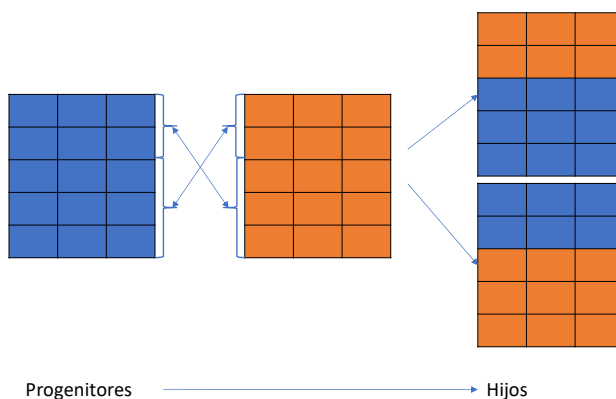


Figura 7. Funcionamiento de la función CRUCE

Fuente: Elaboración propia

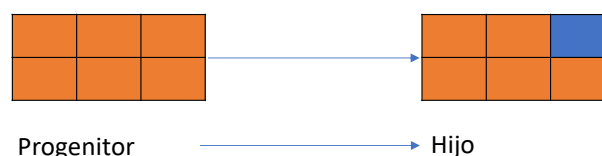


Figura 8. Funcionamiento de la función MUTACIÓN

Fuente: Elaboración propia

Se parte de una población con diferentes individuos (soluciones) que se evalúan y a partir de los valores obtenidos se seleccionarán aquellos preparados para obtener descendencia. Estos algoritmos funcionan mediante iteraciones.

Los individuos seleccionados se “reproducen” entre ellos utilizando los movimientos de cruce y generando mutaciones de manera aleatoria. De esta forma se crea una nueva población cuyos individuos serán nuevamente evaluados y se repite el procedimiento anteriormente descrito hasta que se haya alcanzado el criterio de parada que establece libremente aquel que aplique el algoritmo.

4.2 Recocido simulado

Scott Kirkpatrick, C. D. Gelatt, Mario Vecchi, y Vlado Černý en 1983 y 1985 respectivamente y de manera independiente. Al igual que el algoritmo descrito anteriormente, tiene como objetivo alcanzar una aproximación al óptimo global del problema. Su nombre se debe a que está inspirado en el recocido simulado de ciertos metales y cerámicas, que tras su fundición se enfrían lentamente para así poder variar sus propiedades físicas. Si la temperatura desciende de manera progresiva y muy lentamente, los átomos del material son capaces de redistribuirse a un estado de mínima energía.

Uno de los beneficios del algoritmo es que impide que quede atrapado en un óptimo global, pues con una probabilidad p salta otras soluciones “peores”.

Se establece una T_0 , una T_f (temperaturas) y se crea una solución inicial admisible. A partir de entonces se van explorando soluciones vecinas. Si la solución vecina generada tras cada iteración resulta ser mejor, se actualiza la nueva solución; en otro caso, se estudiará si se actualiza o no según el valor de p .

Hay una relación establecida entre los términos termodinámicos y los de optimización combinatoria:

TERMODINÁMICA	OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA
Energía	Coste
Configuración	Solución factible del sistema
Configuración fundamental	Solución óptima del problema
Temperatura	Parámetro de control
Cambio de estado	Solución en el entorno

Tabla 13. Relación establecida entre los elementos de simulación termodinámica y los de optimización combinatoria

Fuente: Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial. “Diseño de heurística y fundamentos del recocido simulado” (2003)

4.3 Búsqueda Tabú

La técnica de Búsqueda Tabú es atribuida a Fred Glover, quien la propone en 1986. Tal y como su nombre indica, la técnica consiste en prohibir ciertos movimientos de búsqueda, denominados tabú.

El algoritmo parte de una solución cualquiera del conjunto de soluciones del problema. A partir de ésta, se exploran los valores de la función objetivo de los puntos vecinos y se avanza a aquel que presente una mayor mejoría. Es posible avanzar a soluciones cuyo resultado es peor que la actual.

Esta técnica posee memoria en la que se almacenan atributos de las soluciones que se van explorando, y el movimiento que existe cuando se alcanza una solución a partir de otra. Como se menciona en la tesis de A. Riojas (2005), la memoria en la que se almacenan estos movimientos se denomina “Lista tabú” o “Leaked list”, y contiene los movimientos prohibidos o tabúes del algoritmo. Es decir, cuando se parte de la solución desde un punto, si hay algún movimiento hacia una solución vecina mejor, si el movimiento a realizar se encuentra en la lista, no se podrá alcanzar bajo ningún concepto. A veces, la lista no solo contiene un movimiento prohibido, si no que almacena soluciones visitadas recientemente o sus características.

Tabú hace referencia a una condición no aceptada socialmente. Pero tal y como pasa en la realidad, la evolución de la sociedad acaba rompiendo tabúes. Es por ello, que los componentes de la Lista tabú no permanecerán en esta indefinidamente, si no que serán movimientos prohibidos durante el número de iteraciones o el tiempo que sea determinado bajo el criterio del que aplique el algoritmo.

4.4 Algoritmo de la colonia de hormigas

La capacidad visual u orientativa de las hormigas es muy limitada, eligiendo de manera aleatoria la ruta que siguen; sin embargo, son capaces de encontrar el camino más corto entre el hormiguero y una fuente de alimento a pesar de los obstáculos que se encuentren en el camino. Esto es, porque las hormigas liberan feromonas allá por donde pasan, aunque éstas desaparecen con el tiempo. Por ello, en los caminos más cortos, con más afluencia de hormigas, la feromona persiste por más tiempo (mientras la feromona de los otros caminos va desapareciendo), atrayendo cada vez a menos himenópteros. La feromona que se mantiene en el suelo durante todo el trayecto elegido atrae a más hormigas paulatinamente, haciendo cada vez el camino óptimo cada vez más atractivo.

Basándose en este comportamiento, Marc Dorigo en 1992 desarrolla el Algoritmo de la Colonia de Hormigas en su tesis doctoral para el desarrollo de problemas de optimización combinatoria.

Las “hormigas artificiales” generan una solución pasando por diferentes estados del problema mediante métodos constructivos. Las feromonas se traducen en la probabilidad que hay de pasar de un estado a otro. Una vez la hormiga ha terminado el recorrido por el problema, liberará tanta cantidad de feromona como buena haya sido su solución con respecto a la de las otras hormigas. El estado final representa una solución completa. (Serrano Elena, A. (2015) *Análisis metaheurístico en la logística inversa de residuos* (Tesis doctoral). Universidad de Málaga, Málaga, España).

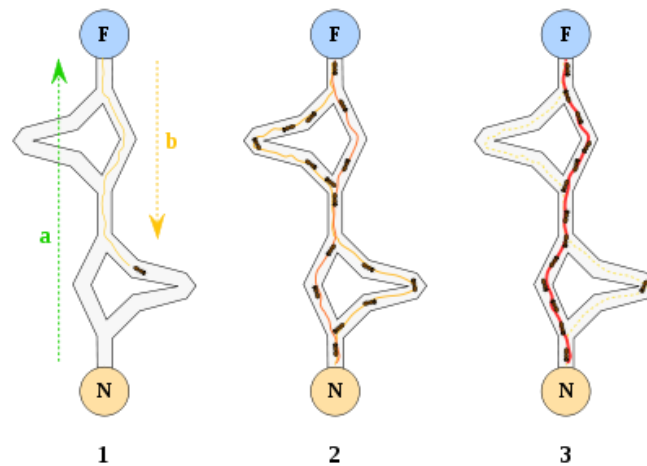


Figura 9. Funcionamiento del algoritmo

Fuente: Johann Dréo (2006)

4.5 Optimización de Enjambre de Partículas

La Optimización por Enjambre de Abejas o más comúnmente conocida por su nombre en inglés *Particle Swarm Optimization* (PSO) nace inspirada por el comportamiento social de algunas especies de animales, como las aves, los peces o como indica el propio nombre, los enjambres de ciertos insectos.

La técnica fue detallada por Kennedy y Eberhart (1995) e imita el comportamiento que siguen las bandadas de pájaros o los bancos de peces. Si miramos al cielo cada atardecer es fácil deducir el comportamiento que les inquietaba. Cada individuo es independiente, pero todos siguen una misma dirección, la que marca el líder. El papel de líder se intercambia entre unos y otros creando de esta manera, formas diversas.



Figura 10. Bandada de pájaros

Fuente: Marco Campazas (2016)

De la misma forma funciona el algoritmo descrito por Kennedy y Eberhart. Se crea una población aleatoria donde cada “partícula” de la misma toma un valor. Se evalúan todas y se determina la “partícula líder” (con mejor valor) y la velocidad de desplazamiento. Las partículas a partir de entonces se moverán allá donde las soluciones sean mejores teniendo en cuenta tanto los resultados de la partícula líder como los del entorno.

4.6 Selección del Algoritmo Genético para resolver el problema

Son varios los motivos por los que se ha decidido aplicar el algoritmo genético para tratar de alcanzar el óptimo del problema presentado.

En primer lugar, y basándonos en la literatura de optimización combinatoria, el algoritmo genético, además de ser de los pioneros en el área, es a menudo el favorito para explorar soluciones en problemas de asignación y transporte. El mismo Problema de la Mochila se presenta en la mayoría de los casos como una ocasión para explicar a los alumnos el funcionamiento del algoritmo genético.

En el caso de ciertos problemas de optimización combinatoria cuyas variables son enteras o continuas, es necesario en la mayoría de los casos, para facilitar y mejorar los tiempos de ejecución del algoritmo, transformar las soluciones que pertenecen a cada individuo generado a un código binario. En cambio, en modelos de asignación con variables binarias (como ocurre en el Problema de la Mochila o en el Problema de Asignación de Estaciones de Transferencia presentado en este TFG), no es necesario transformar las soluciones, la aplicación del algoritmo resulta muy sencilla como veremos a continuación.

Otro alegato a favor del algoritmo genético es que éste huye de los óptimos locales. Explora el problema en su conjunto, y tras cada iteración se suelen alcanzar soluciones muy diferentes que son siempre evaluadas acercando cada vez el conjunto de soluciones al óptimo global.

Con las técnicas metaheurísticas no siempre se alcanza el óptimo global, aunque como se ha explicado durante el capítulo, tras una exhaustiva exploración de soluciones del problema (que es fundamentalmente la característica compartida por todas las metaheurísticas), suelen conseguirse valores muy cercanos a éste. Llegar al óptimo global sería posible aplicando el algoritmo exacto, pero teniendo en cuenta que el modelo cuenta con 320 variables y $1.329228 \cdot 10^{36}$ posibles soluciones, esta alternativa resultaría demasiado costosa y lenta.

5 APLICACIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO AL PROBLEMA DE ASIGNACIÓN

Cada uno tiene su propio árbol genealógico, pero en la cima de todo aparece "Probablemente arbóreo".

- Robert Louis Stevenson -

Para la resolución del modelo de Asignación de Estaciones de Transferencia mediante el algoritmo genético, es necesario un Software Matemático. En este caso se ha usado Matlab, un software sencillo, al alcance de los estudiantes y con un lenguaje de programación similar a otros softwares que acompañan a los ingenieros en su día a día. Además Matlab es capaz de dar resultados numéricos muy precisos, y presenta gran capacidad a la hora de operar con matrices y vectores, que es lo que interesa en el caso de la aplicación del algoritmo genético.

5.1 El algoritmo genético aplicado al problema en estudio

Como se ha mencionado anteriormente, el algoritmo genético está inspirado en la teoría evolutiva de Darwin por lo que su comprensión es muy sencilla. Tras crear un determinado número de posibles soluciones iniciales, se evalúan todas y a partir de las mejores se irán generando nuevos individuos (pertenecientes a una nueva población).

Cada población contiene un conjunto de individuos, también conocidos como cromosomas. Cada cromosoma o individuo está compuesto de los parámetros o variables que se abordan en el problema. A cada uno de éstos corresponde una solución. La evolución se irá provocando mediante la manipulación de los genes de los que se componen los cromosomas mediante las funciones de Cruce o Mutación.

$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 1 & 0 \\ 3 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 4 & 3 & 2 \\ 2 & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2 & 4 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 4 & 1 & 4 \\ 3 & 3 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 5 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 4 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
---	---	---	---	---	---

Figura 11. Población de seis individuos o cromosomas

Fuente: Elaboración propia

En la Figura 9 se puede observar una población de 6 individuos o cromosomas. Cada uno de los términos de las matrices es conocido como Gen. Una población no tiene por qué ser necesariamente formada por matrices, también pueden ser vectores los individuos de la misma.

5.1.1 Especificaciones de la población aplicada al modelo

En el problema de Asignación de Estaciones de Transferencia las poblaciones (tanto la inicial como las que se van generando a partir de ésta) están compuestas por matrices binarias donde los genes son las mismas variables binarias α_{ij} , que valdrán 1 cuando el municipio productor i es asignado al municipio receptor j , es decir, los residuos del municipio i serán llevados al centro de transferencia de municipio j . Las filas i de la matriz individuo, como se indicó anteriormente en la Tabla 5 (Capítulo 3), hacen referencia al municipio de Sevilla productor. Las columnas j , hacen referencia a aquellos municipios que integran un centro de transferencia.

Además, cada cromosoma tiene asociado un vector cuyos genes incluyen las variables δ_j , que toman el valor de la unidad cuando el centro de transferencia del municipio j se abre, y 0 en otro caso.

En el problema de Asignación de Centros de Transferencia mediante el algoritmo genético la matriz de cada individuo es una matriz binaria. Cada fila debe estar compuesta de ceros y un uno, ya que un municipio i trasladará los residuos a una sola estación de transferencia.

Aunque a priori pueda resultar una metodología sencilla, la complejidad de la generación de cada población reside en el cumplimiento de las restricciones, ya que no es posible sobrepasar la cantidad de residuos transportados a un centro de transferencia cuya capacidad anual es limitada.

5.1.2 Evaluación de la población

La evaluación de la población es obvio que se basa en el valor que adquiere la función objetivo de cada individuo. Para poder hacer un cálculo objetivo de la misma, es necesario que el cromosoma se encuentre en la región admisible. De no ser así, los individuos no admisibles podrían obtener mejores soluciones y ser seleccionados como los cromosomas reproductores. A partir de aquí sería difícil que los individuos fuesen redirigidos a la región admisible del problema.

5.1.3 Definición de criterio de parada

Como se ha explicado en el capítulo 4, el objetivo de las técnicas metaheurísticas es alcanzar una solución admisible y cercana al óptimo.

Al aplicar las técnicas metaheurísticas, incluido el algoritmo genético, es cometido del sujeto que genere el algoritmo establecer cuándo deben parar las iteraciones. El criterio de parada es aquella propiedad que cuando se cumpla, debe detener las iteraciones. En caso del algoritmo genético, cuando esto se cumpla se evaluará la última población generada y se establecerá cuál es el individuo con mejor función objetivo.

Existen 2 criterios de parada:

- Por repetición del resultado. Esto ocurre cuando se establece que la diferencia entre los resultados de la función objetivo de una iteración y otra sea el criterio de parada. La diferencia entre los resultados es mínima (el sujeto que programa el método qué diferencia desea que haya).
- Por número de iteraciones. La persona que aplica el método establece el número de veces que desea que se repitan las iteraciones. Cuando se cumpla, las iteraciones se detendrán.

El criterio aplicado para el problema de Asignación de Estaciones de transferencia ha sido por número de iteraciones.

5.1.4 Modificación de los genes en el algoritmo genético

Como se ha indicado en los apartados anteriores, de la población inicial se eligen los mejores individuos, y de éstos desciende la siguiente población. Esta selección y la creación de la nueva población están totalmente inspiradas en la reproducción de los seres vivos.

La selección de los individuos con mejor solución se fundamenta en la naturaleza biológica de la supervivencia de los individuos más capacitados de una especie cualquiera. Es más probable, además, que los mejores sean aquellos que se reproduzcan y transfieran sus genes a sus descendientes.

La generación de los “hijos” a partir de los individuos seleccionados puede estar determinada según la operación (cruce o mutación) aplicada. En el capítulo 4 ya se han mencionado estas 2 técnicas.

En el algoritmo aplicado, aproximadamente la mitad de los descendientes de una población serán generados mediante el cruce entre las mejores matrices de la población anterior. El resto modificará su genética de manera aleatoria a causa de la mutación.

5.2 Diagramas de flujo de la metodología aplicada

A lo largo del desarrollo de la solución del problema se han estudiado tres diferentes metodologías para aplicar el algoritmo genético. A pesar de ello, las 3 siguen un mismo esquema básico.

El algoritmo principalmente se compone de dos partes principales.

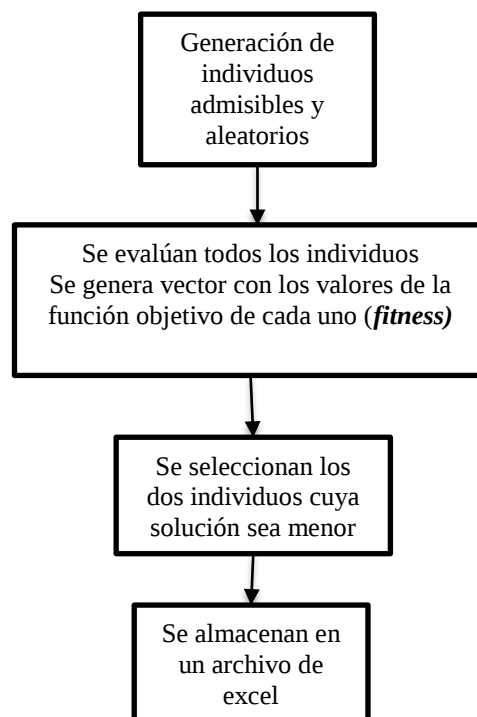


Figura 12. Diagrama de flujo de creación de población inicial y selección de los individuos "PADRES"

Fuente: Elaboración propia

La generación de la población inicial y la selección de los dos mejores individuos es un paso común que se va a utilizar por igual en las tres diferentes técnicas que se han estudiado. El hecho de guardar las matrices en un archivo de excel independiente ha sido para tratar de disminuir tiempos de ejecución del algoritmo. A la hora de aplicarlo, se partirá de la lectura de estas matrices.

Los vectores asociados de la variable δ_j no se almacenan pues son directamente calculados con las matrices de asignación con una función muy sencilla. Este vector adquirirá sus valores según las sumas de las diferentes columnas de la matriz. Si la suma de la columna j es 0, significa que ningún municipio i traslada sus residuos a

la planta de transferencia del municipio j , por lo que el vector en su posición j tendrá valor nulo. Si la suma fuese 1 o mayor, el vector en su posición j mostraría la unidad.

El desarrollo del algoritmo genético (presentado en la Figura 13), aunque se hayan aplicado diferentes técnicas, es en su fundamento, igual para los 3 casos.

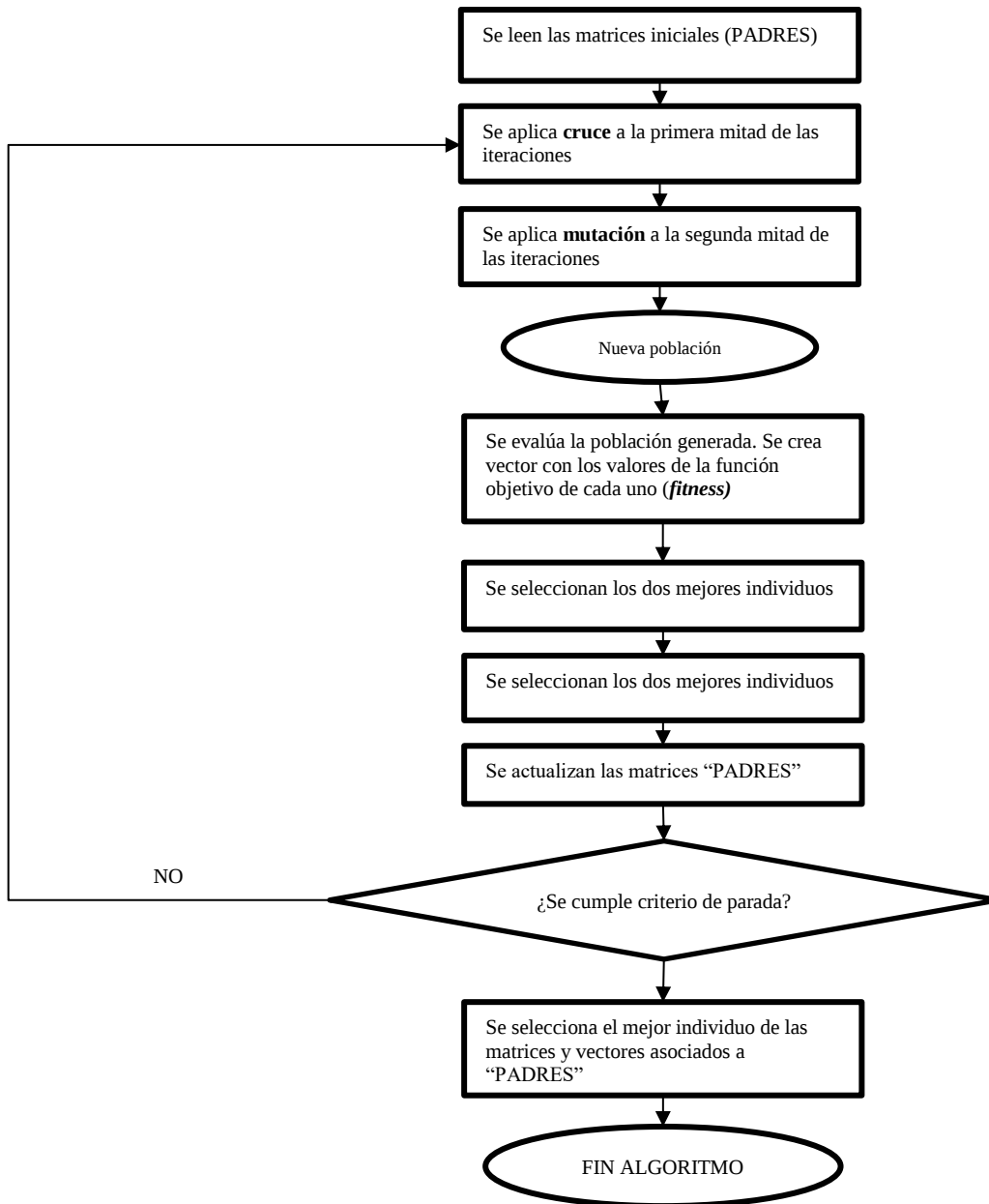


Figura 13. Diagrama de flujo del desarrollo del algoritmo genético del problema de Asignación de Estaciones de Transferencia

Fuente: Elaboración propia

6 EXPLICACIÓN DEL CÓDIGO Y DE LAS FUNCIONES

En este capítulo se va a profundizar acerca de la codificación y la forma en la que trabajan las funciones tras conocer el funcionamiento general del algoritmo. El proceso de creación ha sido complejo y siempre en continua mejora, es por ello que finalmente se han utilizado 3 diferentes metodologías que a continuación serán comparadas.

Las diferentes metodologías difieren en la manera de abordar y enfrentarse al cumplimiento estricto de las restricciones, o en la modificación genética utilizada para crear nuevas poblaciones de individuos. Cada código ha sido el resultado de un intento de mejorar la eficacia y eficiencia de otro del que se partía.

A pesar de las diferencias entre las metodologías, todas ellas, tal y como se ha mencionado en el capítulo anterior, parten de la misma base, y es por ellos que comparten algunas funciones fundamentales.

6.1 Funciones principales

Como bien se ha mencionado, las diferentes formas de abordar el modelo tienen una base común, y esto queda reflejado en las funciones que comparten, y que son necesarias para el funcionamiento del algoritmo.

6.1.1 Función Fitness

Esta función es básica y necesaria en todo algoritmo genético. La función Fitness calcula la aptitud de un individuo, es decir, el valor de su función objetivo.

En el caso del problema de asignación se calcula sustituyendo valores en la ecuación anteriormente expuesta y explicada (Capítulo 3) $\sum_{j,i} \alpha_{ij} * c * d_{ij} * p_i + \sum_j \delta_j * CA_j$.

La función recibe como argumentos de entrada una matriz individuo (40*8) con los valores de asignación α_{ij} y el vector asociado a la misma con los parámetros δ_j .

Se leen directamente de una hoja excel las matrices de distancia entre municipios, los vectores con las producciones de RSU de cada municipio y los costes de apertura de cada centro de transferencia, y se multiplican cuando corresponda con la matriz creada por el algoritmo de los valores α_{ij} y con el vector de los parámetros δ_j .

6.1.2 Función delta

Esta función es muy importante y se utiliza tanto para el cálculo del fitness de cada individuo como para crear la población inicial.

Asocia a cada matriz con los valores de asignación un vector que indica si un centro de transferencia se abre o no a lo largo del año.

Actúa de manera muy sencilla. Se calcula la suma de cada una de las ocho columnas de la matriz de cada individuo, que están asociadas cada una a un municipio j con centro de transferencia incluido en su infraestructura. Cuando la suma de una columna sea cero, eso implica que no hay ningún municipio que traslade sus residuos al centro de transferencia del municipio j , por lo que el valor de la posición j de ese vector será a su vez cero. En caso de que la suma sea superior a cero, el valor de la posición j de ese vector será un uno.

6.1.3 Función EvalPob

Tal y como se puede intuir, el cometido de esta función es la de evaluar la población en su conjunto.

La población en este programa se ha configurado como un vector de matrices (α_{ij}) y un vector de vectores asociado (δ_j), y estos son los parámetros que recibe inicialmente la función.

Funciona creando un vector con dimensión igual al número de individuos como haya en la población. Aplicando la **función fitness**, almacena en cada una de sus posiciones el valor de la función objetivo de cada uno de los cromosomas.

6.1.4 Función Selección

La función Selección recibe tanto una población de un número determinado de individuos (que anteriormente ya se ha dicho de qué parámetros se componen) como el vector creado por función Eval Pob, y que contiene los valores de la función objetivo de cada cromosoma de la población.

El objetivo de esta función reside en devolver los dos individuos con menor valor en la función objetivo, ya que el modelo estudiado es un problema de minimización.

6.2 Funciones para generar dos individuos iniciales aleatorios y admisibles

Para aplicar las diferentes técnicas metaheurísticas es necesario partir de antemano de soluciones aleatorias pero admisibles.

Se ha decidido partir de dos soluciones iniciales con las que después se experimentará genéticamente para crear nuevos individuos. Para mejorar los tiempos de ejecución de los programas, este paso se ha realizado de manera previa a la aplicación del algoritmo, por lo que es común en las tres metodologías.

6.2.1 Función Cromosomainicial

Esta función no tiene ningún argumento de entrada, tan sólo lee los datos de las hojas excel donde se encuentran los datos de las diferentes capacidades anuales de los diferentes centros de transferencia. A continuación, se crea una matriz de 8*40 de ceros y un vector 1*8 de ceros.

En cada fila de la matriz introduce en una posición aleatoria un 1 y va añadiendo al vector creado inicialmente la suma de residuos que se va acumulando en cada centro de transferencia como consecuencia de la asignación aleatoria creada.

Si en algún momento se sobrepasase la capacidad del centro de transferencia al que inicialmente iba a llevar los RSU, se cambia el centro de transferencia al que los llevará, es decir, se cambia la posición del 1 de esa fila.

No se tiene en cuenta la creación del vector δ_j ya que éste se crea a partir de la matriz de asignación, por lo que si ésta se encuentra en una región admisible, el vector también lo estará.

6.2.2 Función PoblaciónInit

Crea tantos cromosomas (o individuos) como se indiquen ya que éste es el único argumento de entrada.

Inicialmente creará un vector de ceros con la dimensión indicada y en cada una de las posiciones almacenará una nueva matriz creada gracias a la función Cromosomainicial. También se asocia a cada individuo un vector δ_j creado con la función **delta**, explicada en el apartado anterior.

Finalmente se estudia el valor fitness de cada individuo y con el apoyo de la función **selección** se devuelven los

dos mejores individuos denominados Padres, ya que a partir de éstos se generarán nuevos individuos basándose en los genes de los mismos.

6.3 Funciones para modificar genéticamente los individuos

En este apartado, se explican de qué manera se han abordado tanto las funciones Cruce como Mutación de los cromosomas.

Se han aplicado tres diferentes técnicas para poder valorar después la de mejor resultado. La principal diferencia entre éstas se encuentra en la modificación genética, aunque a pesar en los tres casos las funciones siguen un funcionamiento similar. Las diferencias se abordarán en el siguiente apartado.

6.3.1 Función Cruce

Esta función actúa, principalmente recibiendo las dos matrices progenitoras. Previamente se genera un número aleatorio que indicará qué filas se cruzarán de una matriz y otra. Con el apoyo de matrices auxiliares finalmente se combinan los valores sin dificultad. De esta forma es fácil explorar diferentes soluciones del problema para evitar un estancamiento en un posible óptimo local.

6.3.2 Función mutación

Al igual que la función cruce, recibe las matrices responsables de la creación de la nueva población y genera un número aleatorio que indicará qué fila del cromosoma (matriz) que va a modificar.

6.4 Diferentes metodologías aplicadas

A pesar de la simplicidad del algoritmo genético, los tiempos de ejecución del código pueden variar según se decida aplicar el mismo. El número de iteraciones, el número de individuos de cada población o las formas de abordar cada iteración afectan al mismo.

Inicialmente el programa comenzó ejecutándose muy lento, por ello, además de simplificar el código tratando de disminuir bucles y lecturas de datos, se han examinado otras formas para tratar de disminuir tiempos y obtener mejor resultados.

En los 3 casos se han utilizado los mismos movimientos de cambio genético para la creación de nuevas poblaciones. En las tres diferentes aplicaciones se hace uso tanto de la función **Cruce** como de la función **Mutación**. También comparten la inicialización. El algoritmo genético comienza leyendo dos matrices iniciales admisibles creadas gracias a las funciones explicadas en el apartado 6.2.

La inicialización también consiste en leer los datos reales del problema almacenados en un archivo Excel como la distancia entre municipios, la tasa de producción anual de RSU en cada municipio, la capacidad anual de residuos que soporta cada centro de transferencia, así como sus costes fijos.

Se genera antes de comenzar las iteraciones un vector de matrices y un vector de vectores de ceros para guardar cada individuo que se genere en las nuevas poblaciones. El objetivo es tratar de minimizar operaciones en Matlab, ya que si no fuera así, el programa tendría que generar una nueva posición en los mismos vectores tras la creación de un nuevo individuo.

Una vez el programa lee los parámetros necesarios indicados unas líneas arriba, comienzan las iteraciones del GA (Genetic Algorithm). Dentro del bucle inicial que indica el número de veces que se van a crear y evaluar nuevas poblaciones, se inicia otro bucle cuya función es distribuir las funciones de cruce y mutación. La primera

mitad de individuos derivarán de un cruce entre las dos matrices principales, la otra mitad será fruto de una mutación tanto de una matriz inicial como de la otra (hay dos matrices progenitoras).

Cuando finaliza la elaboración de la nueva población descendiente de las dos matrices iniciales, se evalúan todos los individuos y se eligen los dos con menor resultado.

Éstos, serán las nuevas dos cromosomas principales que se reproducirán y engendrarán una nueva población hasta la finalización del bucle del GA.

Cuando ya se han elegido las dos mejores soluciones de la última población, tan sólo es necesario elegir aquella con menor valor en la función objetivo, que será la solución final del problema.

El algoritmo en su conjunto funciona igual en las tres metodologías, y sigue el patrón que se observaba en la figura 11 en el apartado 5.2.

6.4.1 Estudiar admisibilidad de cada individuo usando un cruce completo

Las principales características de la que fue la primera metodología aplicada al problema son las siguientes:

- Tal y como indica el título del apartado, se analiza cada individuo generado, ya sea mediante cruce o mutación, y si se encontrase cualquiera de ellos en una región no admisible se descartaría directamente y se crearía otro que cumpla las restricciones. Esto será posible gracias a un bucle iterativo que con el apoyo de una variable y una función auxiliar indica si un individuo es o no admisible, es decir, si es necesario repetir el bucle para crear un nuevo individuo o no.
- La función *cruce* funciona de la siguiente manera: Dado un número aleatorio n del 1 al 40 (número de filas), se imponen las filas desde la fila 1 hasta la n de la primera matriz con las filas desde la $n+1$ hasta la 40 de la segunda matriz. Y viceversa.

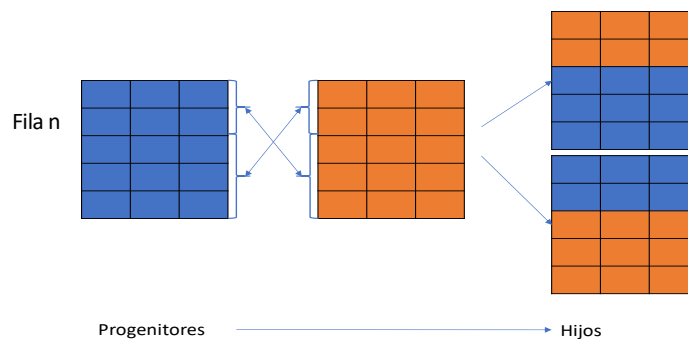


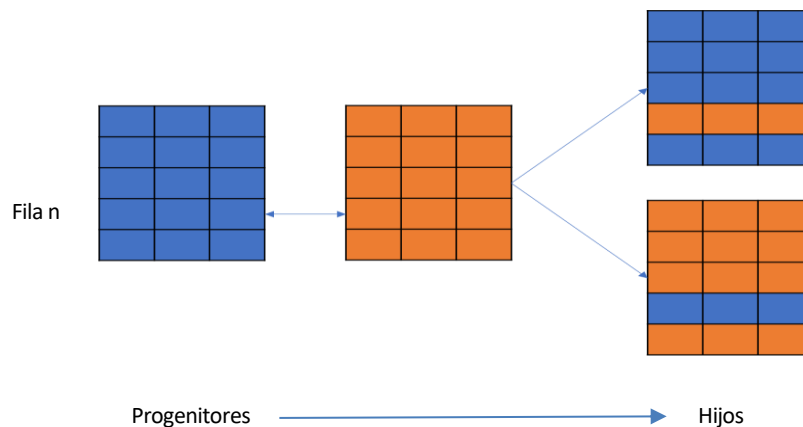
Figura 14. Función cruce en la primera metodología

Fuente: Elaboración propia

6.4.2 Estudiar admisibilidad de cada individuo usando un cruce parcial

Este método se implantó para tratar de reducir el tiempo de operación del primero, pues consistía en un algoritmo con numerosas iteraciones, que multiplicaba las mismas en caso de que hubiera individuos no factibles. Además del cambio en la función cruce, el resto de la metodología se aplica igual. Por ello se decide tratar de cambiar la función *cruce*. Se cree que combinando individuos que posiblemente sean muy diferentes, la matriz resultado de la mezcla de individuos tiene más probabilidades de resultar inadmisibles, alargando el tiempo de creación de una nueva población.

Por ello al aplicar la mezcla fila con fila, a partir de soluciones admisibles, crea menos incertidumbre a la hora de fallar en la admisibilidad de los descendientes.



La mitad de los nuevos individuos de la población derivarán de un cruce, el resto, serán fruto de la mutación. Los dos códigos iniciales son muy similares, tan sólo cambian en el modo de operar de la función *cruce*.

6.4.3 Complementar Algoritmo genético con el método de las penalizaciones

Los dos primeros métodos se enfrentan a las restricciones de la misma forma. No hay individuo fuera de la región de admisibilidad que pase a formar parte de una población.

Esta último, en cambio, busca optimizar los tiempos abordando las restricciones del modelo implementando otra técnica al algoritmo genético. Es decir, aplicar otro método que modifica la función objetivo pero elimina las restricciones. Es conocido como el método de las penalizaciones o método M.

6.4.3.1 Método de las penalizaciones

El método de las penalizaciones consiste en transformar la función objetivo para poder eliminar las restricciones.

El objetivo no es crear individuos admisibles, si no que cuando aparezca un individuo no admisible, la solución del mismo sea tan mala comparada con las soluciones admisibles, que nunca puedan ser seleccionada como el mejor individuo de una población.

Esta es la estructura genérica de un modelo con las penalizaciones aplicadas:

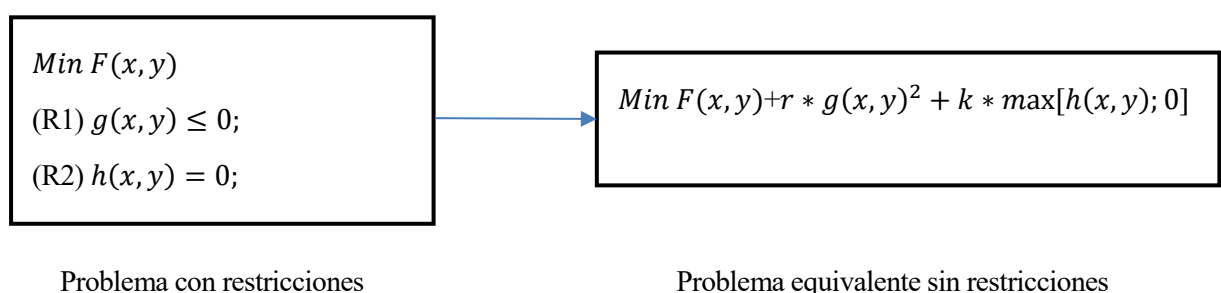


Figura 15. Aplicación del método de las penalizaciones.

Fuente: elaboración propia

En la figura 13 puede observarse el funcionamiento del método. Cuando se aplica el método, las restricciones se añaden a la función objetivo multiplicadas por unos parámetros de penalización (r y k , en el caso del modelo de la figura 13) que hacen al método poco fiable, ya que la función objetivo es muy sensible a los valores que tomen estos parámetros.

Las restricciones de igualdad tienen una influencia cuadrática en la función objetivo. Si no se cumpliera la restricción, la penalización en caso de ser negativa, tomaría valor positivo inmediatamente, penalizando incrementando la solución de la función (que es de minimizar).

Las restricciones de carácter menor o igual, en caso de cumplirse favorecerían el valor de la función objetivo al ser negativo el resultado, es por ello que se elige el máximo entre el valor de la ecuación o cero.

6.4.3.2 Aplicación del método de las penalizaciones al modelo

La población se irá generando sea cual sea la naturaleza de cada individuo, admisible o no. Aunque los individuos no admisibles serán penalizados obteniendo resultados pésimos, por lo que nunca serán seleccionados para continuar en el algoritmo.

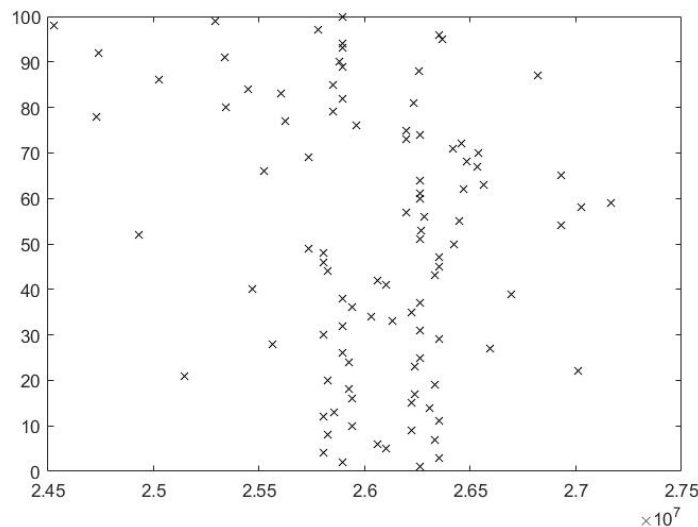


Figura 16. Solución de los 100 individuos de una población creada sin aplicar el método de las penalizaciones.

Fuente: Elaboración propia (Matlab)

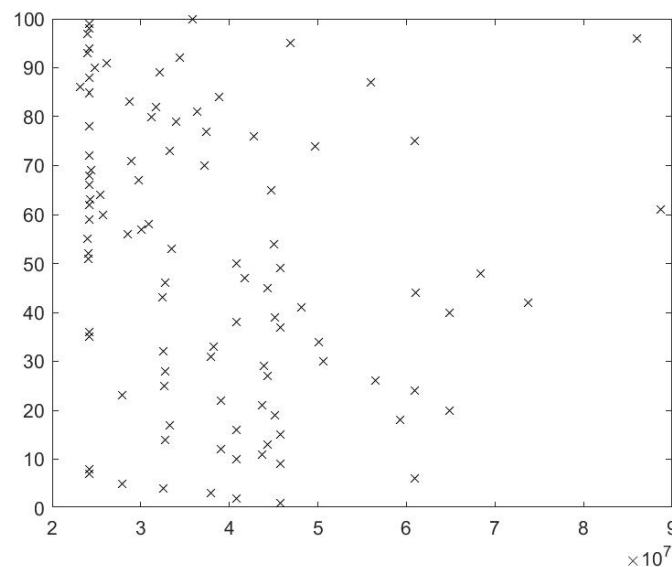


Figura 17. Solución de los 100 individuos de una población creada con el método de las penalizaciones.

Fuente: Elaboración propia (matlab)

Como puede observarse en la Figura 17, algunos individuos suponen un coste notablemente más alto que otros, esto es causado por la penalización aplicada a la función objetivo que tan sólo afecta negativamente cuando una

restricción no se cumple.

Por el contrario, en la figura 16 los resultados de la función objetivo están todos dentro de un margen mucho menor.

Para calcular resultado final, hay que tomar los valores del mejor individuo seleccionado tras las iteraciones, pero aplicando la ecuación de la función objetivo sin las penalizaciones. Esto tan sólo se ha aplicado al final del código para no entorpecer el proceso de creación de las poblaciones.

El modelo quedaría así:

$$\text{Min} \sum_{j,i} \alpha_{ij} * c * d_{ij} * p_i + \sum_j \delta_j * CA_j + \sum_j g_j * (\alpha_{ij} - 1) + \sum_i h_i * \max([p_i * \alpha_{ij} - CAP_j; 0])$$

Las restricciones R2 y R3 no se han tenido en cuenta durante la aplicación del código, pues su función es la creación del vector de las variables δ_j . En el código no es posible que en algún momento no cumplan la restricción, ya que estos vectores no se crean de manera aleatoria:

$$(R2) \delta_j \leq \sum_i \alpha_{ij} \forall j$$

$$(R3) \delta_j * CS \geq \sum_i \alpha_{ij} \forall j$$

7 RESULTADOS Y CONCLUSIONES

Tras aplicar las diferentes metodologías se estudian y comparan los tiempos de ejecución y la eficiencia de los resultados obtenidos.

Hay que tener en cuenta, que cada vez que se ejecuta el código, los resultados son totalmente aleatorios, por lo que se evalúan diferentes situaciones para evaluar a modo general la rapidez de ejecución y de alcanzar el mejor valor.

Los valores de la función de aptitud de aquellos individuos admisibles de los que se parte, tienen valor $2.4167e+07$ y $2.4181e+07$ respectivamente. A partir de estos dos individuos se generarán tantas soluciones e individuos como se deseen esperando mejoras en la función aptitud o fitness, evaluada como un coste (€).

Los dos primeros métodos implementan en su código un estudio completo de la admisibilidad de los individuos que componen la población.

7.1 Población=20 individuos; Iteraciones=100

Método	Tiempo de ejecución (segundos)	Fitness
Cruce completo	1.096421	1.4986e+07
Cruce parcial	1.141600	1.4467e+07
Método de las penalizaciones	1.077567	1.6341e+07

Tabla 14. Resultados del Algoritmo genético P=20 It=100

Fuente: Elaboración propia

7.2 Población=100 individuos; Iteraciones=100

Método	Tiempo de ejecución (segundos)	Fitness
Cruce completo	1.494882	1.4574e+07
Cruce parcial	1.392798	1.3215e+07
Método de las penalizaciones	1.959846	1.3104e+07

Tabla 15. Resultados del Algoritmo genético P=100 It=100

Fuente: Elaboración propia

7.3 Población=500 individuos; Iteraciones=100

Método	Tiempo de ejecución (segundos)	Fitness
--------	--------------------------------	---------

Cruce completo	2.532069	1.3481e+07
Cruce parcial	2.565390	1.3443e+07
Método de las penalizaciones	2.770746	1.3481e+07

Tabla 16. Resultados del Algoritmo genético P=500 It=100

Fuente: Elaboración propia

7.4 Población=20 individuos; Iteraciones=500

Método	Tiempo de ejecución (segundos)	Fitness
Cruce completo	2.558736	1.5898e+07
Cruce parcial	2.126048	1.4072e+07
Método de las penalizaciones	3.071727	1.5727e+07

Tabla 17. Resultados del Algoritmo genético P=20 It=500

Fuente: Elaboración propia

7.5 Población=20 individuos; Iteraciones=1000

Método	Tiempo de ejecución (segundos)	Fitness
Cruce completo	4.520702	1.4844e+07
Cruce parcial	3.194877	1.3985e+07
Método de las penalizaciones	4.899430	1.5160e+07

Tabla 18. Resultados del Algoritmo genético P=20 It=1000

Fuente: Elaboración propia

7.6 Población=500 Iteraciones=1000

Método	Tiempo de ejecución (segundos)	Fitness
Cruce completo	17.507980	1.3163e+07
Cruce parcial	12.988849	1.3171e+07
Método de las penalizaciones	12.363251	1.3269e+07

Tabla 19. Resultados del Algoritmo genético P=500 It=1000

Fuente: Elaboración propia

A continuación, se observan las tablas de las mejoras de los resultados con respecto a la evolución de las iteraciones.

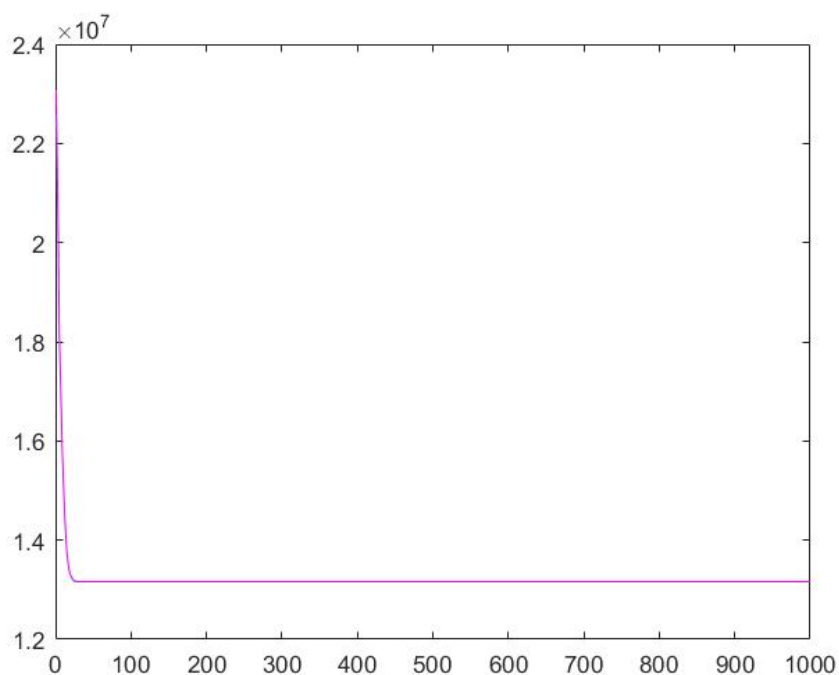


Figura 18. Evolución de la función fitness con la evolución de 1000 iteraciones en el algoritmo genético

Fuente: Elaboración propia (Matlab)

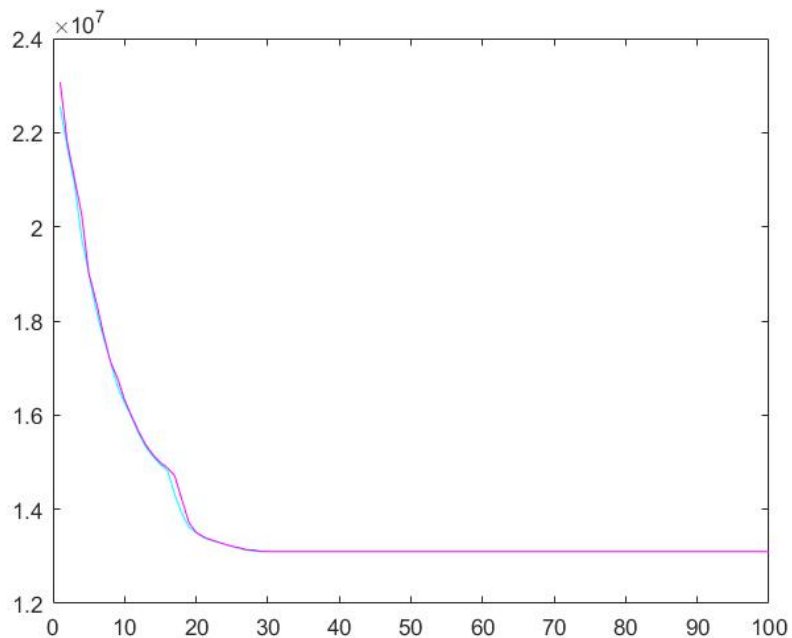


Figura 19. Evolución de la función fitness con la evolución de 100 iteraciones en el algoritmo genético

Fuente: Elaboración propia (Matlab)

7.7 Conclusiones

De los resultados obtenidos en este trabajo se puede deducir, que el algoritmo genético es un algoritmo eficiente en la resolución del problema planteado, ya que su tiempo de resolución es muy breve. Es capaz de evaluar y generar numerosos individuos en cortos espacios de tiempo.

En relación al tiempo de ejecución caben destacar los siguientes aspectos:

El factor tiempo evaluado en las tablas de los apartados anteriores tan sólo es orientativo, ya que para la ejecución de un mismo algoritmo con las mismas variables (Población e iteraciones), se obtenían resultados sensiblemente diferentes.

Como puede observarse el tiempo aumenta de media un 36.3% 22% y un 80% con el aumento respectivamente en cada una de las metodologías aplicadas cuando el aumento en cada población es del 300% de individuos en cada iteración. Resulta sorprendente, que el algoritmo genético que implementa el método de las penalizaciones, sea en la mayoría de los casos el que más se resiente en el tiempo de ejecución, ya que a priori no debe evaluar la admisibilidad de cada individuo, por lo que contiene menos operaciones que el resto de metodologías. Este aumento apreciable del tiempo de ejecución es porque su función fitness, a diferencia de los dos primeros casos estudiados, contiene una función que evalúa la penalización que se debe aplicar a cada algoritmo. Esta función tiene un tiempo de ejecución mayor que la función que evalúa la admisibilidad y crea un nuevo individuo en caso de que alguno no resulte aceptable.

Es posible apreciar que en algunos casos, el valor de la función objetivo empeora a pesar de aplicar más iteraciones. Los mejores individuos no se guardan de una población a otra, es decir es posible que la mejora de los resultados no sea tan notoria, e incluso es posible que a veces el resultado final empeore. Los mejores individuos de cada población tan sólo se mantienen para modificar y mezclar su código genético, ya que la teoría inicial del algoritmo genético es la creencia de que “la reproducción” de los individuos mejores, dará lugar a hijos más adecuados, y esto no siempre es así.

No siempre será así, de hecho, a la larga se espera obtener un resultado óptimo, o muy cercano a éste, ya que será el fruto de los mejores individuos obtenidos a lo largo de numerosas iteraciones y aunque el factor aleatoriedad que influencia el algoritmo es crucial para procurar explorar numerosas posibles soluciones para así evitar óptimos locales, la elección de la metodología y de los parámetros como el número de individuos y las iteraciones es igualmente importante.

Observando las tablas con los resultados, se deduce que a pesar de la importancia de las iteraciones, la cantidad de individuos por población es tan o más importante que las mismas. Es decir, como se puede observar en las Figura 19, tras un número determinado de iteraciones, el resultado tiende a un mismo resultado y éste deja de sufrir grandes cambios. Es por ello que el número de individuos de una población permitirá al algoritmo explorar más soluciones dentro de un problema teniendo más opciones para acercarse al óptimo y huir de óptimos locales.

Con respecto a las diferentes técnicas aplicadas, queda claro que la menos adecuada para un problema de asignación sin variables enteras, y restricciones no muy complejas, la implementación del método de las penalizaciones no es la mejor opción.

La exploración de las diferentes soluciones del problema cuando se implementa el método de las penalizaciones es mucho más lenta, ya que numerosos individuos de las poblaciones que crea, son no admisibles, por lo que el número de individuos entre los que se puede evaluar la función de aptitud es mucho menor que en los otros dos métodos. Otra desventaja, es la poca fiabilidad del método debido a la sensibilidad que éste muestra según el valor dado a los parámetros que multiplican a las restricciones para penalizar la función de aptitud. En algunos casos, mientras se ejecutaba el algoritmo, no se hallaron soluciones admisibles en toda la población, por lo que además en ocasiones concluye con un resultado no admisible.

Los dos primeros métodos, en cambio, en ningún momento fallaron a la hora de aportar soluciones admisibles.

En los dos casos, son más eficaces cuando se estudian poblaciones más numerosas. Además son relativamente rápidos aunque tengan que evaluar 1000 individuos por cada iteración. En cambio, a partir de las 100 iteraciones, suelen converger al mejor resultado que han obtenido a lo largo de la ejecución del programa.

Para la resolución de un modelo de restricciones sencillas, por tanto, es más fiable partir de poblaciones admisibles en su totalidad, y los tiempos de ejecución son correctos.

En caso de que el problema fuera más complejo, con restricciones complejas, no lineales, o teniendo que transformar las soluciones para poder generar los cromosomas, el tiempo de ejecución se vería afectado, por lo que implementar un método para simplificar el modelo podría ser una mejor alternativa.

ANEXO A: DATOS REALES UTILIZADOS

Tabla A.1. Funciones para modificar genéticamente los individuos

Dij	Bollullos de la Mitación	Constantina	Carmona	Écija	Espartinas	Lora del Río	El Saucejo	Sevilla
Alcalá de Guadaira	40,6	91,5	33,7	86,1	37,5	57,4	92	17
Alcalá del Río	33,5	69,6	44	96,4	30,4	55,3	128	17,2
Aznalcázar	15	126	68,2	121	18	91,9	144	33,1
Benacazón	9,4	118	59,8	112	9,6	83,5	135	24,7
Bollullos de la Mitación	0	113	55,6	108	7,6	79,3	131	20,5
Bormujos	9,1	105	52,3	99,5	7,5	70,8	122	12
Las Cabezas de San Juan	70,7	145	87,1	139	67,6	111	117	54,6
Camas	15,3	98,7	40,9	93,3	12,2	64,6	119	8,6
Constantina	110	0	56,8	85	106	31,9	116	92
Carmona	55,7	59,8	0	53,6	52,4	25,6	86,3	34,6
Castilleja de la Cuesta	11,3	103	45,5	98,1	7,4	69,4	121	10,5
Coria del Río	14,2	114	56,4	108	18,9	79,5	126	16,9
Dos Hermanas	31,6	100	42	95,1	28,5	66,4	110	14,2
Écija	107	85,1	53,6	0	104	51,7	56,7	86,3
Espartinas	7,8	111	52,4	104	0	77,1	129	18,3
Estepa	134	122	89,7	39	132	87,5	44,8	110
Gelves	21,1	107	49,7	101	17,6	72,8	119	10,3
Gines	10,1	107	48,9	101	5,8	73,1	125	14,3
Guillena	33,4	74,4	54,6	106	31,5	55,7	136	24,3
Lantejuela	102	81,3	48,7	29,1	101	47,2	38	78,1
Lebrija	82,2	156	99,8	151	79,1	122	134	66,1
Lora del Río	78,3	32,1	25,6	51,7	77,1	0	84,7	57,2
Mairena del Alcor	49,7	81,6	17,8	73,8	46,1	44,7	90	24,2
Mairena del Aljarafe	12,6	109	49,8	101	11,4	72,4	120	10,9
Marchena	84,9	89,1	28,8	41	83,5	71,2	54,3	61,3
Morón de la Frontera	86,6	106	45,6	68,6	85	104	46,3	63,6
Osuna	111	98,3	67,1	35,9	110	85,4	22,9	87,3
Los Palacios y Villafraña	48,3	123	65,8	117	45,1	88,4	99,8	32,8
Pilas	26,3	135	72,3	124	22,3	94,9	152	41,6
La Puebla de Cazalla	93	105	42,7	56	90,1	69,9	39,6	69,4
La Puebla del Río	15,3	116	58,8	110	19,7	81,4	128	19,2
La Rinconada	32,3	75	36,8	93	29,6	64	126	15,4
San Juan de Aznalfarache	19,2	105	47,6	99,3	15,5	70,2	117	8,4
Sanlúcar la Mayor	12,6	121	61,5	113	6,9	84,1	138	27,9
El Saucejo	130	119	81,1	56,8	127	84,9	0	107
Sevilla	20,3	92	34,6	86,3	18,3	57,2	107	0
Tomares	13,8	105	48,1	99,7	10,6	70,7	118	9,2
Utrera	51,9	109	53,6	82,1	48,4	76,2	85,3	31
Villamanrique de la Condesa	26,2	137	78,7	130	28,6	101	155	43,3
El Viso del Alcor	51,4	75,4	12,2	70,5	49,3	41,5	91,6	30,1

Tabla A.2. Tasa anual de producción de cada municipio

Alcalá de Guadaira	Alcalá del Río	Aznalcázar	Benacazón	Bollullos de la Mitación	Bormujos	Las Cabezas de San Juan	Camas	Constantina	Carmona
36599,205	5743,305	2185,341	3502,707	4987,311	10446,018	8075,346	13135,029	3026,91	14012,784
Castilleja de la Cuesta	Coria del Río	Dos Hermanas	Écija	Espartinas	Estepa	Gelves	Gines	Guillena	Lantejuela
8537,451	14845,062	64214,013	19716,48	7290,501	6218,124	4810,782	6508,101	6115,434	1893,897
Lebrija	Lora del Río	Mairena del Alcor	Mairena del Aljarafe	Marchena	Morón de la Frontera	Osuna	Los Palacios y Villafranca	Pilas	La Puebla de Cazalla
13422,561	9451,392	11124,261	21705,732	9720,342	13801,047	8704,689	18658,773	6839,643	5496,849
La Puebla del Río	La Rinconada	San Juan de Aznalfarache	Sanlúcar la Mayor	El Saucejo	Sevilla	Tomares	Utrera	Villamanrique de la Condesa	El Viso del Alcor
5923,746	18670,02	10459,71	6577,539	2151,111	339306,342	12099,327	25700,862	2201,967	9363,861

Tabla A.3. Capacidad Anual de las estaciones de transferencia

Bollullos de la Mitación	Constantina	Carmona	Ecija	Espartinas	Lora del Río	El Saucejo	Sevilla
59000	22000	35000	40000	55000	25000	15000	600000

Tabla A.4. Coste fijo de apertura de cada estación de transferencia

Bollullos de la Mitación	Constantina	Carmona	Ecija	Espartinas	Lora del Río	El Saucejo	Sevilla
192000	50000	97000	110700	169000	63500	25000	1810000

ANEXO B: TABLAS DE RESULTADOS

Tabla B.1. Matriz de asignación y vector de apertura

Dij	Bollullos de la Mitación	Constantina	Carmona	Écija	Espartinas	Lora del Río	El Saucejo	Sevilla
Alcalá de Guadaira	0	0	0	0	0	0	0	1
Alcalá del Río	0	0	0	0	0	0	0	1
Aznalcázar	1	0	0	0	0	0	0	0
Benacazón	1	0	0	0	0	0	0	0
Bollullos de la Mitación	1	0	0	0	0	0	0	0
Bormujos	0	0	0	0	1	0	0	0
Las Cabezas de San Juan	0	0	0	0	0	0	0	1
Camas	0	0	1	0	0	0	0	0
Constantina	0	1	0	0	0	0	0	0
Carmona	1	0	0	0	0	0	0	0
Castilleja de la Cuesta	1	0	0	0	0	0	0	0
Coria del Río	0	0	0	0	0	0	0	1
Dos Hermanas	0	0	0	0	0	0	0	1
Écija	0	0	1	0	0	0	0	0
Espartinas	0	0	0	0	1	0	0	0
Estepa	0	0	0	1	0	0	0	0
Gelves	0	0	0	0	0	0	0	1
Gines	0	0	0	0	1	0	0	0
Guillena	0	0	0	0	0	0	0	1
Lantejuela	0	0	0	1	0	0	0	0
Lebrija	0	0	0	0	0	0	0	1
Lora del Río	0	0	0	0	0	1	0	0
Mairena del Alcor	0	0	0	0	1	0	0	0
Mairena del Aljarafe	1	0	0	0	0	0	0	0
Marchena	0	0	0	1	0	0	0	0
Morón de la Frontera	0	0	0	0	0	0	0	1
Osuna	0	0	0	1	0	0	0	0
Los Palacios y Villafranca	0	0	0	0	0	0	0	1
Pilas	0	0	0	0	1	0	0	0
La Puebla de Cazalla	0	0	0	0	0	0	1	0
La Puebla del Río	0	0	0	0	0	0	0	1
La Rinconada	0	0	0	0	0	0	0	1
San Juan de Aznalfarache	0	0	0	0	0	0	0	1
Sanlúcar la Mayor	0	0	0	0	1	0	0	0
El Saucejo	0	0	0	0	0	0	1	0
Sevilla	0	0	0	0	0	0	0	1
Tomares	0	0	0	0	0	0	0	1
Utrera	0	0	0	0	0	0	0	1
Villamanrique de la Condesa	1	0	0	0	0	0	0	0
El Viso del Alcor	0	0	0	0	0	1	0	0
DELTA	1	1	1	1	1	1	1	1

ANEXO C: FUNCIONES Y CÓDIGO

Anexo C.1. Función del Algoritmo Genético para poblaciones admisibles

```
function [MATRIZFINAL,FO,deltafinal]=AG(~)

%GA que genera poblaciones de 1000 individuos
[distancia, Capertura, producc, LIM, MADRE, PADRE]=lecturadatos;

for it=1:100
    nuevapob=zeros(40,8,1000);
    Deltanueva=zeros(1,8,1000);
    for i=1:2:500
        [nuevapob(:, :, i), nuevapob(:, :, i+1)]=cruce(PADRE, MADRE, producc, LIM);
        Deltanueva(1, :, i)=delta(nuevapob(:, :, i));
        Deltanueva(1, :, i+1)=delta(nuevapob(:, :, i+1));
    end
    for i=501:775
        nuevapob(:, :, i)=mutacion(PADRE, producc, LIM);
        Deltanueva(1, :, i)=delta(nuevapob(:, :, i));
    end
    for i=776:1000
        nuevapob(:, :, i)=mutacion(MADRE, producc, LIM);
        Deltanueva(1, :, i)=delta(nuevapob(:, :, i));
    end

    [MADRE, PADRE]=seleccion(nuevapob, Deltanueva, distancia, Capertura, producc);
    deltamadre=delta(MADRE);
    deltapadre=delta(PADRE);
    fomadre=fitness(MADRE, deltamadre, distancia, Capertura, producc);
    fopadre=fitness(PADRE, deltapadre, distancia, Capertura, producc);

    end

    if (fomadre<fopadre)
        MATRIZFINAL=MADRE;
        deltafinal=deltamadre;
    else
        MATRIZFINAL=PADRE;
        deltafinal=deltapadre;
    end

    FO=fitness(MATRIZFINAL, deltafinal, distancia, Capertura, producc);

end
```

Anexo C.2. Funciones para la alteración genética para poblaciones admisibles

FUNCIÓN mutación(Predecesor, producc, LIM)

```
function [HIJO]=mutacion(PADRE, producc, LIM)
ADMhijo=0;

for aux=1:50
    if (ADMhijo==0)
        Maux=PADRE;
        n=randi([1,40],1,1);
        m=randi([1,8],1,1);
```

```

        Maux(n,:) = 0;

        Maux(n,m) = 1;
        ADMhijo = admisible(Maux, producc, LIM);
    end
end
HIJO = Maux;
end

```

FUNCIÓN cruce (PADRE, MADRE, producc, LIM)

```

%función cruce TOTAL (1ª metodología)
function [HIJO1, HIJO2] = cruce (PADRE, MADRE, producc, LIM)
ADMhijo1 = 0;
ADMhijo2 = 0;
for aux = 1:5000
    if (ADMhijo1 == 0 || ADMhijo2 == 0)
        n = randi([1, 40], 1, 1);
        MATRIZaux1 = PADRE(1:n, 1:8);
        MATRIZaux2 = PADRE((n+1):40, 1:8);
        MATRIZaux3 = MADRE(1:n, 1:8);
        MATRIZaux4 = MADRE((n+1):40, 1:8);
        HIJO1 = [MATRIZaux1; MATRIZaux4];
        HIJO2 = [MATRIZaux3; MATRIZaux2];
        ADMhijo1 = admisible(HIJO1, producc, LIM);
        ADMhijo2 = admisible(HIJO2, producc, LIM);
    end

end
end
end

```

FUNCIÓN cruce (PADRE, MADRE, producc, LIM)

```

%función cruce PARCIAL (2ª metodología)
function [HIJO1, HIJO2] = cruce (PADRE, MADRE, producc, LIM)
ADMhijo1 = 0;
ADMhijo2 = 0;
for aux = 1:50
    if ((ADMhijo1 == 0) || (ADMhijo2 == 0))
        n = randi([1, 40], 1, 1);
        HIJO1 = PADRE;
        HIJO2 = MADRE;
        HIJO1(n,:) = MADRE(n,:);
        HIJO2(n,:) = PADRE(n,:);
        ADMhijo1 = admisible(HIJO1, producc, LIM);
        ADMhijo2 = admisible(HIJO2, producc, LIM);
    end

end
end
end

```

Anexo C.3. Función del Algoritmo Genético con Método de las penalizaciones

```

function [MATRIZFINAL, FO, deltafinal] = AG(~)

%GA que genera poblaciones de 1000 individuos
[distancia, Capertura, producc, LIM, MADRE, PADRE] = lecturadatos;

for it = 1:1000
    nuevapob = zeros(40, 8, 500);
    Deltanueva = zeros(1, 8, 500);
    for i = 1:2:249
        [nuevapob(:, :, i), nuevapob(:, :, i+1)] = cruce(PADRE, MADRE);
        Deltanueva(1, :, i) = delta(nuevapob(:, :, i));
        Deltanueva(1, :, i+1) = delta(nuevapob(:, :, i+1));
    end
    for i = 250:375
        nuevapob(:, :, i) = mutacion(PADRE);
        Deltanueva(1, :, i) = delta(nuevapob(:, :, i));
    end
end

```

```

end
for i=376:500

    nuevapob(:, :, i)=mutacion(MADRE);
    Deltanueva(1, :, i)=delta(nuevapob(:, :, i));
end
[MADRE, PADRE]=seleccion(nuevapob, Deltanueva, distancia, Capertura, producc, LIM);
deltamadre=delta(MADRE);
deltapadre=delta(PADRE);
fomadre=fitness(MADRE, deltamadre, distancia, Capertura, producc, LIM);
fopadre=fitness(PADRE, deltapadre, distancia, Capertura, producc, LIM);
end

if (fomadre<fopadre)
    MATRIZFINAL=MADRE;
    deltafinal=deltamadre;
else
    MATRIZFINAL=PADRE;
    deltafinal=deltapadre;
end
FO=FOsinpenalizaciones(MATRIZFINAL, deltafinal, distancia, Capertura, producc);
end

```

Anexo C.4. Funciones para la alteración genética con Método de las penalizaciones

FUNCIÓN mutación (Predecesor, producc, LIM)

```

function [HIJO]=mutacion(PADRE)

    Maux=PADRE;
    n=randi([1, 40], 1, 1);
    m=randi([1, 8], 1, 1);

    Maux(n, :)=0;

    Maux(n, m)=1;

    HIJO=Maux;
end

```

FUNCIÓN cruce (PADRE, MADRE, producc, LIM)

```

function [HIJO1, HIJO2]=cruce(PADRE, MADRE)
    n=randi([1, 40], 1, 1);
    MATRIZaux1=PADRE(1:n, 1:8);
    MATRIZaux2=PADRE((n+1):40, 1:8);
    MATRIZaux3=MADRE(1:n, 1:8);
    MATRIZaux4=MADRE((n+1):40, 1:8);
    HIJO1=[MATRIZaux1; MATRIZaux4];
    HIJO2=[MATRIZaux3; MATRIZaux2];
end

```

(ME FALTAN LAS FUNCIONES FITNESS Y ESO)

Anexo C.5. Funciones auxiliares de los tres métodos

FUNCIÓN lecturadatos (~)

```

function [distancia, Capertura, producc, LIM, MADRE, PADRE]=lecturadatos(~)
distancia=xlsread('DISTANCIAS PRO.xlsx', 'DISTANCIAS', 'B2:I41');
Capertura=xlsread('DISTANCIAS PRO.xlsx', 'Costes apertura', 'A2:H2');
producc=xlsread('DISTANCIAS PRO.xlsx', 'produccion', 'A2:AN2');

```

```
LIM=xlsread('DISTANCIAS PRO.xlsx','CAPACIDADES','A2:H2');
MADRE=xlsread('PADRES','Madre','A1:H40');
PADRE=xlsread('PADRES','Padre','A1:H40');
end
```

FUNCIÓN delta (Cromosoma)

```
function [vectorapertura]=delta (Cromosoma)
vectorapertura=max(abs(Cromosoma));
end
```

FUNCIÓN EvalPob (MPoblacion,delta,distancia,Capertura,producc)

```
function [vectorFO]=EvalPob (MPoblacion,delta,distancia,Capertura,producc)
m=size(delta,3);
vectorFO=zeros(1,m);
for i=1:m
    vectorFO(i)=fitness(MPoblacion(:,:,i),delta(1,:,i),distancia,Capertura,producc);
end
end
```

FUNCIÓN ResiduosCT (Individuo,producc)

```
function [Res]=ResiduosCT (Individuo,producc)
Res=zeros(1,8);
for i=1:40
    %suma=0;
    for j=1:8

        Res(j)=Res(j)+Individuo(i,j)*producc(i);

    end
end
end
```

FUNCIÓN selección (MatrizPoblacion,delta,distancia,Capertura,producc)

```
function
[M1seleccionada,M2seleccionada]=seleccion (MatrizPoblacion,delta,distancia,Capertura,pr
oducc)
vectorFO=EvalPob (MatrizPoblacion,delta,distancia,Capertura,producc);
v=vectorFO;
min1=min(v);
i=find(v==min1);
M1seleccionada=MatrizPoblacion(:,:,i(1));
v(i)=10^20;
min2=min(v);
k=find(v==min2);
M2seleccionada=MatrizPoblacion(:,:,k(1));
end
```

FUNCIÓN admisible (Predecesor,producc,LIM)

```
function [ADM]=admisible (Predecesor,producc, LIM)

%El vector de los residuos que llega a cada CT
VectorResid=ResiduosCT (Predecesor, producc);
ADM=1;
for i=1:8
    if (VectorResid(i)>LIM(i))
        ADM=0;
    end
end
```

Anexo C.6. Funciones para crear las matrices iniciales

FUNCIÓN PoblacionInit(merodeindivduos)

```
function [CromInit]=cromosomainicial(producc,LIM)
CromInit=zeros(40,8);
sumaCT=zeros(1,8);

for i=1:40

    aux1=0;
    for aux2=1:50
        if (aux1==0)
            n=randi([1,8],1,1);
            CromInit(i,n)=1;
            sumaCT(n)=sumaCT(n)+producc(i);
            aux1=1;
            if sumaCT(n)>LIM(n)
                sumaCT(n)=sumaCT(n)-producc(i);
                CromInit(i,n)=0;
                aux1=0;
            end
        end
    end
end
end
```

FUNCIÓN PoblacionInit(merodeindivduos)

```
function [CROMOSOMA,vectordelta]=PoblacionInit(merodeindivduos)
CROMOSOMA=zeros(40,8,merodeindivduos);
vectordelta=zeros(1,8,merodeindivduos);
for z=1:merodeindivduos

    CROMOSOMA(:,:,z)=cromosomainicial;
    vectordelta(1,:,z)=delta(CROMOSOMA(:,:,z));

end
end
```

FUNCIÓN EvalPob(MPoblacion,delta,distancia,Capertura,producc)

```
function [vectorFO]=EvalPob(MPoblacion,delta,distancia,Capertura,producc)
m=size(delta,3);
vectorFO=zeros(1,m);
for i=1:m
    vectorFO(i)=fitness(MPoblacion(:,:,i),delta(1,:,i),distancia,Capertura,producc);
end
end
```

FUNCIÓN selección(MatrizPoblacion,delta,distancia,Capertura,producc)

```
Function
[M1seleccionada,M2seleccionada]=seleccion(MatrizPoblacion,delta,distancia,Capertura,pr
oducc)
vectorFO=EvalPob(MatrizPoblacion,delta,distancia,Capertura,producc);
v=vectorFO;
min1=min(v);
i=find(v==min1);
M1seleccionada=MatrizPoblacion(:,:,i(1));
v(i)=10^20;
min2=min(v);
k=find(v==min2);
M2seleccionada=MatrizPoblacion(:,:,k(1));
end
```


REFERENCIAS

- André, F. J., & Cerdá, E. (2006). Gestión de residuos sólidos urbanos: análisis económico y políticas públicas. *Cuadernos económicos de ICE*, 71, 71-91.
- Ballou, R. H. (2004). *Logística: Administración de la cadena de suministro*. Pearson Educación.
- Cabeza, D. (2012). *Logística inversa en la gestión de la cadena de suministro*. Marge books.
- Calderón, L. Á. F., Ocampo, E. M. T., & Echeverri, M. G. (2012). Diseño de redes de logística inversa: Una revisión del estado del arte y aplicación práctica. *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, 22(2), 6.
- Castells, X. E. (2012). *Reciclaje de residuos industriales: residuos sólidos urbanos y fangos de depuradora*. Ediciones Díaz de Santos.
- CERDÁ, E., & KHALILOVA, A. (2016). Economía Circular. *Estrategia y Competitividad empresarial*.
- del Estado, J. (2013). Ley 22/2011, de 28 de julio, de residuos y suelos contaminados.
- García, M. (2007). Plantas o Estaciones de Transferencia.
- Gilmartín, M. A. (2008). Ambientes escolares. En J. A. Aragonés y M. Américo (Eds.), *Psicología ambiental* (pp. 221-237). Madrid: Pirámide.
- Hossein Gandomi, A., Yang, X.S., Talatahari, S. y Hossein Alavi, A. (2013) *Metaheuristic Applications in Structures and Infrastructures* (pp 1-18) Londres y Waltham: Elsevier
- Instituto de estudios de la fundación Cajamar (2009) *El sector de los residuos sólidos urbanos en España*. Obtenido de "<http://www.publicacionescajamar.es/series-tematicas/informes-coyuntura-monografias/el-sector-de-los-residuos-solidos-urbanos-en-espana/>" <http://www.publicacionescajamar.es/series-tematicas/informes-coyuntura-monografias/el-sector-de-los-residuos-solidos-urbanos-en-espana/>
- Marcos; Rivero Gestal (Daniel; Rabuñal, Juan Ramón; Dorado, Julián; Pazos, Alejandro), & Gestal, M. (2010). *Introducción a los algoritmos genéticos y la programación genética*. Universidade da Coruña.
- Melián, B., Pérez, J. A. M., & Vega, J. M. M. (2003). Metaheurísticas: Una visión global. *Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 7(19), 0.
- Molero, M., & Salvador, A. (2010). Resolución de problemas. Estrategias heurísticas.
- Ortega-Mier, M., Hipólito, J. D., & García-Sánchez, Á. (2008). Uso de algoritmos genéticos para resolver el modelo determinista y estocástico para el diseño de una red de recogida de residuos. *Dirección y organización*, (35), 15-22.
- Ortega Mier, M. A. (2008). *Utilización de métodos cuantitativos para el análisis de problemas de localización en logística inversa* (Doctoral dissertation, Industriales).
- Ramos, A. (1993). Investigación operativa y optimización. *Universidad Pontificia Comillas*.
- Real Academia Española. (2014). Diccionario de la lengua española (23ª ed). Consultado en <http://rae.es/rae.html>
- Riojas Cañari, A. C. (2005). Conceptos, algoritmo y aplicación al problema de las N-Reinas. *Universidad Nacional Mayor de San Carlos*.
- Rodríguez Ortiz, C. (2010). Algoritmos heurísticos y metaheurísticos para el problema de localización de regeneradores.
- Sánchez, Á. G. (2007). Técnicas Metaheurísticas. Obtenido de "<http://www.iol.etsii.upm.es/arch/metaheuristicas.pdf>" <http://www.iol.etsii.upm.es/arch/metaheuristicas.pdf>

- Serrano Elena, A. (2015). Análisis metaheurístico en la logística inversa de residuos.
- Suarez, O. (2013). Una aproximación a la heurística y metaheurísticas. *INGE@ UAN-Tendencias en la Ingeniería, I(2)*.
- Torres, E. A. (1999). Análisis y diseño de algoritmos genéticos paralelos distribuidos. *Málaga*.
- Valencia, P. E. (1997, August). Optimización mediante algoritmos genéticos. In *Anales del Instituto de Ingenieros de Chile* (Vol. 109, No. 2, pp. 83-92).
- Villar, A. (20 de enero de 2017). *Cuatro plantas que acogen toda la basura de la provincia*. El correo de Andalucía. Recuperado de "<http://elcorreoweb.es/>" <http://elcorreoweb.es/>