

E.T.S. de Ingeniería Industrial, Informática y de
Telecomunicación

Algoritmo evolutivo para la
optimización y generación de rutas
de recogida selectiva de basura.
Ahorro en costes y emisiones de CO₂.



Máster Universitario en Ingeniería Informática

Trabajo Fin de Máster

Autor: Iosu Rodríguez Alfaro

Directores: Mikel Galar Idoate, Jose Antonio Sanz Delgado

Pamplona, 30 de Junio de 2016



Resumen

La recogida selectiva de basura y residuos urbanos, presta un servicio muy importante para la sociedad. Cada día son muchas las rutas realizadas por los vehículos que se encargan de la recogida de basura. Sin embargo debido a los elevados consumos de los vehículos, las emisiones de gases contaminantes son factor negativo para la sociedad. En la actualidad la necesidad de que estas rutas de recogida sean lo menos contaminantes posibles supone un factor de éxito tanto para el ciudadano como para la empresa encargada de prestar el servicio.

En este TFM se propone el estudio de un algoritmo evolutivo para la optimización de rutas ya existentes, así como un algoritmo capaz de generar rutas nuevas a partir de un conjunto de contenedores. En todo momento el objetivo de estos algoritmos será el obtener rutas que reduzcan el coste de las rutas y el consumo de combustible así como las emisiones de CO₂, y por tanto supongan un ahorro económico.

Palabras clave

Algoritmos evolutivos, algoritmos genéticos, problema de ruteo de vehículos (VRP), recogida selectiva de basura, optimización, búsqueda local.

Índice

1. Introducción y objetivos	7
1.1. Introducción	7
1.2. Objetivos	8
2. Estado del arte	9
2.1. Recogida selectiva de residuos urbanos	9
2.2. Problema de Ruteo de Vehículos (VRP)	10
2.2.1. Introducción al VRP	11
2.2.2. Variantes del VRP	12
2.3. Algoritmos genéticos.....	14
2.3.1. Representación de los individuos y poblaciones	15
2.3.2. Función de evaluación o fitness	15
2.3.3. Mecanismos de selección de padres.....	15
2.3.4. Operadores de cruce para permutaciones	17
2.3.5. Operadores de mutación	18
2.3.6. Selección de supervivientes	19
2.4. Algoritmos genéticos híbridos o meméticos.....	19
2.5. Algoritmos de Búsqueda Local	20
2.5.1. Búsqueda local intercambio 2-optimal (2-OPT)	21
2.5.2. Búsqueda local 1-intercambio (1-INT).....	22
2.5.3. Búsqueda local intercambio clientes consecutivos (INT-consecutivos)	22
2.5.4. Búsqueda local inserción del vecino más cercano (1NN-inserción).....	23
2.5.5. Búsqueda local mixta	24
2.6. Algoritmos de dos fases: Asignar primero – rutear después.....	24
2.6.1. Algoritmo de Barrido.....	25
3. Extracción de información y preparación de los datos	27
3.1. Extracción y transformación de los datos	27
3.1.1. Consultas a base de datos PostgreSQL	28
3.1.2. Obtención de las distancias y tiempos reales entre contenedores	28
3.1.3. Preparación y limpieza de ficheros los csv con Microsoft Excel	30
3.1.4. Rutas de muestra	31
3.1.5. Flota de vehículos	31
4. Planteamiento del problema	33

4.1. Funciones de calidad de una ruta.....	34
4.1.1. Distancia de una ruta	34
4.1.2. Tiempo de una ruta	34
4.1.3. Coste en combustible (c.c.)	34
4.1.4. Coste en personal (c.p.)	35
4.1.5. Coste total (c. total)	35
4.1.6. Cálculo de emisiones de CO ₂	35
4.2. Restricciones del problema	36
4.2.1. Restricción del tiempo de la ruta	36
4.2.2. Restricción de la capacidad de los vehículos	36
4.3. Planteamiento del problema de optimización de rutas existentes	37
4.4. Planteamiento del problema de generación de rutas de una fracción.....	37
4.5. Planteamiento del problema con previsión del volumen de llenado	38
5. Soluciones propuestas	39
5.1. Algoritmo evolutivo para la optimización de rutas existentes.....	39
5.1.1. Función objetivo	40
5.1.2. Datos de entrada	40
5.1.3. Selección del vehículo	41
5.1.4. Población inicial	41
5.1.5. Diseño del algoritmo evolutivo	42
5.2. Algoritmo de dos fases para generación de rutas de una fracción	46
5.2.1. Selección del vehículo	47
5.2.2. Fase 1 – Asignar (Barrido)	47
5.2.3. Fase 2 – Rutear (optimización de rutas)	47
5.3. Algoritmo evolutivo para generación de rutas de una fracción.....	47
5.3.1. Función objetivo	48
5.3.2. Datos de entrada	48
5.3.3. Selección del vehículo	49
5.3.4. Representaciones del cromosoma	49
5.3.5. Población inicial	52
5.3.6. Diseño del algoritmo evolutivo	53
5.4. Algoritmo de predicción del llenado de un contenedor	56
6. Estudio experimental.....	59
6.1. Estudio del algoritmo de optimización de rutas existentes	62
6.1.1. Preparación del estudio	62

6.1.2. Análisis de los resultados y conclusiones	64
6.2. Estudio del algoritmo de generación de rutas de una fracción	71
6.2.1. Preparación del estudio	71
6.2.2. Análisis de los resultados y conclusiones	73
6.3. Incorporación del algoritmo de predicción del volumen de llenado	78
6.3.1. Preparación del estudio	78
6.3.2. Análisis de los resultados y conclusiones	79
7. Resumen, conclusiones y líneas futuras.....	81
7.1. Resumen sobre el algoritmo de optimización de rutas existentes	81
7.2. Resumen sobre el algoritmo de generación de rutas de una fracción	83
7.3. Resumen sobre el algoritmo de predicción del volumen de llenado.....	85
7.4. Conclusiones finales	86
7.5. Líneas futuras	87
Referencias y bibliografía	89
ANEXO 1 – Resultados del algoritmo de optimización de rutas existentes	90
ANEXO 2 – Resultados del algoritmo de generación de rutas de una fracción	140
ANEXO 3 – Resultados de la incorporación del algoritmo de predicción del volumen de llenado de los contenedores	166

Capítulo 1

Introducción y objetivos

Toda la información sobre las coordenadas de los contenedores, puntos de salida y centros de tratamiento así como sobre los registros del nivel de llenado y rutas, ha sido proporcionada por la empresa FCC S.A. (lugar donde realicé prácticas de estudiante) y por tanto es información real. En ningún momento se hará referencia a cualquier tipo de información de carácter personal o privada. Simplemente se ha intentado emplear información real y lo más cercana a la realidad para poder valorar de forma más adecuada los resultados obtenidos durante este Trabajo Fin de Máster. En cualquier caso se podría haber empleado información de otras fuentes, pero el objetivo que perseguía este trabajo hubiera quedado ambiguo. En su totalidad ha sido ideado y desarrollado por el alumno junto con los tutores del TFM.

1.1. Introducción

Actualmente la optimización se está convirtiendo en un área de mucho interés, debido a que está presente en muchos problemas tanto del ámbito científico como del ámbito empresarial. Estos problemas, debido a su naturaleza y complejidad, no pueden ser resueltos mediante técnicas de búsqueda exhaustiva, debido a que explorar todo el espacio de soluciones resulta imposible. Debido a esto, cada vez se aplican más métodos y algoritmos que buscan soluciones aproximadas lo suficientemente buenas como para resolver el problema.

Estos algoritmos tienen enfoques muy distintos. Por un lado están las búsquedas locales, que son mecanismos de explotación con los que alcanzar soluciones precisas es muy sencillo y rápido. Sin embargo presentan el problema de alcanzar óptimos locales y no llegar a la solución adecuada. Por el contrario existen mecanismos de exploración, como lo son los algoritmos evolutivos, algoritmos genéticos, etc. Estos algoritmos realizan una búsqueda más amplia, actuando sobre un espacio más amplio de las posibles soluciones. Esto permite no quedar atrapados en óptimos locales. Sin embargo el proceso necesario para alcanzar una solución es mucho más lento que en el caso de las búsquedas locales.

Como ya se ha dicho, muchos problemas del ámbito empresarial tienen que hacer frente a problemas de optimización. Los problemas de logística son uno de ellos. Para las empresas realizar una logística eficiente con la que realizar sus repartos o recogidas puede ser la clave para el éxito.

La recogida de residuos urbanos es un servicio al ciudadano muy importante. Este servicio consiste en recoger los residuos y basuras que se vierten en los contenedores. Existen diferentes contenedores en función del tipo de residuo o fracción. Las fracciones que podemos ver en las calles corresponden generalmente a papel y cartón, envases, resto, orgánico y vidrio. Dependiendo del tipo de contenedor y fracción, los vehículos empleados y las

capacidades de carga varían. La basura de los contenedores se vuelca en los depósitos de los vehículos y se compacta. Finalmente, la basura recogida se lleva a los centros de tratamiento o vertederos.

Actualmente se ha detectado que las rutas realizadas no siguen ningún criterio de optimización, y que probablemente podrían realizarse de forma más eficiente pudiendo ahorrar costes en combustibles, recortando distancias y tiempos, e incluso emitiendo menos gases contaminantes al medio ambiente.

Por tanto, en términos generales, se plantea en este Trabajo Fin de Máster aplicar algún tipo de algoritmo de optimización al servicio de la recogida selectiva de residuos urbanos y realizar un estudio de las ventajas que aportaría.

1.2. Objetivos

El objetivo principal es plantear y proponer un sistema “inteligente” para la generación y optimización de rutas de recogida selectiva de basura, que optimice y mejore las ya existentes. Debido a que actualmente las rutas no siguen ningún criterio de optimización, se cree que se pueden obtener mejoras considerables respecto a la actual forma de crear las rutas.

Para lograr este sistema, se plantean los siguientes objetivos:

- ✚ Estudiar el estado del arte sobre los algoritmos y tipos de problemas relacionados con el problema de ruteo de vehículos (VRP).
- ✚ Estudiar el estado del arte sobre algoritmos evolutivos, algoritmos meméticos, métodos de búsqueda local que puedan ser útiles para el desarrollo de este trabajo.
- ✚ Estudiar el funcionamiento de la recogida selectiva de basuras.
- ✚ Obtener, generar y preparar los datos necesarios para trabajar con rutas reales de recogida selectiva aplicando las tecnologías y herramientas necesarias.
- ✚ Obtener un algoritmo evolutivo que permita optimizar rutas de recogida ya existentes.
- ✚ Obtener un algoritmo evolutivo que permita generar rutas de recogida de una fracción.
- ✚ Realizar un estudio sobre el comportamiento de estos algoritmos en base a los distintos operadores aplicados en cada una de sus fases.
- ✚ Reducir los costes generados por las rutas aplicando estos algoritmos.
- ✚ Reducir las emisiones de CO₂ producidos por las rutas de recogida aplicando estos algoritmos.
- ✚ Buscar una aproximación para predecir el volumen de llenado de los contenedores.

Capítulo 2

Estado del arte

En este capítulo se presentan los diferentes aspectos teóricos necesarios para comprender correctamente el posterior desarrollo de este trabajo.

En las siguientes secciones se habla resumidamente sobre el funcionamiento de la recogida selectiva de residuos urbanos, sobre el problema del ruteo de vehículos (VRP) y sobre diferentes técnicas algorítmicas.

Se describen algoritmos genéticos y se presentan los métodos más comunes empleados en cada una de las fases de este tipo de algoritmos, haciendo especial hincapié en aquellos que posteriormente se aplicarán. De la misma forma se presentan otras técnicas algorítmicas empleadas posteriormente para la resolución del problema VRP.

2.1. Recogida selectiva de residuos urbanos

La recogida selectiva define el proceso de separación de los residuos sólidos urbanos, y su depósito en los diferentes contenedores para que sean recogidos y posteriormente reciclados.

Para la recogida selectiva es muy importante la colaboración ciudadana. Es necesario que las personas separen los diferentes residuos y los depositen en los correspondientes contenedores. Cada vez es más frecuente la realización de campañas de educación ambiental para sensibilizar a la población.

Dentro de la recogida selectiva, podemos diferenciar diferentes fracciones o tipos de residuos. Se denomina fracción a cada uno de los grupos de residuos existentes, para los cuales hay contenedores diferenciados. Cada una de las fracciones tiene su propio contenedor, generalmente diferenciado por algún color o por la forma. A continuación se describe brevemente cada una de las fracciones:

Papel y cartón

Comprende periódicos, revistas, cartones, papeles escritos, etc. El papel de cocina es preferible que se separe con la materia orgánica. Tiene una densidad de unos 65kg/m³.

Envases

Consta de envases de plástico, de cartón (leche, zumos...), de aluminio, bolsas de plástico... Tiene una densidad de unos 40kg/m³.

Vidrio

Esta fracción tiene aproximadamente una densidad de entre 180-300 kg/m³, dependiendo del estado del vidrio (botellas enteras, rotas...).

Resto con orgánico

A esta fracción van residuos que no sean de ninguna de las tres fracciones anteriores. Es la fracción más pesada con una densidad de uno 500 kg/m³.

Biorresiduo

Esta fracción es la más reciente y consta de la parte únicamente de materia orgánica de la fracción resto con orgánico. Se considera materia orgánica a los restos de comida, papel de cocina, restos de jardinería...

El funcionamiento de la recogida selectiva de residuos urbanos, es muy sencillo. Existen tres turnos de trabajo (mañana, tarde y noche). Se planifican rutas de recogida, de cada fracción, para los diferentes turnos y con una frecuencia determinada. Esta frecuencia puede ser por ejemplo todos los días, o los lunes y viernes, o las semanas impares...

De media se realizan unas 30 rutas al día entre todas las fracciones que se dividen entre los tres turnos. Estas rutas pueden ser de recogida en zonas de polígonos, en la propia ciudad, en las afueras...

A la hora de establecer el orden de recogida de los contenedores, el criterio que predomina es la experiencia y la sectorización de la ciudad en barrios, zonas, sectores, polígonos...

No existe actualmente ningún método que genere estas rutas en base a un criterio a optimizar. De ahí surge la idea de este trabajo.



Figura 2.1. Ejemplo de contenedores de todas las fracciones

2.2. Problema de Ruteo de Vehículos (VRP)

El Problema de Ruteo de Vehículos consiste en, dado un conjunto de clientes y depósitos dispersos geográficamente y una flota de vehículos, determinar un conjunto de rutas de coste mínimo que comiencen y terminen en los depósitos para visitar a los clientes una única vez.

2.2.1. Introducción al VRP

En el mundo empresarial, obtener una buena planificación de rutas que nos permitan ahorrar costes es un reto. Conseguir una buena logística empresarial permite una organización interna más eficiente y unos ahorros en transporte, tiempo, combustible, costes... considerables.

También es un reto debido a la dificultad para resolverlo. A medida que aumenta el tamaño del problema es más difícil encontrar métodos que proporcionen soluciones "buenas". Este problema se considera un problema NP.

Es muy importante conocer correctamente el caso práctico en el que vamos a aplicarlo, puesto que de ello depende la correcta selección del método para solucionarlo. En muchas ocasiones obtener una solución aproximada es suficiente, puesto que encontrar una solución exacta puede llegar a ser imposible.

Los principales componentes del problema son los siguientes [1]:

Los clientes

Cada cliente tiene una demanda que deberá ser satisfecha por algún vehículo. En la mayoría de los casos, la demanda ocupa un volumen en los vehículos.

Como veremos más adelante, los clientes imponen restricciones tales como el horario en el que pueden ser atendidos, lo que origina ventanas de tiempo asociadas a cada cliente.

El almacén o depósito

Tanto los vehículos como los bienes a distribuir suelen estar ubicados en almacenes o depósitos.

Normalmente las rutas de reparto comienzan y terminan en el almacén. Pueden existir casos con múltiples almacenes, cada uno de ellos con una flota de vehículos asignada.

Al igual que los clientes, los depósitos también pueden tener ventanas de tiempo asociadas, ya que en algunos casos se debe considerar el tiempo necesario para cargar o preparar el vehículo antes de comenzar su ruta, o simplemente se quiere evitar una congestión de vehículos en el almacén.

Otras variantes consisten en recoger pedidos de diferentes clientes y llevarlos a un depósito y finalmente regresar al almacén del vehículo.

Los vehículos

La capacidad de un vehículo puede estar expresada en peso, volumen, número de clientes, entre otras. En algunos casos se desea que la cantidad de trabajo realizado por los vehículos no sea muy dispar.

En general se asume que cada vehículo recorre una sola ruta en el periodo de planificación, pero últimamente se han estudiado modelos en los que un mismo vehículo puede recorrer más de una ruta.

Se habla de flotas de vehículos homogéneas o heterogéneas, en función de si tienen las mismas características o no.

En este trabajo se va a tratar el problema del VRP en el ámbito de la recogida de basura, donde los clientes son los contenedores, los vehículos son los camiones de basura, el almacén el lugar de donde parten los vehículos y los depósitos son los centros de tratamiento o puntos finales.

Existen una gran variedad de métodos para resolver el VRP. Se pueden diferenciar dos grandes clases de métodos:

Métodos exactos

Entre estos métodos destacan los algoritmos de ramificación y acotamiento:

- ✚ Branch and Bound
- ✚ Branch and Cut
- ✚ Branch and Price
- ✚ Etc.

Métodos aproximados

Estos métodos corresponden con métodos heurísticos y metaheurísticos:

- ✚ Algoritmos hormigas
- ✚ Algoritmos evolutivos
- ✚ Algoritmos de búsqueda local
- ✚ Algoritmos meméticos o híbridos
- ✚ Algoritmos de dos fases
- ✚ Etc.

2.2.2. Variantes del VRP

La idea del VRP es muy útil para entender cómo funciona el problema, pero en la práctica, los casos reales del VRP tienen una serie de restricciones y características especiales.

Las diferentes restricciones que se planteen en el problema del VRP sobre las rutas y las características de los vehículos, clientes y depósitos, dan lugar a distintas variantes del problema. Algunas de estas variantes se explican a continuación [2]:

Capacited VRP (CVRP)

La flota de vehículos tiene una capacidad de carga limitada. Esta flota de vehículos puede ser homogénea (todos tienen la misma capacidad) o heterogénea (los vehículos tienen distintas características). También podemos considerar que tengamos una flota de vehículos limitada o infinita.

Esta variante es la que se tratará en este trabajo, considerando una flota de vehículos heterogénea.

VRP with Time Windows (VRPTW)

Esta variante introduce ventanas de tiempo para realizar las entregas. Es decir, tenemos un plazo de tiempo para atender a cada cliente.

De esta variante se derivan otras dos:

✚ VRPTW con ventanas de tiempo duras (VRPHTW)

No es posible realizar la entrega al cliente fuera de los periodos establecidos.

✚ VRPTW con ventana de tiempo suaves (VRPSTW)

Se permite la entrega fuera de estos periodos pero con una penalización.

Multiple Depot VRP (MDVRP)

Los vehículos parten de diferentes depósitos o almacenes. Se requiere que se asigne cada cliente a un almacén, así como conocer el número de vehículos establecidos en cada almacén. Un vehículo parte de un almacén, atiende a los clientes y regresa al punto de partida.

Periodic VRP (PVRP)

Contempla que la planificación del enrutamiento de los vehículos se realice para m periodos.

Split Delivery VRP (SDVRP)

Se permite que un cliente pueda ser atendido por varios vehículos. Este problema toma importancia cuando las demandas de algunos clientes son mayores que la capacidad de los vehículos.

Stochastic VRP (SVRP)

Algunas de las variables son aleatorias y varían en el tiempo. De aquí surgen otras variantes:

VRP with Stochastic Demands (VRPSD)

Solo son conocidas las demandas de los clientes con una distribución de probabilidad.

VRP with Stochastic Customers (VRPSC)

La variable aleatoria son los clientes en este caso.

VRP with Stochastic Times (VRPST)

Los tiempos de viaje y de servicio son variables estocásticas.

VRP with Backhauls (VRPB)

El conjunto de clientes es dividido en dos subconjuntos. Para el primer subconjunto se realizan entregas del producto, mientras que para el segundo subconjunto se realiza algún tipo de recolección.

VRP with Pick-Up and Delivering (VRPPD)

Además de entregas a los clientes, se realizan recogidas de algún tipo de producto.

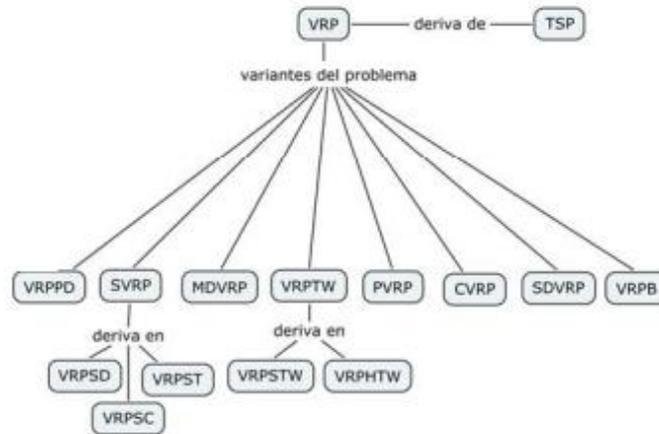


Figura 2.2. Variantes del problema de ruteo de vehículos VRP

2.3. Algoritmos genéticos

[3] Los algoritmos genéticos son una técnica de la computación evolutiva, la cual es una rama de la inteligencia artificial. Son algoritmos adaptativos de optimización, búsqueda y aprendizaje inspirados en los procesos de Evolución Natural y Evolución Genética. Esta técnica está basada en la evolución de los seres vivos.

A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin (1859). Por imitación de este proceso, los Algoritmos Genéticos son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas.

La estructura general de un algoritmo genético simple se detalla continuación:

Algoritmo X. Pseudocódigo de un Algoritmo Genético

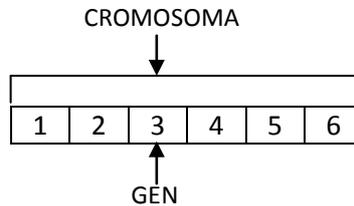
1. $P \leftarrow \text{GenerarPoblaciónInicial}();$
 2. $\text{Evaluar}(P);$
 3. **Mientras** $\neg \text{CondiciónParada}()$ **hacer**
 4. $P' \leftarrow \text{SeleccionarPadres}(P);$
 5. $P' \leftarrow \text{AplicarOperadorDeCruce}(P');$
 6. $P' \leftarrow \text{AplicarOperadorDeMutación}(P');$
 7. $\text{Evaluar}(P');$
 8. $P \leftarrow \text{SeleccionarNuevaPoblación}(P');$
 9. **Fin mientras**
 10. **Devolver** la mejor solución encontrada
-

Figura 2.3. Esquema de un algoritmo genético

En las siguientes secciones se describen los componentes más importantes de un algoritmo genético.

2.3.1. Representación de los individuos y poblaciones

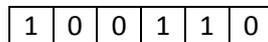
Los individuos se representan como un conjunto de parámetros denominados genes, los cuales agrupados forman una ristra de valores denominada comúnmente como cromosoma.



Hay varias formas de representar los cromosomas. Algunas de ellas son:

✚ Representación binaria

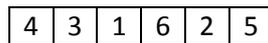
La representación de un individuo se puede hacer mediante una codificación discreta.



✚ Representación mediante permutaciones

Son muy útiles en problemas donde existe un orden que juega un papel relevante.

Cada gen representa la posición en una sucesión.



La población representa todas las soluciones (cromosomas) que existen en un momento dado. Está formada por un conjunto de cromosomas o soluciones posibles.

La diversidad de una población se refiere a lo diferentes que son las soluciones de la población.

En los algoritmos genéticos, la población actual es la que determina el espacio de soluciones que se está explorando, por lo que es muy importante saber cómo queremos que se forme.

2.3.2. Función de evaluación o fitness

Es la función que mide lo buenos que son los individuos que hay en la población. En definitiva es la función que queremos optimizar.

Es muy importante comprender el problema y entender los objetivos que queremos lograr para la correcta formulación de la función de evaluación.

2.3.3. Mecanismos de selección de padres

Este mecanismo, que debe también fijarse de antemano, escoge entre la población los mejor adaptados para generar la siguiente población. Un individuo es un padre o progenitor si ha sido seleccionado para generar una nueva población. En general, los individuos de mejor

calidad tienen más posibilidades de ser escogidos como padres. Sin embargo, los individuos de baja calidad tienen una probabilidad positiva aunque pequeña de ser elegidos, para evitar caer en óptimos locales.

A continuación se describen algunos de los mecanismos de selección:

✚ Método de la ruleta

La probabilidad de que un individuo sea seleccionado es proporcional a su fitness:



$$P(S_i) = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^n f_j},$$

donde f_i es el fitness del individuo seleccionado S_i y n el número total de individuos seleccionados.

Figura 2.4. Ejemplo de ruleta

Con este método hay peligro de convergencia prematura porque los individuos mejores dominan la población muy rápidamente.

✚ Método basado en orden

Los individuos se ordenan por su valor del fitness de peor a mejor. El peor individuo ocupa la posición 1 y el mejor la última posición N . Evita la aparición de superindividuos que aceleren la convergencia.

La probabilidad de que el individuo sea seleccionado es:

$$P(ind) = \frac{\text{rango}(f_{ind})}{N * \frac{N+1}{2}},$$

✚ Método del torneo

Se seleccionan k individuos aleatoriamente y se escoge el mejor. El tamaño habitual del torneo es 2.

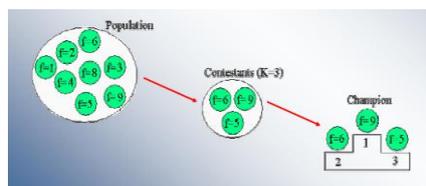


Figura 2.5. Ejemplo de selección por torneo

✚ Método del torneo probabilista

Al igual que en el método del torneo, se seleccionan k individuos aleatoriamente. La diferencia es que no siempre se escoge el mejor. Se establece una probabilidad p , generalmente alta (por encima de 0.7). Se genera una probabilidad aleatoria y si esta es inferior a p se selecciona el mejor y si es superior se selecciona el peor individuo del torneo.

2.3.4. Operadores de cruce para permutaciones

En este caso los operadores de cruce en los que se centra esta sección, son aquellos más útiles para este trabajo. Por ello únicamente se describen operadores de cruce para permutaciones.

En términos generales, los operadores de cruce toman dos individuos, los combinan y devuelven uno o dos descendientes. Es el principal operador de búsqueda de las soluciones.

Algunos de los operadores de cruce más frecuentes son:

Operado de cruce basado en el orden (OX)

Se obtiene el descendiente escogiendo un trozo de un padre y preservando el orden relativo de los elementos del otro padre.

Por ejemplo, considerando los dos padres anteriores:

(1 2 3 4 5 6 7 8) y (2 4 6 8 7 5 3 1),

y suponiendo que se escoge un primer punto de corte entre el segundo y el tercer elemento y un segundo punto entre el quinto y el sexto elemento, se tiene

(1 2 | 3 4 5 | 6 7 8) y (2 4 | 6 8 7 | 5 3 1).

Los descendientes se crean de la siguiente manera. En primer lugar, los trozos comprendidos entre los puntos de corte se copian en los descendientes, obteniéndose

(_ _ | 3 4 5 | _ _ _) y (_ _ | 6 8 7 | _ _ _).

A continuación, comenzando por el segundo punto de corte de uno de los padres, el resto de los elementos se copian en el orden en el que aparecen en el otro padre, omitiéndose los elementos ya presentes. Cuando se llega al final del cromosoma del padre, se continúa en su primera posición. En nuestro ejemplo, esto da origen a los siguientes hijos:

(8 7 | 3 4 5 | 1 2 6) y (4 5 | 6 8 7 | 1 2 3).

Operador de cruce basado en la combinación de aristas (ERX)

Utiliza una “conexión de arcos o aristas”, la cual proporciona para cada elemento los arcos de los padres que comienzan o finalizan en ella.

Por ejemplo, si consideramos los padres:

(1 2 3 4 5 6) y (2 4 3 1 5 6),

la “conexión de arcos” correspondiente puede consultarse en la tabla siguiente

Elemento	Elementos conectados
1	2,6,3,5
2	1,3,4,6
3	2,4,1
4	3,5,2
5	4,6,1
6	1,5,2

El operador ER funciona de acorde con el siguiente algoritmo:

- 1) Escoger el elemento inicial de una de los dos padres. Esta selección puede realizarse al azar o de acorde con el criterio expuesto en el paso 4. El elemento seleccionado se denominaría “elemento de referencia”.

- 2) Quitar todas las ocurrencias del “elemento de referencia” de la parte derecha de la tabla de “conexión de arcos” correspondiente.
- 3) Si el “elemento de referencia” tiene entradas en la lista de arcos se irá al paso 4, en caso contrario al paso 5.
- 4) Determinar el elemento que perteneciendo a la lista de elementos conectados con el “elemento de referencia” tenga el menor número de entradas en su lista de arcos. Dicho elemento se convierte en el nuevo “elemento de referencia”. Los empates se solucionan al azar. Ir al paso 2.
- 5) Si no quedan elemento, parar el algoritmo. En otro caso, escoger al azar un elemento no escogido e ir al paso 2.

Para el ejemplo anterior obtenemos:

- El primer descendiente se inicializa con una de los dos elementos iniciales de sus padres. Los elementos iniciales 1 y 2 tienen 4 arcos; escogemos al azar el elemento 2.
- La lista de elementos para el elemento 2 indica que los candidatos para convertirse en el siguiente “elemento de referencia” son los elementos 1, 3, 4 y 6. Los elementos 3, 4 y 6 tienen todos 2 arcos: los tres iniciales menos la conexión con el elemento 2. El elemento 1 tiene tres arcos y por tanto no se tiene en cuenta. Supongamos que se escoge al azar el elemento 3.
- El elemento 3 está conectada con el 1 y 4. Se escoge el elementos 4 ya que es la que menos arcos tiene.
- El elemento 4 tan sólo tiene un arco, al 5, el cual se escoge a continuación como nuevo “elemento de referencia”.
- El elemento 5 tiene arcos a los elementos 1 y 6, los cuales tienen ambos tan sólo 1 arco. Escogemos al azar el 1.
- El elemento 1 debe ir al 6.

El hijo resultante es (2 3 4 5 1 6), el cual ha sido creado totalmente utilizando arcos tomados de los dos cromosomas padres.

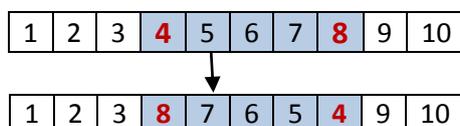
2.3.5. Operadores de mutación

El operador de mutación se aplica a cada hijo de manera individual, y consiste en la alteración aleatoria de los genes (explotación). Introduce diversidad. Hay algoritmos en los que no se usan en absoluto y otros en los que son la única fuente de cambio utilizada para alcanzar la solución.

Algunos de los operadores de mutación son:

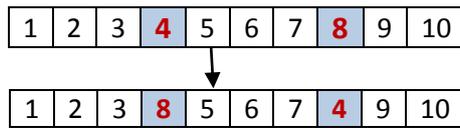
✚ Mutación por inversión

Se seleccionan dos genes aleatorios, y la secuencia comprendida entre ambos se invierte.



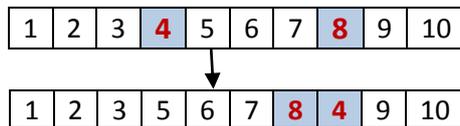
✚ Mutación por intercambio

Se intercambia la posición de dos genes aleatorios.



✚ Mutación por inserción

Se inserta un gen aleatorio en otra posición aleatoria.



✚ Mutación combinada

Este tipo de mutación es una combinación de las anteriores. Se establece una probabilidad a cada una de las mutaciones anteriores. Se genera un valor aleatorio y en función de este valor se aplica una mutación u otra. Normalmente se suele dar la misma probabilidad a cada una de las mutaciones.

Por ejemplo de 0-33% mutación inversión, de 33-66% mutación intercambio y de 66-100% mutación inserción.

2.3.6. Selección de supervivientes

Consiste en escoger a los individuos que formaran parte de la siguiente población. Algunos métodos de escoger son:

- ✚ Escoger únicamente los hijos generados tras el cruce y mutación (manteniendo o sin mantener el mejor encontrado hasta ahora).
- ✚ Escoger entre los mejores individuos de la unión de la población anterior y la nueva.
- ✚ Eliminar los peores individuos de la generación anterior y reemplazarlos por los mejores de la nueva generación.
- ✚ Reemplazar padre por hijo, si este lo mejora.
- ✚ Etc...

2.4. Algoritmos genéticos híbridos o meméticos

Los algoritmos genéticos híbridos o meméticos son algoritmos de búsqueda global en los que se utiliza algún conocimiento del problema en uno o más operadores. El objetivo es mejorar el comportamiento del algoritmo original. No sólo consideran la búsqueda local, sino también el reinicio, la estructuración y la búsqueda intensa.

Se diferencian de los algoritmos genéticos simples en que además de operadores de cruce y mutación empleados para la exploración del espacio de soluciones, se emplean tras éstos, operadores de búsqueda local a cada individuo (fase de explotación).

En definitiva incorporan métodos heurísticos y exactos a los algoritmos genéticos.

Los métodos de selección y operadores de cruce y mutación que se emplean corresponden con los mismos que en los algoritmos genéticos simples.

La estructura general de un algoritmo genético híbrido o memético se detalla continuación:

Algoritmo X. Pseudocódigo de un Algoritmo genético híbrido o memético

1. $P \leftarrow \text{GenerarPoblaciónInicial}();$
 2. $\text{Evaluar}(P);$
 3. **Mientras** $\neg \text{CondiciónParada}()$ **hacer**
 4. $P' \leftarrow \text{SeleccionarPadres}(P);$
 5. $P' \leftarrow \text{AplicarOperadorDeCruce}(P');$
 6. $P' \leftarrow \text{AplicarOperadorDeMutación}(P');$
 7. $P' \leftarrow \text{AplicarBúsquedaLocal}(P');$ //aplicar búsqueda local a cada individuo
 8. $\text{Evaluar}(P');$
 9. $P \leftarrow \text{SeleccionarNuevaPoblación}(P');$
 10. **Fin mientras**
 11. **Devolver** *la mejor solución encontrada*
-

Figura 2.6. Esquema de un algoritmo genético híbrido o memético

La fase de búsqueda local se puede aplicar hasta encontrar un óptimo local o hasta lograr una mejora determinada. Se realiza una exploración local guiada de cada individuo.

Algunos de los métodos de búsqueda local empleados se describen en las siguientes secciones.

2.5. Algoritmos de Búsqueda Local

Los algoritmos de búsqueda local consisten en realizar modificaciones locales, dada una solución inicial. En definitiva, se busca en la vecindad de la solución inicial una solución mejor. En caso de encontrarla, se reemplaza por ésta y se continúa con el proceso hasta cumplir con un criterio de parada. Este criterio puede ser el alcanzar un óptimo local o realizar un número determinado de iteraciones establecidas.

La vecindad de una solución, son todas las posibles soluciones que podemos alcanzar aplicando un método de búsqueda local sobre la propia solución. Hay varios criterios a la hora de seleccionar el un vecino que mejore la solución inicial. Por ejemplo:

- Seleccionar el mejor vecino de todos.
- Seleccionar el primer vecino que mejora la solución.

La búsqueda local tiene la ventaja de que se encuentran mejores soluciones rápidamente. Sin embargo es muy común alcanzar mínimos locales. También la solución final depende por completo de la solución de partida.

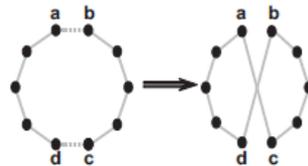
En las siguientes secciones se describen varios algoritmos de búsqueda local empleados durante el desarrollo del trabajo.

2.5.1. Búsqueda local intercambio 2-optimal (2-OPT)

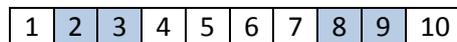
Un intercambio 2-optimal [4] consiste en realizar lo siguiente:

Se seleccionan aleatoriamente dos ejes no adyacentes - (a,b) y (c,d)- de una misma ruta.

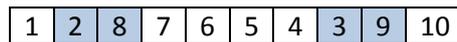
Se eliminan, rompiendo por tanto la ruta en dos partes, y se reconecta estas dos partes de la siguiente forma: (a, c) y (b, d), quedando la aristas comprendidas entre b y c invertidas:



Por tanto, para una ruta dada:



siendo (2,3) y (8,9) dos ejes no adyacentes seleccionados aleatoriamente, la nueva ruta obtenida tras aplicar el método 2-Opt a los dos ejes será:



Este método de búsqueda local, busca mejores soluciones modificando el orden de visita de los clientes dentro de una misma ruta.

La estructura del algoritmo en pseudocódigo se detalla a continuación

Algoritmo X. Pseudocódigo del Algoritmo de Búsqueda Local 2-opt

1. *Entrada: ind //ind es el individuo a mejorar*
 2. *Establecer tamaño de vecindario V;*
 3. *Iniciar vecindario a vacío; //vecindario contendrá los V primeros vecinos mejores de ind encontrados*
 4. *Establecer el número de iteraciones N;*
 5. **Para** iter=1 **hasta** N **hacer**
 6. *i=1; j=i+2; mejoresVecinos=0;*
 7. **Mientras** (*mejoresVecinos < V y i ≤ (longitud(ind)-2)*) **hacer**
 8. **Mientras** (*mejoresVecinos < V y j ≤ longitud(ind)*) **hacer**
 9. *t=2_OPT (ind,i,j); //realizar un intercambio 2-optimal*
 10. **Si** (*t mejor que ind*) **entonces**
 11. *Añadir t a vecindario;*
 12. *mejoresVecinos=mejoresVecinos+1;*
 13. **Fin Si**
 14. *j=j+1;*
 15. **Fin Mientras**
 16. *i=i+1; j=i+2;*
 17. **Fin Mientras**
 18. *Hacer ind el mejor vecino del vecindario de la iteración actual;*
 19. **Fin Para**
 20. **Devolver** *el mejor vecino de vecindario*
-

Figura 2.7. Esquema del algoritmo de búsqueda local 2-opt

2.5.2. Búsqueda local 1-intercambio (1-INT)

Este método consiste en intercambiar clientes de una ruta con clientes de otra. En cada movimiento únicamente se intercambia un cliente de una ruta por otro de otra diferente.

El algoritmo consiste en lo siguiente

- Se prueban todas las combinaciones posibles de 1-intercambio de cada cliente de una ruta con todos los clientes del resto de rutas.
- Cuando se encuentra un vecino mejor se guarda en el vecindario.
- Esto se repite durante un número determinado de iteraciones o hasta que el individuo no mejore (se obtiene un mínimos local), quedándonos al final de cada iteración con el mejor vecino del individuo tratado.
- Tras realizar todas las iteraciones, se devuelve el mejor encontrado.

Tiene la desventaja de tener un elevado coste computacional.

A continuación se muestra el algoritmo en pseudocódigo:

Algoritmo X. Pseudocódigo del Algoritmo de Búsqueda Local 1-INT

```
1. Entrada: ind //ind es el individuo a mejorar
2. Establecer el número de iteraciones N;
3. Hacer M la longitud de ind
4. Para iter=1 hasta N hacer
5.     i=1; j=i+1;
6.     Mientras (i<=M-1) hacer
7.         Mientras (j<=M) hacer
8.             t=INTERCAMBIO (ind,i,j); //intercambia posiciones i,j
9.             Si (t mejor que ind) entonces
10.                Ind=t;
11.            Fin Si
12.            j=j+1;
13.        Fin Mientras
14.        i=i+1; j=i+1;
15.    Fin Mientras
16. Fin Para
17. Devolver ind
```

Figura 2.8. Esquema del algoritmo de búsqueda local 1-INT

2.5.3. Búsqueda local intercambio clientes consecutivos (INT-consecutivos)

Este método consiste en intercambiar los clientes dos a dos. Es decir, se intercambia el cliente de la posición i con el cliente de la posición $i+1$. Así hasta recorrer la ruta completa. Cada vez que se encuentra un individuo mejor, lo hacemos el actual. Esto se repite durante una serie de iteraciones, o hasta que el individuo no mejore (se obtiene un mínimo local).

Un movimiento de intercambio sería el siguiente:

Dada la ruta siguiente

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

, un movimiento de intercambio de la posición 3 daría la siguiente solución:

1	2	4	3	5	6	7	8	9	10
---	---	---	---	---	---	---	---	---	----

La estructura del algoritmo en pseudocódigo se detalla a continuación:

Algoritmo X. Pseudocódigo del Algoritmo de Búsqueda Local INT-consecutivos

1. *Entrada: ind // ind es el individuo a mejorar*
 2. *Establecer el número de iteraciones N;*
 3. **Para** iter=1 **hasta** N **hacer**
 4. **Para** i=1 **hasta** longitud(ind)-2 **hacer**
 5. *t=intercambio (ind,i,i+1);*
 6. **Si** (t mejor que ind) **entonces**
 7. *Ind=t;*
 8. **Fin Si**
 9. **Fin Para**
 10. **Fin Para**
 11. **Devolver** ind;
-

Figura 2.9. Esquema del algoritmo de búsqueda local INT-consecutivos

Este método tiene un coste computacional muy reducido, y es adecuado para aplicarlo a la población inicial y obtener mejores individuos iniciales. Una buena práctica es aplicar en primer lugar este método de búsqueda local, y al resultado obtenido aplicarle otros métodos de búsqueda local.

Permite recolocar y arrastrar clientes hasta su posición óptima, debido a que en cada intercambio que se mejora, nos quedamos con el nuevo individuo, pero se sigue recorriendo la ruta continuando en la posición que estábamos. Esto puede hacer que un elemento que tenga que estar al final de la ruta y este al principio, se vaya recolocando a lo largo de una iteración hasta llegar al final.

2.5.4. Búsqueda local inserción del vecino más cercano (1NN-inserción)

Este algoritmo consta de dos fases.

- En primer lugar se obtiene para cada contenedor de una ruta, el vecino más cercano del resto de rutas. El vecino más cercano V de un cliente C es aquel donde la distancia de C-V es menor. Es importante resaltar esto, puesto que la matriz de distancias puede ser asimétrica, por lo que no es lo mismo ir de C a V que de V a C.
- A continuación se inserta el individuo C antes de V.
- Si mejora nos quedamos el nuevo individuo.
- Todo esto se repite un número determinado de iteraciones o hasta que alcancemos un mínimo local, y se aplica a cada una de las rutas.

Este método tiene la ventaja de tener poco coste computacional y además obtiene una mejora considerable de los individuos. También permite recolocar contenedores de una ruta en otras rutas.

La estructura del algoritmo en pseudocódigo se detalla a continuación:

Algoritmo X. Pseudocódigo del Algoritmo de Búsqueda Local 1NN-inserción

1. *Entrada: ind // ind es el individuo a mejorar*
 2. **Para** iter=1 **hasta** N **hacer**
 3. **Para** cada subruta Ri
 4. **Obtener el vecino más cercano de los clientes de Ri con el resto de rutas**
 5. **Para** cada cliente de Ri CRi
 6. *t=inserción (ind, CRi, vecino(CRi));*
 7. **Si** (*t mejor que ind*) **entonces**
 8. *Ind=t;*
 9. **Fin Si**
 10. **Fin Para**
 11. **Fin Para**
 12. **Fin Para**
 13. **Devolver** *ind;*
-

Figura 2.10. Esquema del algoritmo de búsqueda local 1NN-inserción

2.5.5. Búsqueda local mixta

Este método de búsqueda local combina varios de los métodos explicados anteriormente.

Consiste en aplicar a un individuo en primer lugar la búsqueda local INT-consecutivos (5 iteraciones), para reordenar rápidamente contenedores consecutivos. A continuación se aplica a cada una de las rutas del individuo la búsqueda local 2-OPT, estableciendo por parámetro el número de iteraciones (generalmente pocas para reducir el tiempo de ejecución). Finalmente se aplica la búsqueda local 1NN-inserción entre cada ruta del individuo al resto, durante 100 iteraciones o hasta alcanzar un mínimo local.

2.6. Algoritmos de dos fases: Asignar primero – Rutear después

Los métodos asignar primero y rutear después (clúster first - route second) están compuestos por dos fases [1]. Primero se busca generar grupos de contenedores, también llamados clústeres, que estarán en una misma ruta en la solución final. Luego, para cada clúster se crea una ruta que visite a todos sus clientes. Las restricciones de capacidad son consideradas en la primera etapa, asegurando que la demanda total de cada clúster no supere la capacidad del vehículo. Por tanto construir las rutas para cada clúster es un problema VRP, que habrá que resolver.

2.6.1. Algoritmo de Barrido

Los clústeres se forman girando una semirrecta con origen en el depósito e incorporando los clientes “barridos” por dicha semirrecta hasta que se viole la restricción de capacidad de los vehículos. Cada clúster es ruteado resolviendo un VRP.

Este algoritmo puede aplicarse en problemas planos, es decir, en los que cada nodo se corresponde con un punto en el plano y las distancias entre ellos se definen como la distancia euclídea. Se supone que cada cliente i está dado por sus coordenadas polares (ρ_i, θ_i) en un sistema que tiene al depósito como origen.

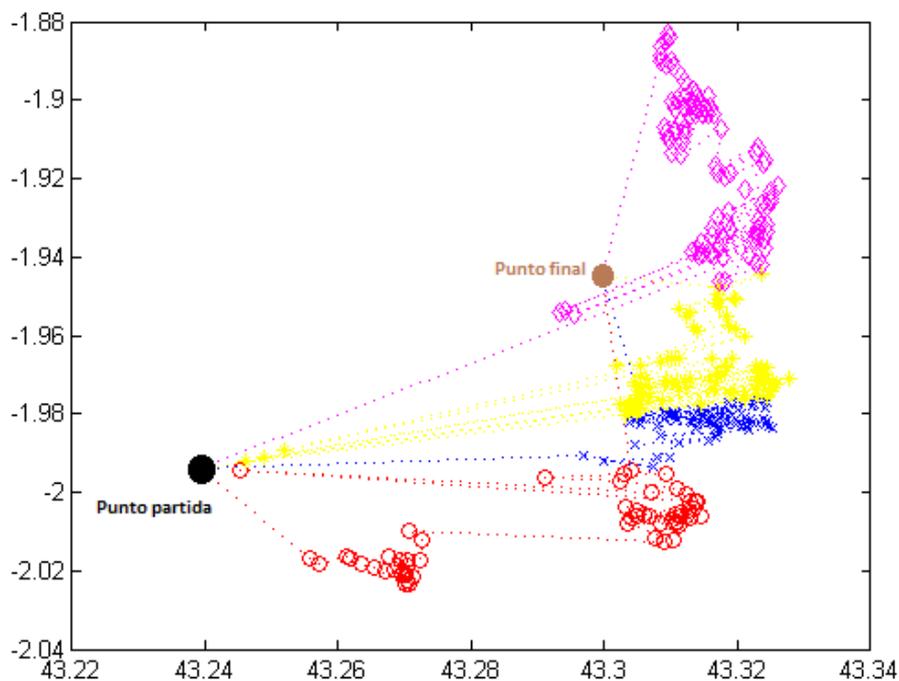


Figura 2.11. Ejemplo de clústeres obtenidos con algoritmo de barrido

Una pequeña variante que se puede incorporar consiste en que cuando un cliente no puede incorporarse al vehículo ya que viola la restricción de capacidad, se prueba con los k siguientes.

Esto posibilita llenar el vehículo lo máximo posible, pero puede darse el caso de incorporar clientes que por sus coordenadas sea más lógico que pertenezca a otro clúster.

El pseudocódigo del algoritmo de barrido se muestra a continuación:

Algoritmo X. Pseudocódigo del Algoritmo de barrido

1. //PASO 1: INICIALIZACIÓN
 2. *Obtener las coordenadas polares de cada cliente respecto al depósito*
 3. *Ordenar los clientes según su ángulo Θ .*
 4. *En caso de haber varios clientes con el mismo ángulo Θ , ordenarlos por su distancia p de menor a mayor.*

 5. //PASO 2: SELECCIÓN
 6. **Mientras** *queden clientes por incorporar* **hacer**
 7. *Seleccionar el próximo cliente w_i*
 8. **Si** *cliente w_i puede agregarse a clúster C_k sin violar restricción de capacidad* **entonces**
 9. $C_k := C_k \cup \{w_i\}$
 10. **Si no**
 11. $k := k + 1$;
 12. *Crear nuevo clúster $C_k := \{w_i\}$*
 13. **Fin si**
 14. **Fin Mientras**

 15. //PASO 3: optimización
 16. **Para cada clúster C_k**
 17. *Resolver un VRP con sus clientes*
 18. **Fin Para**
-

Figura 2.12. Esquema del algoritmo de barrido

Capítulo 3

Extracción de información y preparación de los datos

Cuando trabajamos con un conjunto de datos muy grande, es importante centrarse en aquellos que son necesarios. Para obtener estos datos se pueden emplear diferentes técnicas y tecnologías. En este capítulo se presentan los procesos que han sido necesarios para obtener los datos con los que se ha trabajado.

3.1. Extracción y transformación de los datos

Para poder poner en marcha los algoritmos son necesarios una serie de datos acerca de las rutas, vehículos, contenedores... La mayor parte de estos datos está contenida en una base de datos PostgreSQL. Debido a que esta base de datos está comenzando y está incompleta, se requiere de una serie de consultas para saber sobre que rutas y fracciones hay más información con la cual poder trabajar.

En términos generales, será necesario obtener datos sobre los contenedores que componen cada ruta, una media estimada del nivel de llenado de cada contenedor, las coordenadas, distancias y tiempos reales de los contenedores, el punto de salida, el centro de tratamiento de cada fracción y un histórico de lo que se ha recogido cada vez de los contenedores de las rutas junto al turno y día.

En este capítulo se explica más en detalle el proceso de extracción y preparación de los datos que ha sido necesario llevar a cabo. A continuación se muestra un esquema resumen:



Figura 3.1. Esquema resumen de la obtención de los datos necesarios

3.1.1. Consultas a base de datos PostgreSQL

Ha sido necesario realizar una serie de consultas SQL a la base de datos para obtener la información necesaria. A continuación se describe en qué consistían las consultas empleadas:

- ✚ Coordenadas de los centros de tratamiento de cada fracción.
- ✚ Número de rutas, contenedores con ubicación (con coordenadas) y contenedores totales por fracción
- ✚ Rutas con todos los contenedores ubicados:
Debido a que había contenedores cuya ubicación no estaba registrada, ha sido necesario saber qué rutas tenían todos sus contenedores ubicados.
- ✚ Rutas que no tienen ningún contenedor en común por fracción:
Con esta consulta tenemos aquellas rutas que no tienen contenedores en común. Se hace esto para así más adelante poder generar rutas sin que haya contenedores repetidos, uniendo las rutas de ejemplo escogidas, y así poder comparar los resultados obtenidos con información real.
- ✚ Número de partes registrados por ruta:
Esta información nos dice cuántos partes de trabajo registrados hay de cada ruta. Así podremos escoger aquellas rutas que más veces se han registrado en el sistema y por tanto para las que tenemos más registros de llenado de los contenedores que las componen.
- ✚ Densidad de cada fracción:
El nivel de llenado se mide en un indicador, que a partir del volumen total del contenedor y la densidad de la fracción, se convierte a kg.
- ✚ Contenedores por ruta con su ubicación y orden de recogida en la ruta original.
- ✚ Registro de los niveles de llenado de cada contenedor que se va a emplear, independientemente de si ese registro se ha obtenido realizando la ruta seleccionada o en otras rutas, junto con la fecha en que se recogió, el turno y el id del contenedor.
- ✚ Media del nivel de llenado y máximo y mínimo histórico recogido de cada contenedor.

3.1.2. Obtención de las distancias y tiempos reales entre contenedores

Ha sido necesario obtener la distancia y tiempo real entre contenedores, centros de tratamiento y puntos de salida. Para ellos se han empleado las siguientes tecnologías:

- ✚ Entorno de desarrollo WAMP (Windows, Apache, PostgreSQL y PHP)
- ✚ Google Maps Distance Matrix API
- ✚ Múltiples Keys de API para evitar las restricciones de URL de la API

Para obtener estas distancias y tiempo, se ha hecho uso de una API de Google Maps llamada Distance Matrix. Con esta API lo que se hace son peticiones por URL con el siguiente formato:

```
https://maps.googleapis.com/maps/api/distancematrix/json?origins=Origen1|Origen2&destinations=Destino1|Destino2&mode=driving&language=es-ES&key=key
```

Como vemos es necesario especificar el formato en que se devolverá la respuesta (json), los puntos de origen y destino (coordenadas o dirección), el modo de transporte (en este caso conduciendo), el idioma y la key de API.

Los puntos de origen y destino se pueden introducir tanto en forma de coordenadas (altitud, latitud) como una dirección concreta. En este caso se recogen las coordenadas de los contenedores a través de una consulta a la base de datos.

Un ejemplo de respuesta en formato json, para una petición con origen en Pamplona y destino en Azpilagaña e Iturrama es el siguiente:

```
{
  "destination_addresses" : [
    "Calle Iturrama, 31192 Badostáin, Navarra, España",
    "Ronda Azpilagaña, Pamplona, Navarra, España"
  ],
  "origin_addresses" : [ "Pamplona, Navarra, España" ],
  "rows" : [
    {
      "elements" : [
        {
          "distance" : {
            "text" : "6,1 km",
            "value" : 6087
          },
          "duration" : {
            "text" : "13 min",
            "value" : 765
          },
          "status" : "OK"
        },
        {
          "distance" : {
            "text" : "2,0 km",
            "value" : 1952
          },
          "duration" : {
            "text" : "5 min",
            "value" : 279
          },
          "status" : "OK"
        }
      ]
    }
  ],
  "status" : "OK"
}
```

Figura 3.2. Ejemplo de respuesta a una petición URL a la API de Google Maps Distance Matrix

Cabe destacar que la API de Google Maps Distance Matrix tiene los siguientes límites de uso:

-  2500 elementos gratis por día y key.
-  100 elementos por consulta (URL).
-  100 elementos por período de 10 segundos.

Para solventar estos límites de forma que con una sola ejecución se puedan obtener las distancias y tiempos entre todos los contenedores de una ruta, se ha implementado un script en PHP que genera las matrices de distancias y tiempos entre puntos. Para ello se componen las URLs a trozos para no superar los elementos permitidos por URL. A continuación se realizan

las peticiones de URL y se procesa el json obtenido extrayendo y guardando los tiempos y las distancias. Para la restricción de elementos por segundos, en el bucle donde se recorren las URLs generadas para realizar las peticiones, se controla el número de elementos que tiene la URL y cada vez que se alcanza el máximo se hace un sleep de 2 segundos y se continúa.

Para no superar el límite permitido por key se va incrementando un contador con el número de elementos realizados con esa key. Cuando se está próximo al número máximo de elementos permitidos, se coge la siguiente key del array de keys. Estas keys se han obtenido creando varios proyectos de google developers y agregando la API Distance Matrix a cada proyecto.

Cabe destacar que estas matrices de distancias y tiempos son asimétricas. Esto se debe a que la API de Google da la distancia y tiempo real entre puntos. No es lo mismo ir de un punto x a un punto y que volver del punto y al punto x. Las calles tienen una dirección y para volver de un punto a otro es posible que tengas que llegar al final de la calle, dar la vuelta a una rotonda, etc.

3.1.3. Preparación y limpieza de los ficheros csv con Microsoft Excel

Para prepara los datos finales que se van a emplear se ha hecho uso de Microsoft Excel. Todos los datos a emplear se han exportado en diferentes ficheros con formato csv.

Para cada ruta han sido necesarios los siguientes ficheros:

- ✚ Coordenadas.csv: contiene las coordenadas del punto de salida, de los contenedores y del centro de tratamiento.
- ✚ Distancias.csv: contiene las distancias entre el punto de salida, los contenedores y el centro de tratamiento.
- ✚ Tiempos.csv: contiene los tiempos entre el punto de salida, los contenedores y el centro de tratamiento.
- ✚ Llenadomedio_contenedores.csv: contiene la media del nivel de llenado que se estima que se recogerá en cada contenedor.
- ✚ Llenadomax_contenedores.csv: contiene el máximo histórico del nivel de llenado que se ha recogido de cada contenedor.
- ✚ Predicción.csv: contiene todos los registros de los niveles de llenado de los contenedores.

En algunos casos ha sido necesaria la limpieza de los datos, como por ejemplo, en aquellos niveles de llenado que sobrepasaban el límite del contenedor, debido a que habían sido introducidos de forma errónea.

Para los registros de los niveles de llenado se ha realizado codificación de los campos en forma numérica:

- ✚ De la fecha se ha extraído el día de la semana y se ha convertido a número de la siguiente forma: 1 equivale a domingo, 2 a lunes y así sucesivamente.

- ✚ Los turnos se han convertido de la siguiente forma: 1-Mañana, 2-Tarde, 3-Noche.
- ✚ También se ha introducido una lista de los días festivos del último año y se ha obtenido si la fecha corresponde a un día festivo o es víspera de festivo:
 - Festivo: 0 si es festivo, 1 si no es festivo.
 - Víspera de festivo: 0 si es festivo, 1 si no es festivo.

3.1.4. Rutas de muestra

Se ha escogido la única ruta de biorresiduo, por contener pocos elementos, para realizar las primeras pruebas de los algoritmos propuestos y ver que funcionaba.

También se han escogido 4 rutas de papel y cartón y 4 rutas de envases. No se ha podido tratar con rutas de otras fracciones puesto que en el caso de las rutas de vidrio, los contenedores no estaban ubicados y en el caso de resto con orgánico había pocos registros de llenado además de varios contenedores sin ubicación.

El punto de salida es el mismo en todas las rutas.

Para cada fracción existe un centro de tratamiento diferente.

A continuación se detalla las características de las rutas:

Ruta	Fracción	Nº contenedores	Max. Recogido (Kg)	Min. Recogido (Kg)	Media Recogido (Kg)	Centro de tratamiento
R1	Biorresiduo	26	1840	1200	1520	C1
R2	Papel y cartón	67	4100	3540	3836	C2
R3	Papel y cartón	53	2720	2400	2548	C2
R4	Papel y cartón	72	3560	2680	3170	C2
R5	Papel y cartón	128	6100	4850	5952	C2
R6	Envases	99	3200	2610	2880	C3
R7	Envases	73	2620	1420	1890	C3
R8	Envases	58	2160	2000	2100	C3
R9	Envases	79	3520	2560	3040	C3

Tabla 3.1. Rutas de muestra

3.1.5. Flota de vehículos

Existen tres modelos de vehículos en función de su capacidad. El consumo para cada modelo es una estimación realizada a partir de sus características y datos recogidos. Dicha estimación es con la que se trabaja a la hora de calcular los costes. A continuación se muestran los consumos de cada modelo:

Modelo vehículo	Consumo fijo (sin carga)	Consumo por kg extra
CT 2 ejes 6 m ³ (pequeño)	15,0 litros/100km	0,003 litros/100kg
CT 2 ejes 14 m ³ (mediano)	29,6 litros /100km	0,003 litros/100kg
CL 3 ejes 25 m ³ (grande)	36,5 litros /100km	0,003 litros/100kg

Tabla 3.2. Consumos de los vehículos

La capacidad de carga útil de los vehículos depende de la fracción que se vaya a recoger. Estos vehículos compactan los residuos, haciendo que el volumen recogido se reduzca dentro del camión.

Debido a la diferencia de la densidad entre fracciones, dependiendo del tipo de fracción, el peso que podrá llevar el vehículo será mayor o menor.

A continuación se detalla la capacidad de los vehículos para cada fracción:

Modelo vehículo	Fracción	PMA* (Kg)	TARA* (Kg)	CARGA LEGAL* (Kg)	CARGA ÚTIL* (Kg)
CT 2 ejes 6 m ³ (pequeño)	RESTO	10000	6540	3460	3300
CT 2 ejes 14 m ³ (mediano)	RESTO	18000	12940	5060	5060
CL 3 ejes 25 m ³ (grande)	RESTO	26000	15975	10025	10025
CT 2 ejes 6 m ³ (pequeño)	BIORESIDUO	10000	6540	3460	3300
CT 2 ejes 14 m ³ (mediano)	BIORESIDUO	18000	12940	5060	5060
CL 3 ejes 25 m ³ (grande)	BIORESIDUO	26000	15975	10025	10025
CT 2 ejes 6 m ³ (pequeño)	ENVASES	10000	6540	3460	900
CT 2 ejes 14 m ³ (mediano)	ENVASES	18000	12940	5060	2550
CL 3 ejes 25 m ³ (grande)	ENVASES	26000	15975	10025	3750
CT 2 ejes 6 m ³ (pequeño)	PAPEL Y CARTÓN	10000	6540	3460	1200
CT 2 ejes 14 m ³ (mediano)	PAPEL Y CARTÓN	18000	12940	5060	4250
CL 3 ejes 25 m ³ (grande)	PAPEL Y CARTÓN	26000	15975	10025	6250

Tabla 3.3. Capacidades y cargas de los vehículos según fracción

***PMA(peso máximo autorizado)=TARA+CARGA LEGAL.** Corresponde al peso máximo que puede tener el vehículo.

***TARA:** es el peso del vehículo sin carga.

***CARGA LEGAL:** la máxima carga permitida por ley.

***CARGA ÚTIL:** la carga que podrá recoger el vehículo como máximo en la fracción correspondiente.

Capítulo 4

Planteamiento del problema

En este capítulo se plantean las funciones de calidad de una ruta, así como las restricciones del problema a resolver. También se plantean tres propuestas diferentes, una para la optimización de rutas existentes, otra para la generación de rutas de una fracción y finalmente se plantea realizar la previsión del volumen de llenado de los contenedores.

En términos generales, se pretende obtener un prototipo de un sistema para la realización de rutas de recogida selectiva de basura, con el objetivo de ahorrar en costes y emisiones de CO₂.

En primer lugar se plantea una solución para optimizar rutas ya existentes con el objetivo de minimizar el combustible y por tanto las emisiones de CO₂. Reducir el combustible implica a su vez reducir la distancia y el tiempo de la ruta, pero de una manera eficiente, recogiendo los contenedores en un orden determinado basado no solo en la distancia que los separa, sino también en la estimación del peso que se recogerá de cada uno de ellos. Todo esto implica una reducción del coste de la ruta, tanto en personal como en combustible.

En segundo lugar se plantea una solución consistente en, dado un conjunto de contenedores de una fracción con ubicación geográfica, generar rutas de mínimo coste. Este coste ya no será en base al combustible únicamente. En el caso de optimizar una ruta, podíamos centrarnos únicamente en minimizar el consumo de combustible. En este caso, ya no es así, puesto que minimizar el consumo de combustible provoca que los vehículos empleados sean únicamente los de menor capacidad y consumo, haciendo que el número de rutas generadas sean por tanto mayor. Este aumento del número de rutas provoca un mayor gasto en personal, perdiendo así el objetivo de reducir también los costes de la ruta. Por tanto el objetivo en este caso pasa a ser el de minimizar el coste total de la ruta, tanto en términos de combustible como en coste del personal.

Para ambos problemas, el volumen de llenado estimado para cada contenedor vendrá dado por la media de todos los registros de volumen de llenado existentes del contenedor.

Finalmente, una vez solucionado los problemas anteriores, el prototipo se completará con un predictor del volumen de llenado de los contenedores. Con este predictor, dados un día y turno de recogida, podremos estimar el volumen de llenado que contendrá cada uno de los contenedores. De esta forma, las rutas se optimizarán y generaran a partir de aquellos contenedores cuya previsión del volumen de llenado supere un umbral, evitando pasar por aquellos contenedores que estén casi vacíos.

4.1. Funciones de calidad de una ruta

En ambos problemas se obtendrán varios valores sobre la ruta. Estos son, el tiempo de la ruta, la distancia, el coste en combustible, el coste en personal y el coste total. A continuación se describen las funciones para obtener estos valores:

4.1.1. Distancia de una ruta

Obtiene los kilómetros totales de la ruta, desde que sale del punto de origen, hasta que vuelve a él desde el centro de tratamiento tras recoger todos los contenedores.

Esta es:

$$dRuta = d_{po,1} + d_{n,pf} + d_{pf,po} + \sum_{i=1}^n d_{i,i+1}$$

donde n es el número total de contenedores,

$d_{i,j}$ es la distancia desde el punto i al j ,

po es el punto origen de partida y pf el punto final (centro de tratamiento)

4.1.2. Tiempo de una ruta

Indica el tiempo total en horas de la ruta, desde que se sale del punto origen hasta que se vuelve a él desde el centro de tratamiento una vez recogidos los contenedores de la ruta.

$$tRuta = t_{po,1} + t_{n,pf} + t_{pf,po} + \sum_{i=1}^n t_{i,i+1}$$

donde n es el número total de contenedores,

$t_{i,j}$ es el tiempo desde el punto i al j ,

po es el punto origen de partida y pf el punto final (centro de tratamiento)

4.1.3. Coste en combustible (c.c.)

Indica el coste que se gasta en combustible durante el recorrido. Cada kg que se recoge afecta a este consumo. Se mide tanto en euros como en litros. Se ha establecido la igualdad de 1€=1Litro de combustible.

$$c.c. = \text{coste fijo} + \text{coste por kg extra}$$

$$\text{coste fijo} = CFv * dRuta$$

$$\text{coste por kg extra} = CEv \times \sum_{i=1}^n (d_{i,i+1} \times \sum_{j=1}^i v_j)$$

donde n es el número total de contenedores,

$d_{i,j}$ es la distancia desde el punto i al j ,

v_j el volumen de llenado estimado del contenedor j ,

CFv es el consumo fijo del vehículo y CEv el consumo por kg extra

4.1.4. Coste en personal (c.p.)

Indica el coste únicamente invertido en el personal durante la realización de la ruta desde que partimos del punto de origen hasta que se vuelve a él.

Por lo general en cada vehículo van dos personas. El coste por hora del personal se ha establecido a 10€/hora.

$$c.p. = tRuta \times 2 \times 10$$

donde 2 son las personas que van en el vehículo

y 10 son los $\frac{\text{€}}{h}$ que cobra de media un operario

4.1.5. Coste total de la ruta (c. total)

Indica el coste total de la ruta en euros. Este coste es la suma del coste en combustible y el coste en personal.

$$c.total = c.c + c.p.$$

4.1.6. Cálculo de emisiones de CO₂

El cálculo de emisiones de CO₂, consiste en obtener los kg de CO₂ equivalentes que emiten distintos factores como lo son el consumo eléctrico, el consumo de combustibles (gas natural, gasóleo, carbón, butano...), el papel o el agua.

Actualmente es muy importante reducir estas emisiones de CO₂ en la medida de lo posible. Es muy importante obtener rutas lo más “verdes” posibles que reduzcan estas emisiones. Por tanto se calculará las emisiones de CO₂ de una ruta, para demostrar que conseguimos reducir estas emisiones.

Dependiendo del factor de emisión, existe un factor de conversión que nos da los kWh/unidad de medida del factor de emisión. Finalmente para obtener los kg de CO₂ equivalentes existe una constante para factor de emisión que mide los kg de CO₂ equivalentes /kWh.

Los vehículos empleados para la recogida selectiva de basura consumen combustible GASOIL A. A continuación se detallan los diferentes factores para este combustible:

Combustible	Unidades de medida física	Factor de conversión		Factor de emisión (Kg de CO ₂ eq/kWh)	
GASOIL A	litros	10,6	kWh/l	0,2628	Kg de CO ₂ eq/kWh

Tabla 4.1. Factores y unidades para combustible tipo GASOIL A

Para ilustrar lo anterior, se explica un ejemplo del cálculo de las emisiones de CO₂:

Si queremos calcular por ejemplo, los kg de CO₂ equivalentes correspondientes a 100 litros de GASOIL A, el cálculo es el siguiente:

$$100 \text{ litros} \times \frac{10,6 \text{ kWh}}{\text{litro}} \times 0,2628 \frac{\text{kg de CO}_2 \text{ eq.}}{\text{kWh}} = 278,57 \text{ kg de CO}_2 \text{ eq.}$$

Por tanto podemos establecer que la fórmula para obtener los kg de CO₂ eq. es:

$$\text{kg de CO}_2 \text{ eq} = C \times FC \times FE$$

donde *C* son los litros de combustible,

FC es el factor de conversión y

FE el factor de emisión.

4.2. Restricciones del problema

4.2.1. Restricción del tiempo de la ruta

El tiempo que se dedica a una ruta, con todo lo que implica, no debe superar las 8 horas de una jornada laboral. Más en concreto, el tiempo del recorrido de la ruta no deberá superar las 6 horas. Esto es debido a que las 2 horas restantes se emplean para limpiar el vehículo, descansos, tiempo dedicado a coger y volcar el contenedor, etc.

$$t_{\text{Ruta}} \leq 6 \text{ horas}$$

4.2.2. Restricción de la capacidad de los vehículos

El peso recogido por los vehículos no puede superar su capacidad de carga útil.

$$\sum_{j=1}^n v_j \leq C.C.U._k$$

donde *n* es el número de contenedores,

v_j el volumen de llenado estimado del contenedor *j*,

y *C.C.U._k* es la capacidad de carga útil del vehículo *k*.

4.3. Planteamiento del problema de optimización de rutas existentes

Este problema se puede abordar como una variante del VRP. En concreto como una variante del CVRP (Capacited VRP).

Los clientes son los contenedores. La demanda de cada contenedor vendrá dado por la estimación del volumen de llenado, convertido a kg en función de la densidad de la fracción que estemos tratando.

Los vehículos tendrán una capacidad de carga limitada, habiendo varios modelos con diferentes capacidades de carga (flota heterogénea). También será diferente el consumo de combustible de los distintos modelos.

El vehículo seleccionado será aquel de menor consumo que pueda hacerse cargo del máximo estimado de kg que se recogerán en la ruta.

El almacén o punto de salida corresponde con la nave donde se almacenan vehículos, siendo único y el mismo para todos los vehículos.

El depósito o punto de llegada, corresponde en este caso con el centro de tratamiento. Para cada una de las fracciones existe un único centro de tratamiento.

Una vez depositada la demanda recogida por los vehículos en el centro de tratamiento, el vehículo debe volver al almacén para limpiar el vehículo.

En este caso la restricción del tiempo no se tiene en cuenta, puesto que al optimizar rutas ya existentes, de antemano ya se cumple dicha restricción.

El planteamiento del problema es, dado una ruta existente, con un orden de recogida y un conjunto de contenedores que la componen, optimizar esa ruta y el orden de recogida, de forma que la función del coste en combustible se minimice.

4.4. Planteamiento del problema de generación de rutas de una fracción

Este problema también se aborda como una variante del CVRP. La diferencia es que en este caso, no se optimizará una ruta existente, sino que dado un conjunto de contenedores de una misma fracción, se generarán varias rutas que en su conjunto minimicen la función del coste total.

El tiempo de cada una de las rutas generadas deberá cumplir con la restricción del tiempo.

Así mismo las diferentes rutas obtenidas tendrán asignado el vehículo de mínimo consumo capaz de hacerse cargo del máximo estimado de kg que se recogerán en la ruta.

La correspondencia de vehículo, clientes – contenedores, depósitos y almacenes es idéntica al problema de optimización de rutas existentes.

4.5. Planteamiento del problema con previsión del volumen de llenado

Finalmente, para ambos problemas planteados, se completa el sistema con una previsión del volumen de llenado de los contenedores.

El planteamiento es el siguiente:

Dados un día y turno, realizar una previsión del volumen de llenado de los contenedores y escoger aquellos que superen un umbral en su volumen de llenado. Estos contenedores podrán pertenecer a una ruta existente (problema de optimización de rutas existentes) o a una fracción (problema de generación de rutas de una fracción).

Una vez obtenidos los contenedores que compondrán el problema, solucionarlo con el planteamiento correspondiente (optimización de ruta existente o generación de rutas de una fracción).

Capítulo 5

Soluciones propuestas

En este capítulo se presentan y desarrollan las soluciones propuestas al problema VRP aplicado a la recogida selectiva de residuos urbanos.

En primer lugar se propone un algoritmo evolutivo para solucionar el problema de optimización de rutas existentes.

Para el problema de la generación de rutas de una fracción, se proponen dos opciones, un algoritmo de dos fases y un algoritmo evolutivo.

Finalmente se propone un método para realizar una predicción o estimación del volumen de llenado de los contenedores.

5.1. Algoritmo evolutivo para optimización de rutas existentes

La solución propuesta consiste en un algoritmo genético con el objetivo de optimizar rutas de recogida de basura ya existentes para reducir el consumo de combustible de los vehículos, y por tanto el coste de la ruta y la huella de carbono.

Este algoritmo puede ser configurable para que tras el cruce y mutación de los hijos generados se aplique una fase de búsqueda local, convirtiendo al algoritmo genético en un algoritmo memético o híbrido.

En las siguientes secciones se detalla el diseño y configuración del algoritmo de optimización de rutas existentes.

En la *Figura 6.1.* podemos ver el diagrama de flujo del algoritmo de optimización de rutas existentes.

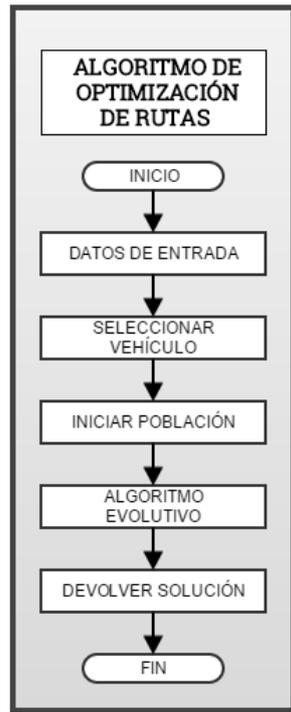


Figura 5.1. Diagrama de flujo del algoritmo de optimización de rutas

5.1.1. Función objetivo

La función objetivo a minimizar es la función de coste en combustible.

Lo que se busca con esta función en definitiva es reducir el consumo de combustible. Una buena forma de reducir el consumo es reducir la distancia (y por tanto el tiempo) de la ruta. Sin embargo a lo largo del recorrido, los kg de residuos que lleva el vehículo aumentan a medida que se recogen contenedores, aumentando también el consumo. Por eso esta función busca un equilibrio entre la carga que va acumulando el vehículo a lo largo del recorrido y la distancia recorrida, siendo mejor en un determinado momento, recoger un contenedor con un bajo nivel de llenado algo más alejado que otro que está más próximo pero tiene un nivel de llenado muy alto.

En definitiva se trata de obtener la ruta más corta donde los kg recogidos de los contenedores se acumulen de la forma más eficiente posible.

5.1.2. Datos de entrada

Los datos de entrada del algoritmo son:

- ✚ Puntos que conforman la ruta (contenedores, punto de salida, centro de tratamiento)
- ✚ Matriz asimétrica de distancias reales en metros entre puntos de la ruta
- ✚ Matriz asimétrica de tiempos reales en segundos entre puntos de la ruta

- ✚ Vector con la media del llenado de cada contenedor en kg
- ✚ Vector con el máximo histórico del llenado de cada contenedor en kg
- ✚ Vector con la ruta original (para comparar resultados)

5.1.3. Selección del vehículo

Se escoge el vehículo con menor capacidad de carga (y consumo) capaz de recoger todos los contenedores en caso de que estén en el 80% de su máximo histórico de llenado.

El escoger el vehículo de esta forma es debido a que no valdría con poder recoger lo que se estima que de media hay en cada contenedor. Realmente los contenedores pueden estar más o menos llenos que la media estimada. Además por ley los vehículos no pueden llevar más capacidad que la legal establecida para cada vehículo. Por ello para prevenir problemas de sobrecarga se tiene en cuenta el máximo histórico de llenado registrado. Se aplica el 80% de este máximo ya que es muy improbable que todos los contenedores estén al máximo de llenado, y así se evita utilizar vehículos de más capacidad y consumo innecesariamente.

Los datos del vehículo que se necesitan para el algoritmo son:

- ✚ Capacidad de carga útil
- ✚ Consumo fijo (l/km): es el consumo del vehículo sin carga (vacío)
- ✚ Consumo extra (l/km por kg extra): consumo del vehículo por kg de carga que lleva

5.1.4. Población inicial

Como individuo de la población inicial se introduce la ruta original. Para el resto de individuos se proponen dos métodos de iniciar la población:

- ✚ **Población aleatoria**

Los individuos se generan de forma completamente aleatoria

- ✚ **Población aleatoria con búsqueda local**

Los individuos se generan de forma aleatoria y se les aplica un proceso de búsqueda local. De esta forma obtenemos mejores individuos desde el principio.

La búsqueda local empleada es la búsqueda local INT-consecutivos.

El número de individuos de la población es igual al número de contenedores de la ruta. Se considera más que suficiente para aportar diversidad, puesto que a excepción de una de las rutas de muestra, el número mínimo de contenedores supera los 50. Además aumentar el tamaño de la población, no aporta una mejora y lo único que se consigue es aumentar el tiempo de ejecución.

En todo momento se evita tener individuos repetidos en la población inicial para así fomentar la diversidad al principio.

Una vez realizadas las pruebas, se decidirá cuál es la mejor forma de inicializar la población para el problema que tratamos.

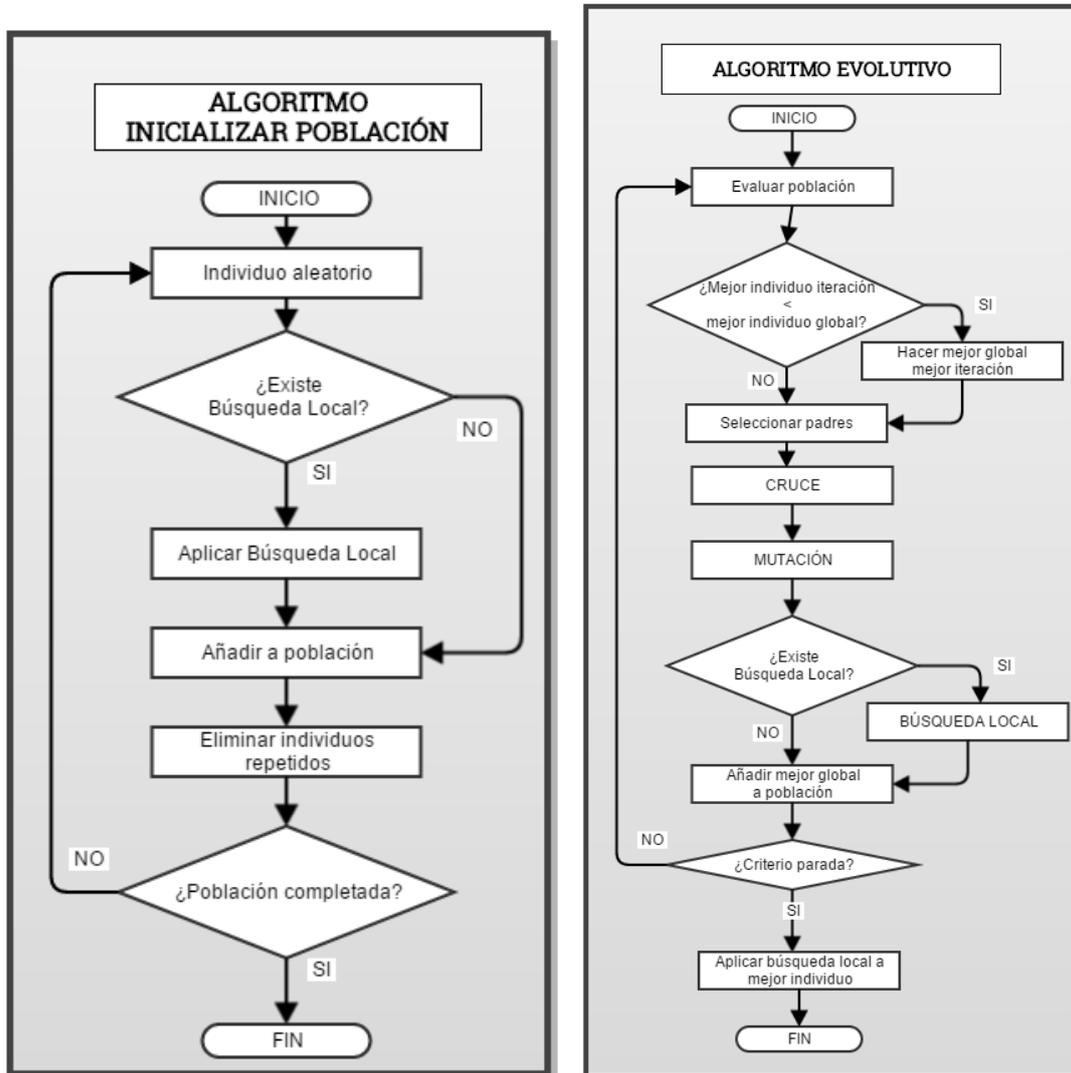


Figura 5.2. Diagramas de flujo del algoritmo para iniciar la población (izquierda) y algoritmo evolutivo (derecha), del algoritmo de optimización de rutas

5.1.5. Diseño del algoritmo evolutivo

El algoritmo evolutivo para la optimización de rutas existentes tiene las características siguientes:

Representación del cromosoma

Los cromosomas tienen una longitud igual al número de contenedores que componen la ruta.

El cromosoma es una permutación de 1..n contenedores y en cada gen está el contenedor que se recogerá en esa posición.

Por ejemplo, sean 8 contenedores, una posible solución sería:

5	2	4	1	6	3	8	7
---	---	---	---	---	---	---	---

La secuencia de la ruta por tanto es:

Punto de salida ->5->2->4->1->6->3->8->7->Centro de tratamiento->Punto de salida

Funcionamiento

- ✚ El algoritmo se ejecuta durante un número establecido de iteraciones y devuelve la mejor solución encontrada.
- ✚ A la mejor solución obtenida tras el algoritmo evolutivo se le aplica una búsqueda local.
- ✚ Los operadores de selección, cruce, mutación y búsqueda local se pasan como parámetros.
- ✚ La probabilidad de cruce se establece a 0.9, la de mutación a 0.25 (para fomentar la diversidad) y en caso de haber búsqueda local, esta se establece a 0.065, del total de individuos.
- ✚ La nueva población es la obtenida tras las fases de cruce y mutación.
- ✚ El mejor individuo encontrado hasta el momento se añade siempre a la población de cada generación (algoritmo evolutivo elitista).

Selección de padres

Se proponen dos métodos de selección:

- ✚ **Selección por torneo probabilista**
 - Torneo de 4 individuos
 - Probabilidad 0.9 de que pase el mejor y 0.1 de que pase el peor (para reducir presión selectiva)
- ✚ **Selección por método de la ruleta**

Una vez realizadas las pruebas, se decidirá cuál de las dos opciones es la mejor para el problema que tratamos de resolver

Cruce

El operador de cruce empleado es el operador de cruce por orden OX.

Si hay cruce pasan los 2 mejores entre padres e hijos.

Si no hay cruce pasan los padres.

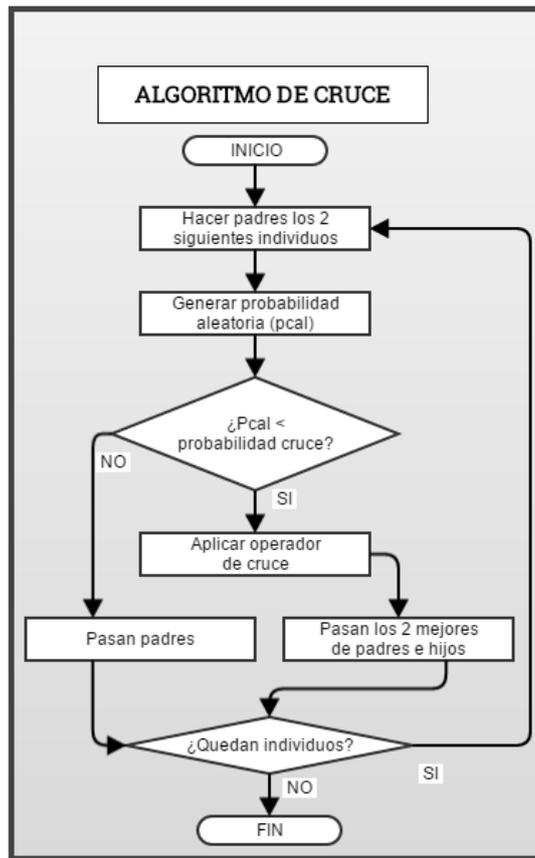


Figura 5.3. Diagrama de flujo del algoritmo de cruce, para algoritmo de optimización de rutas

Mutación

Los operadores de mutación propuestos son:

- ✚ Mutación inserción
- ✚ Mutación intercambio
- ✚ Mutación inversión
- ✚ Mutación combinada

Una vez realizadas las pruebas, se decidirá cuál es el operador de mutación final.

Búsqueda local

La búsqueda local empleada es la búsqueda local INT-consecutivos. Es la misma búsqueda local que se aplica a los individuos cuando generamos la población inicial.

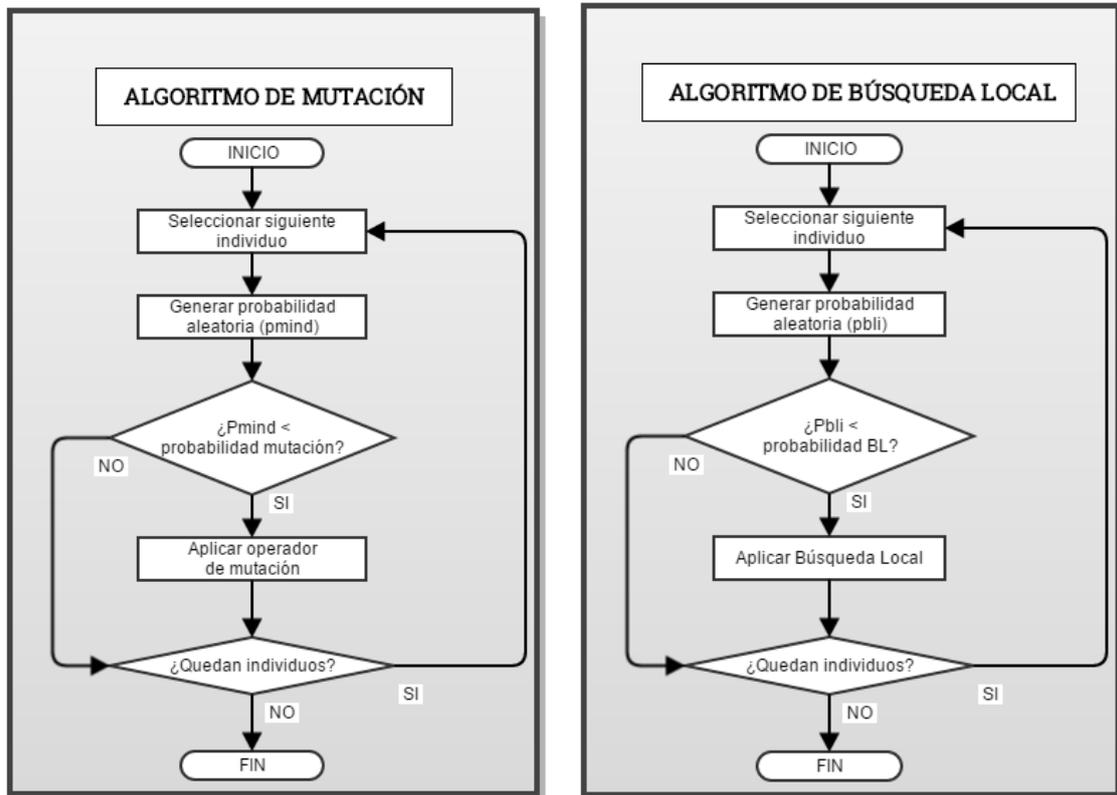


Figura 5.4. Diagramas de flujo del algoritmo de mutación (izquierda) y algoritmo de búsqueda local, del algoritmo de optimización de rutas

Evaluación de las restricciones del problema

La restricción de la capacidad del vehículo se cumple en todo momento, puesto que se selecciona aquel vehículo con menor capacidad de carga (y consumo) capaz de recoger todos los contenedores en caso de que estén en el 80% de su máximo histórico de llenado.

La restricción del tiempo máximo de ruta no se tiene en cuenta, debido a que la ruta original, que se introduce en la población inicial, ya la cumple, y en el caso de que no exista una ruta mejor, la ruta resultante será esta. Además durante el desarrollo de las pruebas la solución obtenida siempre cumple dicha restricción.

Propuestas descartadas

Se propuso un mecanismo de control de la diversidad y convergencia. Cuando se detectaba una diversidad inferior al 30% de la población o cada vez que no se mejoraba el mejor individuo, se reducía un umbral. En caso de que se mejorase el mejor individuo o aumentara la diversidad, este umbral se restablecía. Si este umbral llegaba a 0, se reiniciaba la población y se le añadía el mejor individuo encontrado hasta el momento. Si tras varios reinicios no se había mejorado el mejor individuo, se terminaba la ejecución del algoritmo.

Para obtener la diversidad de la población en una iteración, se calculaba el número de individuos diferentes.

Tras varias pruebas y pequeños cambios en la configuración de este mecanismo, finalmente se descartó, puesto que no proporcionaba una mejora clara e incluso en determinados casos empeoraba el algoritmo.

También se introdujo el operador de cruce por aristas ERX, pero en las primeras pruebas se descartó debido al elevado tiempo de ejecución y que no proporcionaba una mejora clara.

5.2. Algoritmo de dos fases para generación de rutas de una fracción

Esta solución propuesta consiste en aplicar un algoritmo de dos fases para generar rutas de recogida de basura de una fracción. A continuación se describe el diseño y configuración del algoritmo.

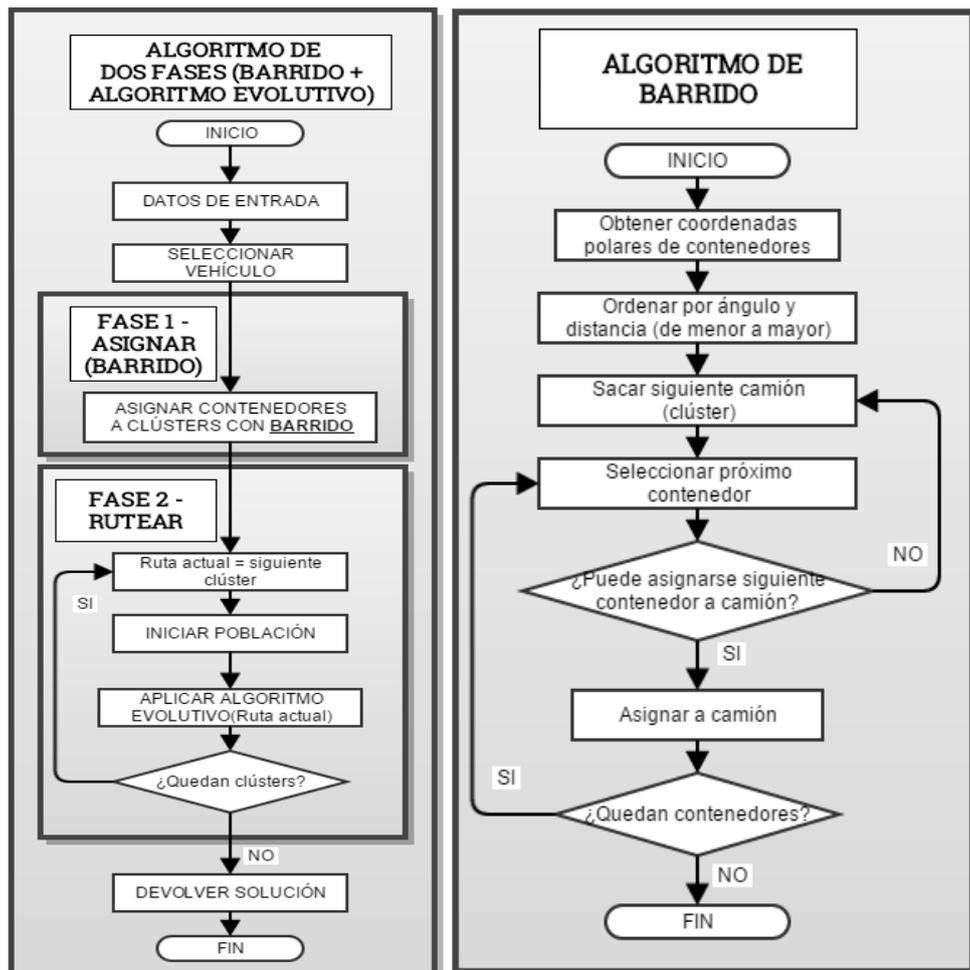


Figura 5.5. Diagramas de flujo del algoritmo de dos fases (izquierda) y algoritmo de barrido (derecha)

5.2.1. Selección de vehículos

Para la selección de vehículos, se seleccionan el mínimo número necesario para poder hacerse cargo del total de kg que se estiman recoger en base al máximo histórico registrado de cada contenedor.

Por ejemplo:

Supongamos 4 vehículos, dos con capacidad de carga útil de 10kg y otros dos con capacidad de carga útil de 5kg.

Supongamos que se estiman recoger 23kg.

Los vehículos seleccionados serán los dos de 10kg y uno de 5kg. El cálculo es el siguiente:

$$\frac{23}{10} = 2 \text{ vehículos de } 10\text{kg}.$$

Faltan por asignar 3kg. Se selecciona el vehículo de menor capacidad y consumo capaz de hacerse cargo de los kg restantes. En este caso se selecciona un vehículo de capacidad de carga útil de 5kg.

5.2.2. Fase 1- Asignar (barrido)

La primera fase, fase de asignación, consiste en asignar contenedores a los camiones que realizarán cada una de las rutas generadas. Es decir se agrupan los contenedores en clústeres, siendo cada clúster una ruta a optimizar. Para esta fase el algoritmo que se emplea es el algoritmo de barrido. En la *Figura 6.5.* podemos ver el diagrama de flujo de este algoritmo.

5.2.3. Fase 2- Rutear (optimización de rutas)

La segunda fase, fase de ruteo, consiste en optimizar cada una de las rutas (clústeres) obtenidas en la fase de barrido. El algoritmo que se emplea en este caso, es el algoritmo de optimización de rutas existentes. Puesto que se aplica para cada una de las rutas generadas en la fase de barrido, la función objetivo a minimizar es la función de coste en combustible. La configuración del algoritmo es idéntica a la que se explica en la sección **6.1.5. Diseño del algoritmo evolutivo.**

5.3. Algoritmo evolutivo para generación de rutas de una fracción

La solución propuesta consiste en un algoritmo genético con el objetivo de generar rutas de recogida de basura de una fracción con el objetivo de reducir el coste total.

Este algoritmo puede ser configurable para que tras el cruce y mutación se aplique una fase de búsqueda local, convirtiendo al algoritmo genético en un algoritmo memético o híbrido.

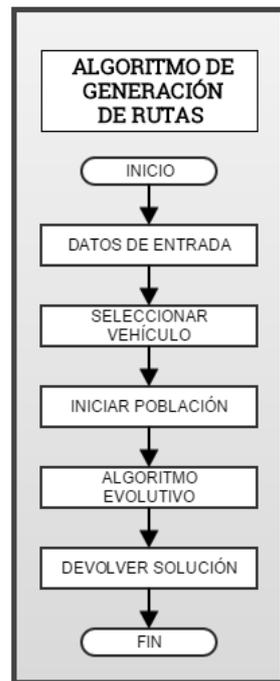


Figura 5.6. Diagrama de flujo del algoritmo de generación de rutas

5.3.1. Función objetivo

La función objetivo a minimizar es la función del coste total de la ruta.

Esta función es la suma de los costes en combustibles y personal. A diferencia del algoritmo de optimización de rutas existentes cuyo objetivo es minimizar el combustible, este algoritmo tiene el objetivo de minimizar el coste total de las rutas.

En este caso se pretende buscar un equilibrio entre número de rutas generadas y el coste total. Si se emplease la función que minimiza el combustible, obtendríamos un mayor número de rutas, puesto que la tendencia sería usar más vehículos de menor consumo. Sin embargo esto aumentaría el coste en personal.

Emplear esta función no solo minimizará el coste total, sino que también reducirá en la medida de lo posible el consumo de combustible.

5.3.2. Datos de entrada

Los datos de entrada del algoritmo son los mismos que en el algoritmo de optimización de rutas existentes, con la diferencia que los contenedores ya no son de una ruta en concreto sino de toda la fracción:

- ✚ Puntos que conforman la fracción (contenedores, punto de salida, centro de tratamiento).
- ✚ Matriz asimétrica de distancias reales en metros entre puntos de la fracción.
- ✚ Matriz asimétrica de tiempos reales en segundos entre puntos de la fracción.
- ✚ Vector con la media del llenado de cada contenedor en kg.
- ✚ Vector con el máximo histórico del llenado de cada contenedor en kg

5.3.3. Selección del vehículo

Para este algoritmo se disponen de varios vehículos de cada modelo. En la configuración del algoritmo se establecen 5 vehículos de cada modelo, ya que son suficientes, pero en realidad hay más disposición de vehículos.

Los datos de los vehículos que se necesitan para el algoritmo son:

- ✚ Capacidad de carga útil.
- ✚ Consumo fijo (l/km): es el consumo del vehículo sin carga (vacío).
- ✚ Consumo extra (l/km por kg extra): consumo del vehículo por kg de carga que lleva.

5.3.4. Representaciones del cromosoma

Durante el desarrollo del trabajo se han llegado a plantear hasta tres representaciones para los cromosomas. Finalmente dos de ellas se han descartado por varios motivos que se explican más adelante. A continuación se detallan estas representaciones, siendo la primera la seleccionada y las dos siguientes las descartadas:

Representación 1

En esta representación [5] los cromosomas tienen una longitud $n + c$, donde n es el número de contenedores y c es el número de vehículos disponibles.

Como se observa los vehículos pasan a formar parte del cromosoma.

Los contenedores se enumeran de 1 a n y los vehículos de $n + 1$ a $n + c$. En todo momento se garantiza que la última posición del cromosoma corresponda a un vehículo.

Los vehículos tienen la función dentro del cromosoma de actuar como separadores de rutas. Es decir, en cada cromosoma existen un determinado número de rutas separadas por los vehículos. Los genes del cromosoma entre dos posiciones con genes de vehículos serán los contenedores atendidos por el vehículo que les sigue. En todo momento los kg de estos contenedores no podrá exceder la capacidad de carga legal del vehículo que se hará cargo. A continuación se muestra un ejemplo:

Supongamos 10 contenedores y 5 vehículos. En la siguiente tabla se detallan las características de los contenedores y vehículos:

Vehículo	Capacidad de carga legal	Contenedor	Kg estimado a recoger
1	8	1	2
2	10	2	3
3	10	3	2
4	8	4	1
5	8	5	4
		6	3
		7	5
		8	1
		9	3
		10	2

Sea el cromosoma de ejemplo siguiente:

1	2	3	11	4	5	6	13	7	8	15	9	10	14	12
---	---	---	----	---	---	---	----	---	---	----	---	----	----	----

En este caso el cromosoma está compuesto por 4 rutas:

Ruta 1: Contenedores 1-2-3. Vehículo 1 (11-10). Kg estimados: 7. Capacidad de carga legal: 8.

Ruta 2: Contenedores 4-5-6. Vehículo 3 (13-10). Kg estimados: 8. Capacidad de carga legal: 10.

Ruta 3: Contenedores 7-8. Vehículo 5 (15-10). Kg estimados: 6. Capacidad de carga legal: 8.

Ruta 4: Contenedores 9-10. Vehículo 4 (14-10). Kg estimados: 5. Capacidad de carga legal: 8.

El vehículo 2 (12-10), no recoge ningún contenedor, por lo que queda disponible.

Representación 2

Esta representación [6] consta de dos cromosomas. Uno que indica el orden de recogida de los contenedores y otro el vehículo que recogerá cada contenedor. Para el mismo ejemplo de antes, supongamos el siguiente cromosoma:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	2	4	3	3	4	1	1	2

Las rutas son por tanto:

Ruta 1: Contenedores 1-8-9. Vehículo 1. Kg estimados: 6. Capacidad de carga legal: 8.

Ruta 2: Contenedores 2-3-10. Vehículo 2. Kg estimados: 7. Capacidad de carga legal: 10.

Ruta 3: Contenedores 5-6. Vehículo 3. Kg estimados: 7. Capacidad de carga legal: 10.

Ruta 4: Contenedores 4-7. Vehículo 4. Kg estimados: 6. Capacidad de carga legal: 8.

Representación 3

En este caso, tenemos el cromosoma con el orden de recogida de los contenedores y un vector de vehículos que indica la separación de las rutas.

Este vector de vehículos tiene la misma dimensión que el cromosoma de contenedores, con el fin de dar libertad al número de rutas posibles. En cada posición del vector se indica el número de contenedores a visitar de forma consecutiva.

Siguiendo con el ejemplo anterior, supongamos el siguiente cromosoma:

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
4	2	2	2						

El vehículo 1, recogerá los 4 primeros contenedores, el vehículo 2 los dos siguientes, el tres los otros dos siguientes y el 4 los dos últimos.

En definitiva, un vehículo recogerá todos aquellos contenedores cuyos niveles de llenado sumados no superen su capacidad de carga legal. Por tanto, cada vez que hay un cambio de vehículo es porque el anterior no era capaz de recoger ya el contenedor que será el primero para el nuevo vehículo.

Ventajas, desventajas y selección de la representación

La representación 2 tenía la dificultad que a la hora de iniciar la población y al realizar cruces o mutaciones, generar individuos que cumplieren las restricciones de capacidad de los vehículos era complicado. Además impedía que algunos vehículos quedasen sin utilizar, puesto que si en la población inicial aparecían todos en el cromosoma de vehículos, siempre iban a tener al menos un contenedor que recoger, rompiendo así el objetivo de generar el número de rutas que mejor optimice el coste total. Esta representación es adecuada siempre que se quiera que todos los vehículos tengan que hacerse cargo de alguna demanda.

La representación 3 tiene la limitación que las rutas se obtienen llenando los vehículos, lo que impide que haya libertad para mover contenedores de una ruta a otra, puesto que el vehículo no tiene apenas margen para recoger más contenedores. Con esta representación sí que se soluciona el hecho de no tener que usar todos los vehículos siempre.

Se ha optado por la representación 1 puesto que es más flexible a la hora de mover contenedores entre rutas, ya que el vehículo no tiene por qué ir necesariamente cargado al máximo. Además permite incorporar en un mismo cromosoma todos los vehículos, dando la misma oportunidad a todos de generar alguna ruta. Sin embargo no todos los vehículos tienen por qué ser usados, pudiendo quedar posiciones de vehículos consecutivas en el cromosoma (no recogerían ningún contenedor).

5.3.5. Población inicial

El tamaño de la población se establece a $\frac{2}{3} \times N$, donde N es el número de contenedores empleados de la fracción.

En todo momento los individuos deben cumplir la restricción de la capacidad del vehículo, de forma que las rutas que compongan el individuo no podrán sobrepasar la capacidad de carga legal del vehículo que se le asigne.

Se evita tener individuos repetidos en la población inicial para así fomentar la diversidad al principio.

Se proponen dos métodos de iniciar la población:

Población mixta más algoritmo de 2 fases

16 individuos de la población inicial se obtienen tras aplicar el algoritmo de 2 fases. Se escogen los 8 mejores y los 8 peores.

De los individuos restantes hasta completar la población inicial, la mitad de ellos se obtienen aplicando el algoritmo de barrido para formar clústeres y a continuación la búsqueda local mixta. La otra mitad se generan aleatoriamente y se les aplica la búsqueda local mixta.

El número de iteraciones para la búsqueda local mixta varía entre 5, 10, 20 y 50.

El incorporar individuos generados con el algoritmo de 2 fases hace que partamos de una solución más prometedora, siendo menor el número de iteraciones necesarias para encontrar una buena solución, pero corre el riesgo de hacer que el proceso evolutivo se estanque.

Población mixta

La mitad de los individuos se obtienen aplicando el algoritmo de barrido para formar clústeres y a continuación la búsqueda local mixta. La otra mitad se generan aleatoriamente y se les aplica la búsqueda local mixta. El número de iteraciones para la búsqueda local mixta varía entre 5, 10, 20 y 50.

En definitiva, se diferencia de la población mixta más algoritmo de 2 fases, en que en este caso ningún individuo se genera aplicando el algoritmo de 2 fases.

Aplicar la búsqueda local mixta hace que los individuos iniciales sean mejores, facilitando el proceso evolutivo.

Una vez realizadas las pruebas, se decidirá cuál es la mejor forma de inicializar la población para el problema que tratamos.

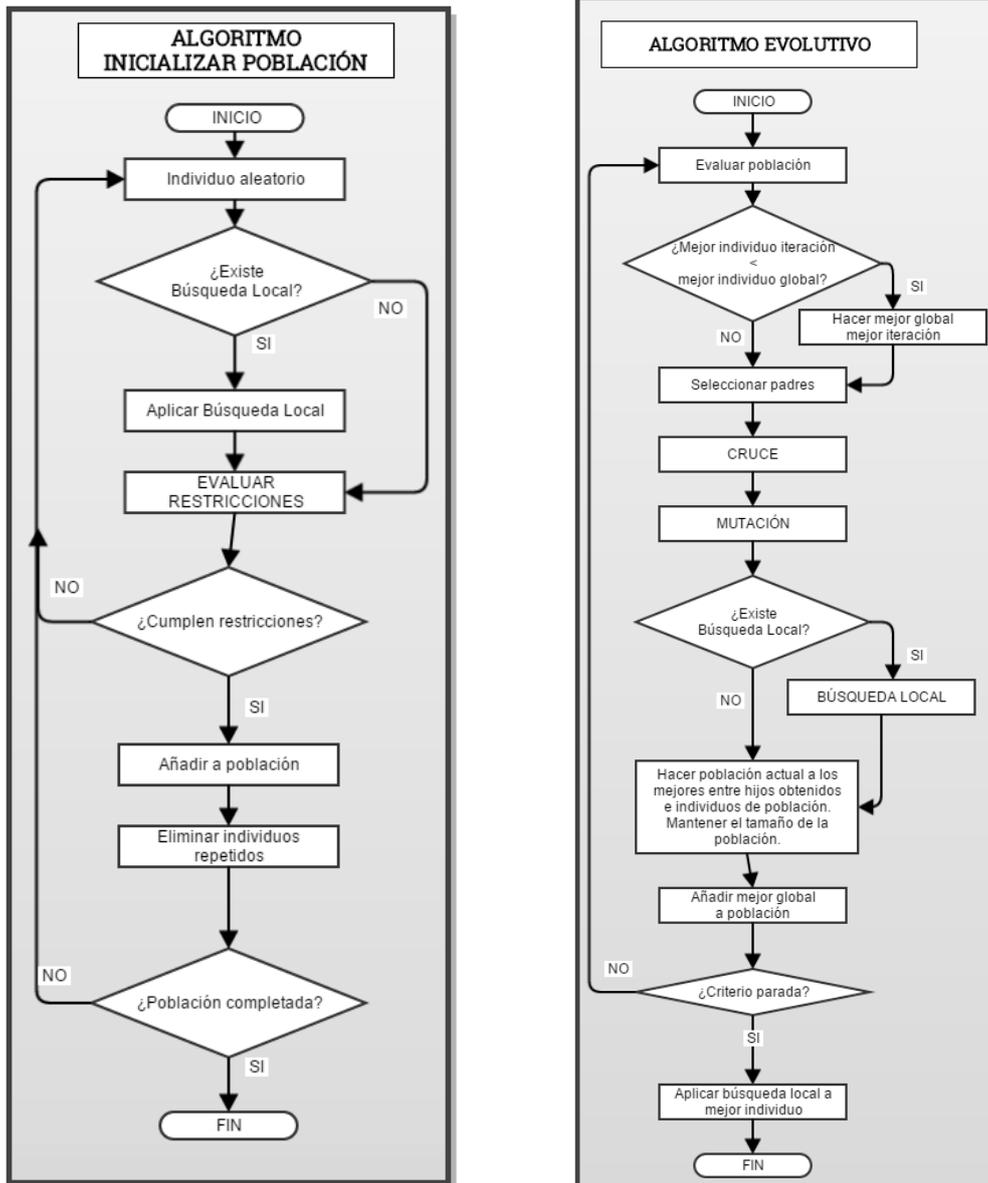


Figura 5.7. Diagramas de flujo del algoritmo de iniciar la población (izquierda) y algoritmo evolutivo, del algoritmo de generación de rutas

5.3.6. Diseño del algoritmo evolutivo

El algoritmo evolutivo que hemos considerado para la generación de rutas de una fracción tiene las siguientes características:

Funcionamiento

- ✚ El algoritmo se ejecuta durante un número establecido de iteraciones y devuelve la mejor solución encontrada.
- ✚ A la mejor solución obtenida tras las iteraciones se le aplica una búsqueda local.
- ✚ Los operadores de selección, cruce, mutación y búsqueda local se pasan como parámetros.

- ✚ Siempre hay cruce. La probabilidad de mutación a 0.25 (para fomentar la diversidad) y en caso de haber búsqueda local, esta se establece a 0.065, del total de individuos.
- ✚ La nueva población se obtiene uniendo los hijos obtenidos con la población de esa iteración, eliminando aquellos individuos repetidos y seleccionando los N mejores, siendo N el tamaño de la población establecido. De esta forma aseguramos la diversidad.
- ✚ El mejor individuo encontrado hasta el momento se añade siempre a la población de cada generación (algoritmo evolutivo elitista).

Selección de padres

Se proponen los mismos métodos de selección de padres que en el algoritmo de optimización de rutas existentes:

- ✚ **Selección por torneo probabilista**
 - Torneo de 4 individuos
 - Probabilidad 0.9 de que pase el mejor y 0.1 de que pase el peor (para reducir presión selectiva)
- ✚ **Selección por método de la ruleta**

Una vez realizadas las pruebas, se decidirá cuál de las dos opciones es la mejor para el problema que tratamos de resolver

Cruce

El operador de cruce empleado es el operador de cruce OX.

Siempre hay cruce. Pasarán aquellos hijos que cumplan las restricciones. En caso de que alguno no las cumpla, pasarán tantos padres como hijos no cumplan las restricciones, siendo seleccionado los padres de forma aleatoria.

Mutación

Los operadores de mutación propuestos son:

- ✚ Mutación inserción
- ✚ Mutación intercambio
- ✚ Mutación inversión
- ✚ Mutación combinada

Si el individuo mutado no cumple las restricciones, se deshace la mutación.

Una vez realizadas las pruebas, se decidirá cuál es el operador de mutación final.

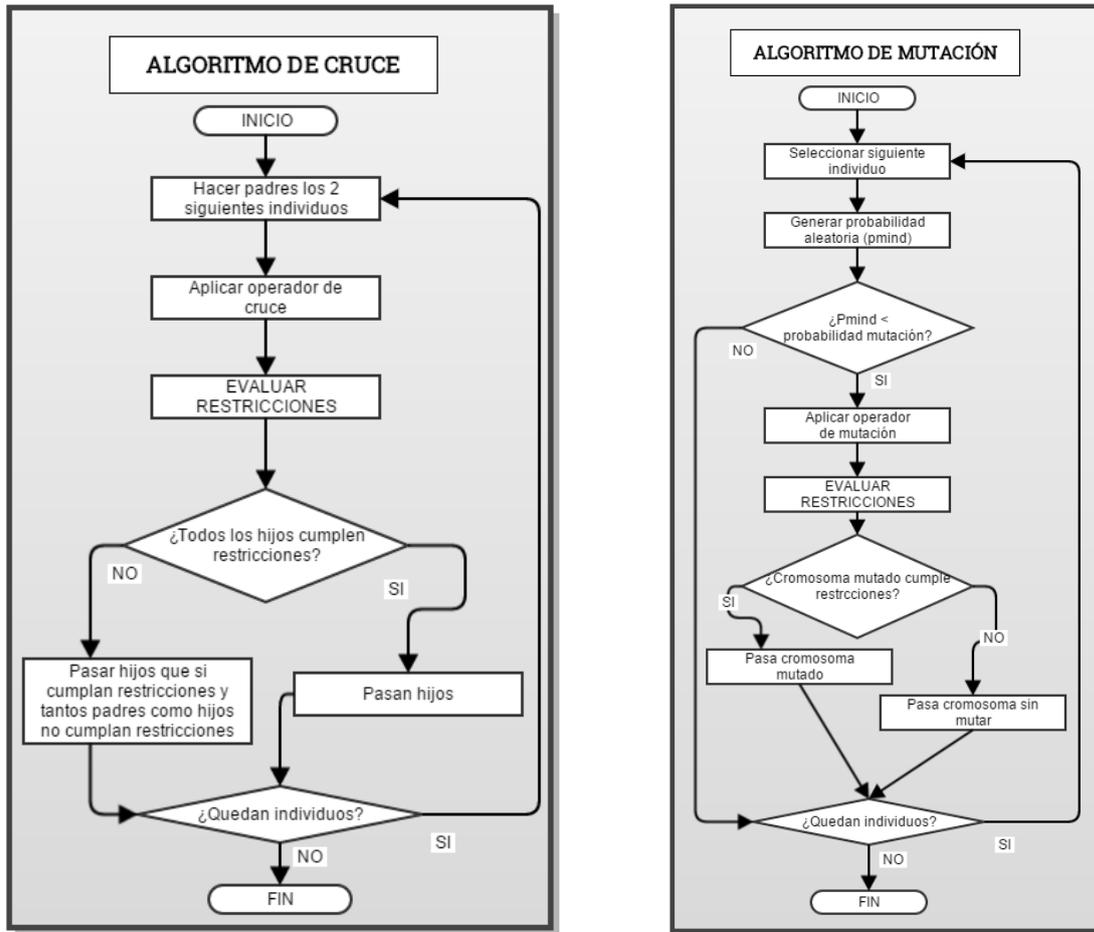


Figura 5.8. Diagramas de flujo del algoritmo de cruce (izquierda) y algoritmo de mutación, del algoritmo de generación de rutas

Búsqueda local

La búsqueda local empleada consiste en aplicar 2 iteraciones del método 2-OPT para mejorar de forma individual cada ruta que compone el individuo y 20 iteraciones del método 1NN-insersión entre cada ruta y el resto, para fomentar el intercambio de contenedores entre rutas.

Se escoge esta configuración, ya que tiene un coste computacional reducido y ofrece unas mejoras considerables a los individuos.

Evaluación de las restricciones del problema

Cada vez que se genera un individuo, se comprueba que cumpla las restricciones de capacidad de los vehículos. En caso de que no se cumpla, se descarta dicho individuo.

La restricción del tiempo de la ruta se decide no emplearla. En la población inicial es inviable tenerla en cuenta, puesto que obtener individuos para la población inicial que cumplan esta

restricción resulta imposible, a no ser que a cada uno se le aplique un proceso exhaustivo de búsqueda local. Además la propia capacidad del vehículo limita el número de contenedores que recoge, y se observa que en los resultados obtenidos se cumple esta restricción en el 100% de los casos.

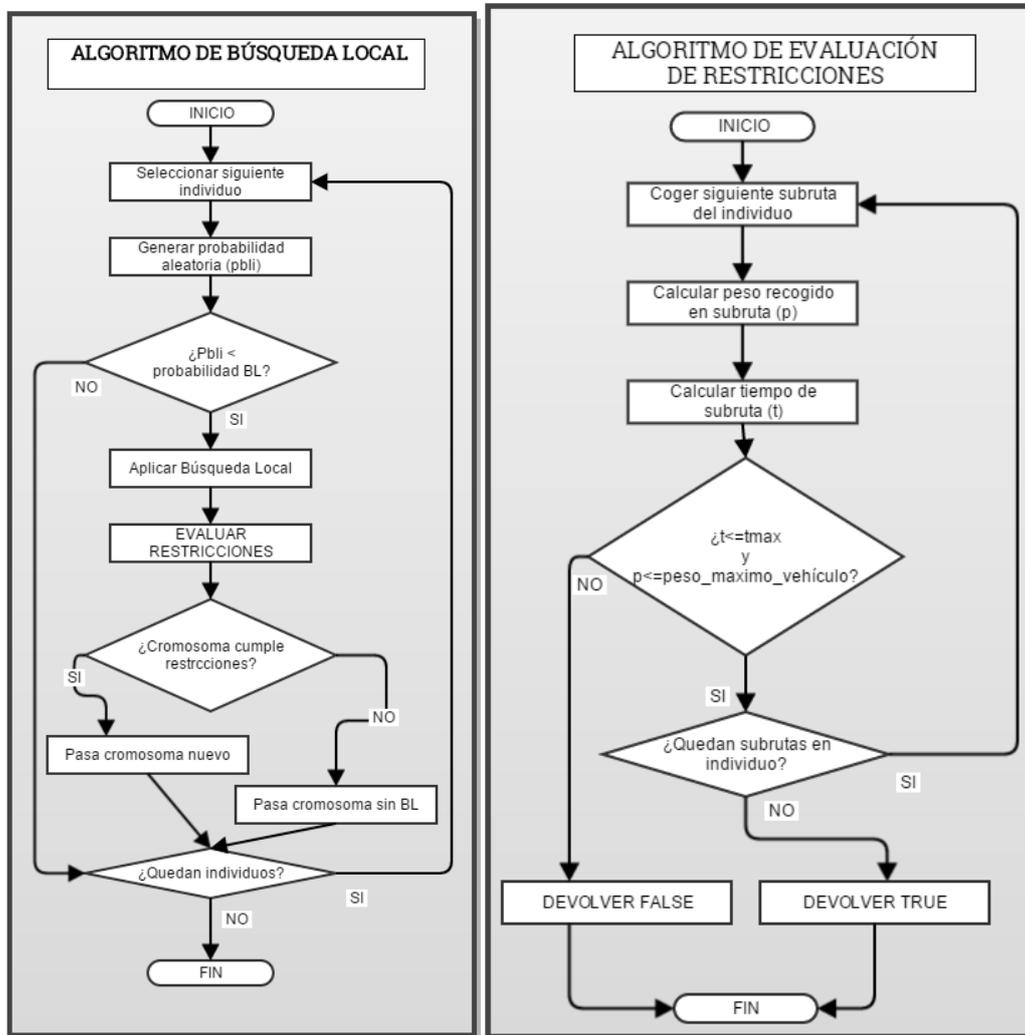


Figura 5.9. Diagrama de flujo del algoritmo de búsqueda local (izquierda) y algoritmo de evaluación de restricciones (derecha), del algoritmo de generación de rutas

5.4. Algoritmo de predicción del llenado de un contenedor

El objetivo de este algoritmo es obtener una predicción del volumen de llenado que tendrán los contenedores en un día y un turno dado. De esta forma los algoritmos de optimización y generación de rutas solamente tendrán en cuenta aquellos contenedores que tengan un nivel de llenado superior al 50% de su capacidad.

Aplicando esta predicción se consigue evitar tener que pasar por contenedores que se estiman que estarán vacíos o poco llenos y así poder reducir los tiempos y distancias de las rutas y por tanto el coste y consumo de combustible.

Registro de llenados

Para obtener esta predicción se tiene un registro con la siguiente información:

Contenedor	Día de la semana	Festivo	Víspera de festivo	Turno	Mes	Nivel de llenado
------------	------------------	---------	--------------------	-------	-----	------------------

El rango de valores de cada atributo es el siguiente:

- ✚ Contenedor: un número entero de 1 a n, donde n es el número total de contenedores.
- ✚ Día de la semana: número entero de 1 a 7, donde 1 equivale a domingo, 2 a lunes y así sucesivamente.
- ✚ Festivo: 0 si es festivo, 1 si no es festivo.
- ✚ Víspera de festivo: 0 si es festivo, 1 si no es festivo.
- ✚ Turno: 1-Mañana, 2-Tarde, 3-Noche.

Por ejemplo el día 12/07/2015 con turno de noche equivale a:

Día de la semana	Festivo	Víspera de festivo	Turno	Mes
1	0	1	3	7

Algoritmo de Regresión Lineal Generalizada

En un primer momento la idea fue obtener un modelo empelando la función glmfit de matlab. Esta función realiza una regresión lineal sobre los datos creando un modelo.

La forma de obtener el modelo consistía en realizar una validación cruzada, para comprobar el porcentaje de aciertos del modelo generado. Para ello en primer lugar se dividieron los registros en 5 conjuntos. Los registros de cada contenedor se dividían en 5, así en cada conjunto había registros de todos los contenedores. A continuación para cada combinación posible de los 5 conjuntos, se escogían 4 conjuntos como conjuntos de entrenamiento y el restante como conjunto de test. Se aplicaba la regresión lineal a los conjuntos de entrenamiento para generar el modelo y luego se validaba con el conjunto de test.

Problemas encontrados

En primer lugar los registros de llenados no eran suficientes. Únicamente había registros del último año, por lo que el modelo no diferenciaba entre el 07/05/2015 y el 07/04/2015. El mes no aportaba información.

Los resultados de validación no superaban el 50% de aciertos debido a esta falta de datos.

En definitiva, debido a la escasa información, no fue posible generar un modelo de predicción.

Alternativa y algoritmo final de predicción de llenado

Debido a que la parte de predicción de llenado resulta atractiva de cara a aplicarlo antes de optimizar o generar rutas, y evitar así contenedores vacíos, se propone emplear la predicción del llenado de la siguiente forma:

- ✚ Dado un día y turno, el nivel de llenado previsto para un contenedor será la media del nivel de llenado de todos los registros de ese contenedor para ese turno y día de la semana.
- ✚ En caso de que no haya registros de un contenedor para un turno y día dados, el nivel previsto será la media de todos los registros de llenado del contenedor.

De esta forma seguimos trabajando con una aproximación del nivel de llenado, más cercana a la realidad, variando los volúmenes de llenado en función del turno y día de la semana y no siendo siempre el mismo valor.

En un futuro y con los registros necesarios para poder crear un modelo, se conseguirá una estimación todavía más realista.

Capítulo 6

Estudio experimental

En este capítulo se presentan los estudios y casos de prueba llevados a cabo para resolver los problemas planteados. En la primera sección se explica el estudio realizado y los resultados obtenidos para obtener el algoritmo final de optimización de rutas existentes. En la segunda se presenta el estudio y resultados para el problema de generación de rutas de una fracción. Finalmente se plantea la incorporación del algoritmo de predicción del volumen de llenado, mostrando los resultados obtenidos.

Todas las pruebas se han ejecutado en el clúster ARIN GIARA, al cual se me ha proporcionado acceso. Todos los algoritmos han sido implementados en MATLAB.

Para irse familiarizando con la terminología empleada y tener un vistazo rápido de los casos de prueba que se realizarán para cada solución propuesta, a continuación se van a mostrar una serie de esquemas a modo resumen con los diferentes casos u algoritmos que se emplearán.

Esquema de pruebas del algoritmo evolutivo de optimización de rutas existentes

Para este algoritmo tenemos 2 formas de iniciar la población, 2 formas de seleccionar los padres, 1 forma de realizar el cruce, 4 mutaciones y 2 posibilidades respecto a la fase de búsqueda local (incorporarla o no). Las diferentes combinaciones de operadores y métodos están agrupadas en 4 casos. La diferencia entre los casos es la forma de iniciar la población y el incluir la fase de búsqueda local o no. Los casos 1 y 2 se han denominado como algoritmos genéticos, ya que no incluyen fase de búsqueda local. Por el contrario los casos 3 y 4 incluyen fase de búsqueda local y se han denominado como algoritmo meméticos.

A continuación se muestran las diferentes combinaciones o casos de prueba obtenidos:

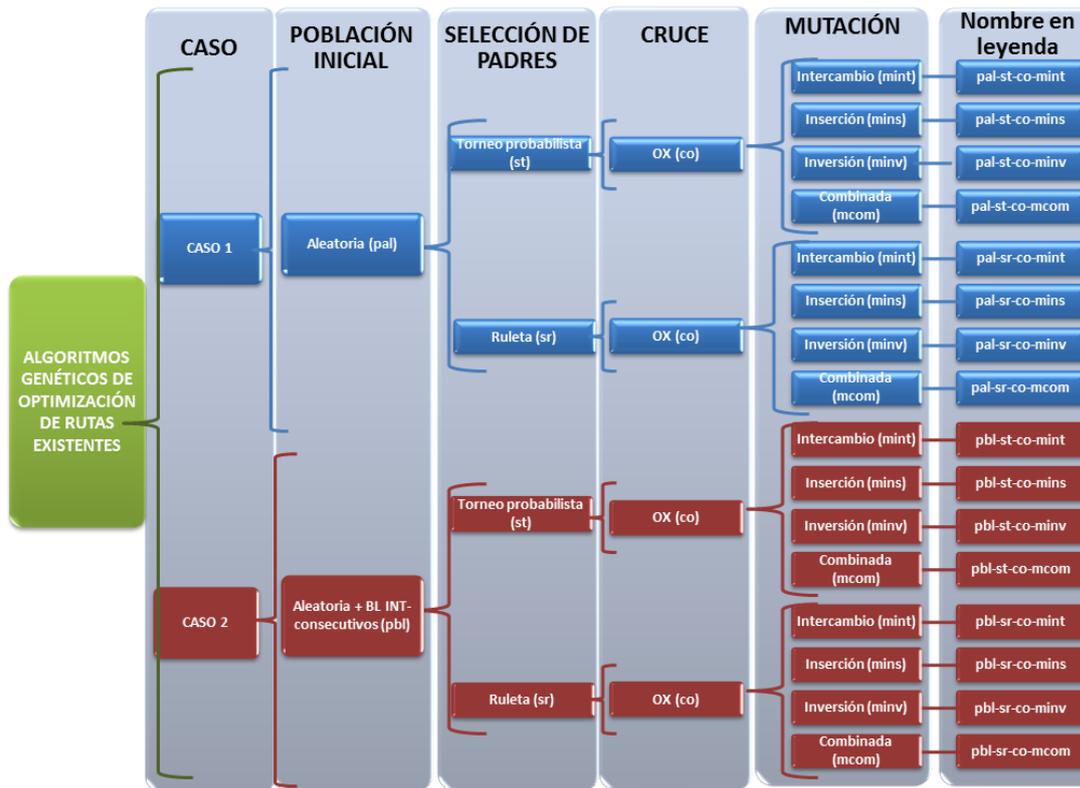


Figura 6.1. Resumen de los distintos casos de prueba para el algoritmo genético de optimización de rutas existentes

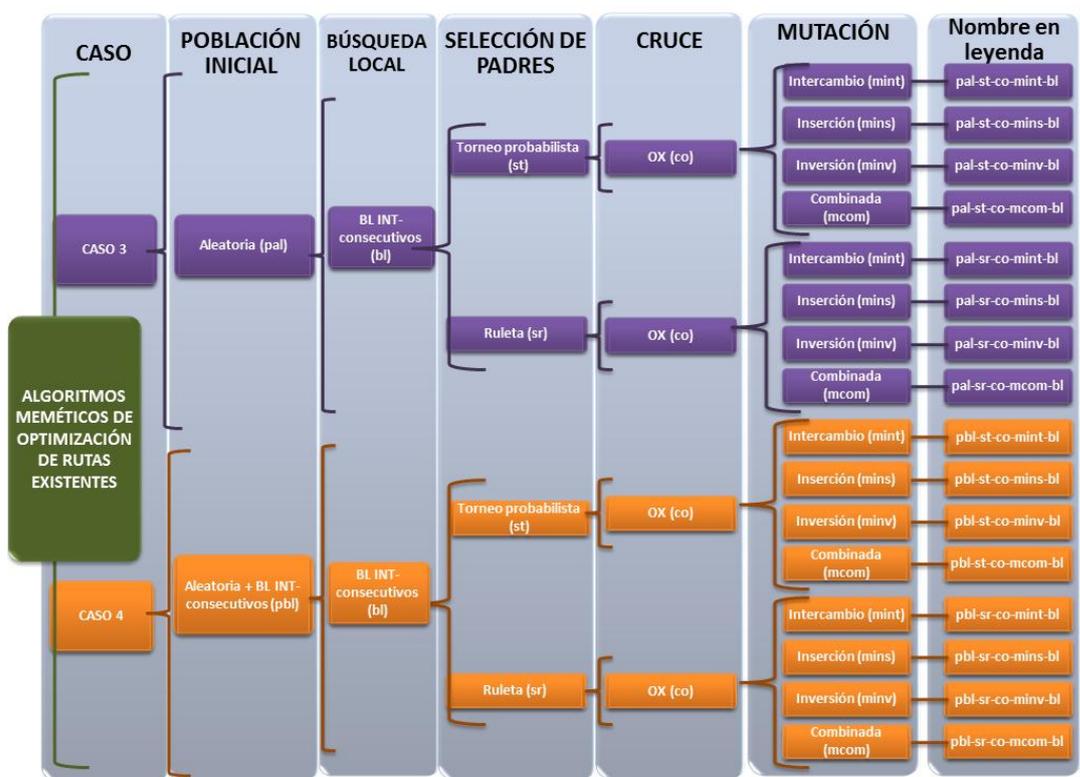


Figura 6.2. Resumen de los distintos casos de prueba para el algoritmo memético de optimización de rutas existentes

Esquema de pruebas de los algoritmos de generación de rutas de una fracción

Se plantean tres casos de prueba. El primer caso corresponde a un algoritmo de dos fases. En la primera fase se aplica el algoritmo de barrido y en la segunda el algoritmo genético de optimización de rutas. El segundo a un algoritmo evolutivo cuyo método de iniciar la población es la población mixta y el tercer caso a un algoritmo evolutivo cuya población inicial se forma con la población mixta más algoritmo de dos fases. Para ver como se forman estas población ir a sección **5.3.5. Población inicial**.

El siguiente esquema muestras los distintos casos:

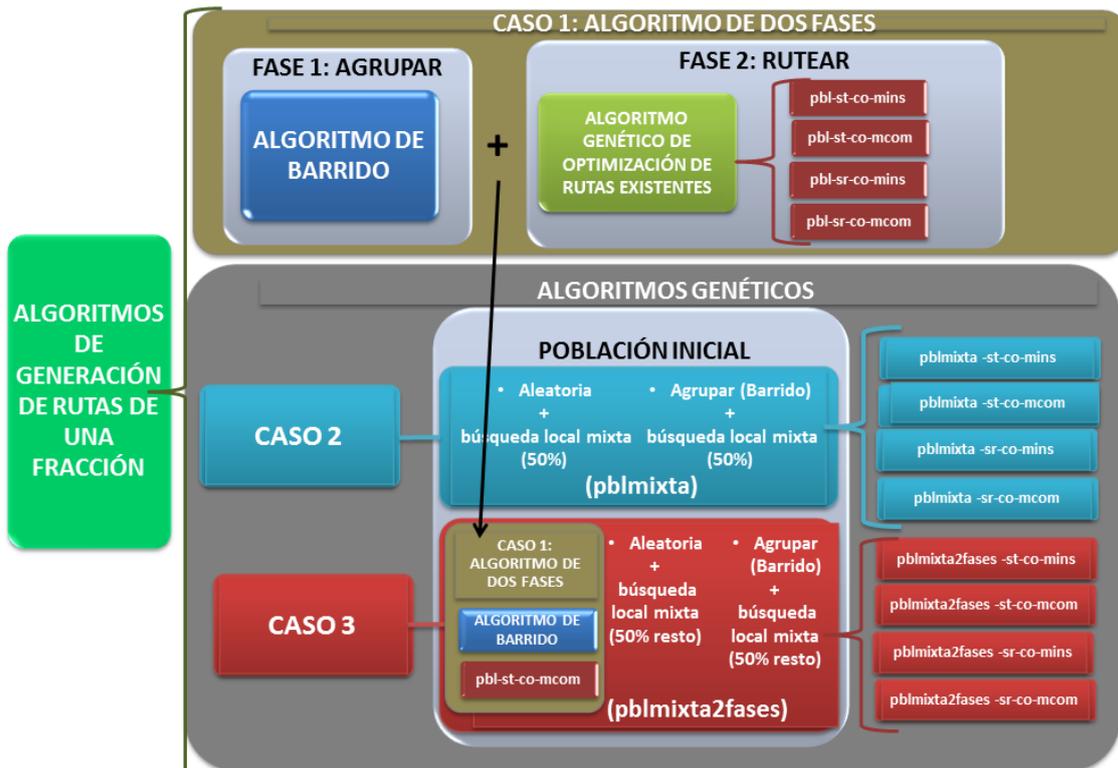


Figura 6.3. Resumen de los distintos casos para el algoritmo genético de generación de rutas de una fracción

Esquema de pruebas tras la incorporación del algoritmo de predicción de llenado

Una vez seleccionados los algoritmos de optimización de rutas y generación de rutas, se les aplica el algoritmo de predicción del llenado de los contenedores.

Los casos de prueba se muestran a continuación:



Figura 6.4. Resumen de los distintos casos de prueba con el algoritmo genético de predicción de llenado incorporado

6.1. Estudio del algoritmo de optimización de rutas existentes

6.1.1. Preparación del estudio

El estudio consiste en aplicar el algoritmo con todas las combinaciones posibles de operadores de cruce, mutación, funciones de búsqueda local, métodos de iniciar la población y selección de padres, a cada una de las 9 rutas de ejemplo. Tenemos 2 formas de iniciar la población, 2 formas de seleccionar los padres, 1 forma de realizar el cruce, 4 mutaciones y 2 posibilidades respecto a la fase de búsqueda local (incorporarla o no). Para tener una visión más clara de qué algoritmo funciona mejor, se realizarán 6 ejecuciones por cada combinación de operadores y ruta de ejemplo y los resultados se mostrarán en función de la media de las 6 ejecuciones. Finalmente se analizarán los resultados y se seleccionará la combinación de operadores que más prometedora pueda resultar.

Las diferentes combinaciones de operadores y métodos se detallan en la siguiente tabla, agrupados en 4 casos. La diferencia entre los casos es la forma de iniciar la población y el incluir la fase de búsqueda local o no.

A continuación se muestra una tabla con el resumen de los casos y operadores empleados:

Caso	Inicio población	Selección padres	Cruce	Mutación	Búsqueda Local (BL)
Caso1	Aleatoria	Torneo probabilista	Orden (OX)	Intercambio	-
				Inserción	
				Inversión	
		Combinada			
		Intercambio			
		Inserción			
		Inversión			
Combinada					
Caso2	Aleatoria + BL	Torneo probabilista	Orden (OX)	Intercambio	
				Inserción	
				Inversión	
		Combinada			
		Intercambio			
		Inserción			
		Inversión			
Combinada					
Caso3	Aleatoria	Torneo probabilista	Orden (OX)	Intercambio	INT-consecutivos
				Inserción	
				Inversión	
		Combinada			
		Intercambio			
		Inserción			
		Inversión			
Combinada					
Caso4	Aleatoria + BL	Torneo probabilista	Orden (OX)	Intercambio	
				Inserción	
				Inversión	
		Combinada			
		Intercambio			
		Inserción			
		Inversión			
Combinada					

Tabla 6.1. Resumen de los distintos casos de prueba para el algoritmo de optimización de rutas existentes

Por tanto podemos considerar los casos uno y dos como algoritmos genéticos y los casos tres y cuatro como algoritmos meméticos.

En el ANEXO 1 podemos ver los resultados obtenidos para cada una de las rutas, y un resumen global con el promedio total para cada combinación de operadores.

Dentro de los resultados de cada una de las rutas tenemos la información de la ruta, una comparación de la mejor combinación de operadores que incluyen la etapa de búsqueda local (algoritmo memético), la mejor combinación de operadores sin etapa de búsqueda local (algoritmo genético), y la ruta original. También se presenta una tabla con los resultados para cada combinación de operadores y cuatro conjunto de gráficas.

Cada conjunto de gráficas (uno por caso) contiene:

- ✚ Gráfica de evolución del fitness, en ese caso, del coste en combustible. Se mide en litros o euros, puesto que la conversión de euros-litros se hace considerando que 1 litro de combustible cuesta un euro.
- ✚ Gráfica de evolución del tiempo.
- ✚ Gráfica de evolución de la distancia.
- ✚ Gráfica de evolución del coste total de la ruta (coste en combustible más coste en personal).

A cada combinación de operadores se le ha nombrado de distinta manera para poder diferenciarlos. En cada nombre se hace referencia a cada uno de los operadores que se emplea. A continuación se describe el significado de la leyenda (que también puede observarse en la *Figura 6.1.* y la *Figura 6.2.*

- ✚ Pal: población inicial aleatoria
- ✚ Pbl: población inicial aleatoria + búsqueda local INT-consecutivos
- ✚ St: selección de padres mediante torneo probabilista
- ✚ Sr: selección de padres mediante ruleta
- ✚ Co: cruce orden (OX)
- ✚ Mint: mutación intercambio
- ✚ Mins: mutación inserción
- ✚ Minv: mutación inversión
- ✚ Mcom: mutación combinada
- ✚ Blint: etapa de búsqueda local INT-consecutivos tras cruce y mutación

6.1.2. Análisis de los resultados y conclusiones

A continuación se muestra para cada combinación de operadores, la suma del coste en combustible, la suma del coste total y los kg de CO₂ totales que evitamos, obtenidos tras aplicar el algoritmo a cada una de las rutas de muestra. También entre paréntesis el promedio de los porcentajes de mejora del coste total y en combustible obtenidos para cada una de las rutas. La tabla se muestra ordenada de menor a mayor por el coste en combustible:

	Coste combustible (% mejora)	Coste total (% mejora)	Kg CO ₂ eq. evitados
pbl-st-co-mcom-bl	168,98 (22,27%)	580,39 (21,17%)	134,9
pal-st-co-mcom-bl	169,53 (22,02%)	579,46 (21,29%)	133,4
pbl-sr-co-mcom-bl	169,73 (21,92%)	593,29 (19,41%)	132,8
pbl-st-co-mcom	169,93 (21,84%)	583,94 (20,68%)	132,2
pbl-sr-co-mins	170,06 (21,78%)	593,00 (19,45%)	131,9
pal-st-co-mcom	170,34 (21,65%)	583,36 (20,76%)	131,1
pal-sr-co-mcom-bl	170,90 (21,39%)	591,60 (19,64%)	129,5
pal-sr-co-mins-bl	170,92 (21,38%)	590,18 (19,84%)	129,5
pbl-st-co-mins-bl	171,39 (21,16%)	585,90 (20,42%)	128,2

pbl-sr-co-mins-bl	171,43 (21,14%)	592,68 (19,50%)	128,0
pal-st-co-mins-bl	171,68 (21,03%)	589,21 (19,97%)	127,4
pal-st-co-mins	171,83 (21,96%)	590,45 (19,80%)	126,9
pbl-st-co-mins	171,85 (20,95%)	588,68 (20,04%)	126,9
pal-sr-co-mcom	172,01 (20,88%)	599,09 (18,63%)	126,4
pbl-sr-co-mcom	173,03 (20,41%)	599,25 (18,60%)	123,6
pal-sr-co-mins	173,28 (20,29%)	599,94 (18,51%)	122,9
pbl-sr-co-mint-bl	175,67 (19,20%)	616,38 (16,28%)	116,2
pbl-sr-co-minv-bl	176,64 (18,75%)	618,17 (16,03%)	113,5
pal-sr-co-mint-bl	177,67 (18,28%)	621,16 (15,63%)	110,7
pal-st-co-mint-bl	177,80 (18,22%)	614,01 (16,60%)	110,3
pbl-st-co-mint-bl	178,00 (18,12%)	614,51 (16,53%)	109,7
pal-sr-co-minv-bl	178,16 (18,05%)	626,82 (14,86%)	109,3
pal-sr-co-mint	178,65 (17,82%)	627,89 (14,71%)	107,9
pbl-sr-co-mint	178,66 (17,82%)	627,65 (14,75%)	107,9
pal-st-co-mint	180,71 (16,88%)	626,85 (14,85%)	102,2
pbl-st-co-mint	181,01 (16,74%)	627,23 (14,80%)	101,4
pbl-st-co-minv-bl	181,24 (16,63%)	627,93 (14,71%)	100,7
pal-st-co-minv-bl	181,41 (16,55%)	631,04 (14,29%)	100,2
pbl-sr-co-minv	182,14 (16,22%)	643,46 (12,60%)	98,2
pal-sr-co-minv	183,01 (15,82%)	642,86 (12,68%)	95,8
pal-st-co-minv	186,07 (14,38%)	649,55 (11,77%)	87,3
pbl-st-co-minv	186,15 (14,38%)	647,86 (12,00%)	87,1

Tabla 6.2. Totales y % mejora del coste en combustible, coste total y kg de CO₂ evitados, para cada combinación de operadores, ordenados de menor a mayor por el coste en combustible total

Análisis de población inicial

El método para iniciar la población no es un factor que marque la diferencia. Tanto en los casos en los que la población se inicia aleatoriamente como en los casos en los que se le aplica algún método de búsqueda local a la población inicial, se obtienen resultados semejantes para cada combinación de operadores.

Sin embargo se observa que cuando el método de selección de padres es mediante el método de la ruleta (sr), generar la población aplicando el método de búsqueda local INT-consecutivos (pbl), hace que en menos iteraciones obtengamos un resultado mejor que cuando la población se genera aleatoriamente. En el caso de la selección por torneo probabilista, apenas tiene relevancia la forma de iniciar la población.

Debido a que la ruta original tiene un coste menor que cualquier ruta que se genere ya sea aleatoriamente como con el método de búsqueda local INT-consecutivos, se llegan a obtener resultados semejantes. Evidentemente, sin no se introdujese la ruta original, una población con mejores individuos favorecería a obtener una solución mejor y converger en menos

iteraciones. Por ese motivo, es preferible iniciar la población con algún método de búsqueda local que obtenga mejores individuos.

Análisis del método de selección de padres

El método de selección por torneo probabilista hace que la población converja muchísimo más rápido que el método de la ruleta, y en muchos casos obteniendo mejores resultados que el método de la ruleta.

Esto es debido a que en el método de la ruleta la probabilidad de escoger a los mejores individuos es proporcional a su fitness, englobando mayor parte de la ruleta los mejores individuos. Por tanto generalmente se escogen como padres los mejores individuos, haciendo que la mejora en cada iteración no sea mucha y no se exploren nuevas soluciones.

Por otro lado el método del torneo selecciona aleatoriamente 4 individuos (en este caso), y en el 90% de los casos gana el mejor y en el 10% de los casos gana el peor. Esto hace que no necesariamente los individuos escogidos sean los mejores, pero si hay más margen de mejora cuando se apliquen los operadores de cruce y mutación, favoreciendo a explorar más posibles soluciones. Pese a que con este método el algoritmo converge más rápido, los resultados obtenidos también son mejores en algunos casos.

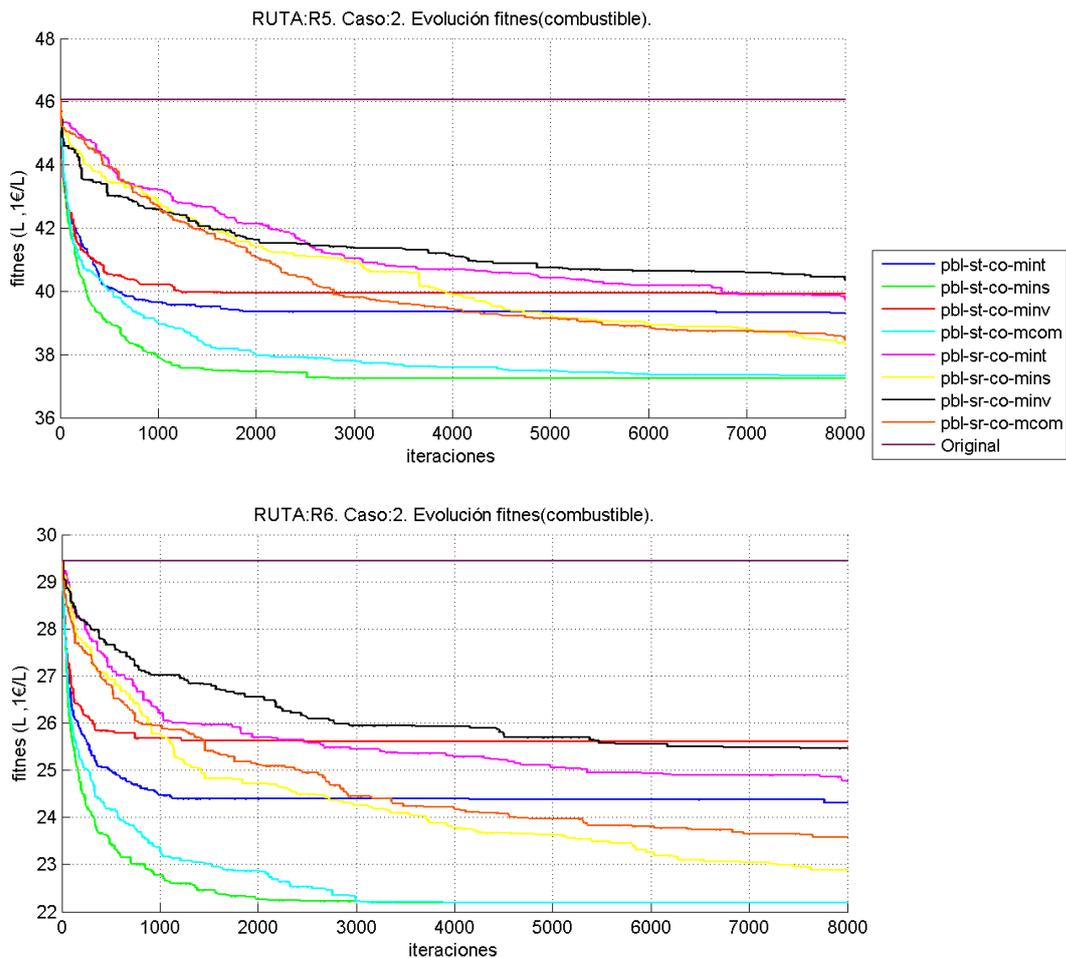


Figura 6.5. Gráficas de evolución del fitness para el Caso 2 de la ruta 5 (arriba) y el Caso 2 de la ruta 6 (abajo)

En las gráficas se observa claramente como las combinaciones que emplean la selección por torneo (azul oscura, verde, roja y azul clara) convergen en 3000 iteraciones mientras que las que emplean la selección por ruleta empiezan a converger a partir de las 6000 iteraciones, obteniendo mejores resultados los que emplean la selección por torneo.

Análisis de los operadores de cruce

En las pruebas únicamente se emplea el operador de cruce OX. Sin embargo en las primeras pruebas se aplicó también el operador de cruce ERX. Se descartó en un primer momento debido a su alto coste computacional y a que no ofrecía una mejora considerable respecto al operador OX.

Análisis de los operadores de mutación

Vemos que los operadores de intercambio e inversión no dan buenos resultados. Sin embargo el operador de inserción y la mutación combinada dan los mejores resultados en todos los casos.

La mutación se aplica al 25% de la población. Además el individuo obtenido tras la mutación siempre pasa a formar parte de la población, tanto mejore o empeore. Con esto favorecemos a que aumente la diversidad y fomentamos la exploración del espacio de soluciones. Sin embargo esto puede perjudicar a la hora de que el algoritmo converja en una buena solución. En el caso de la selección mediante la ruleta, si tras la mutación algunos individuos empeoran, seguirán predominando los mismos que en iteraciones anteriores a la hora de ser seleccionados. De ahí que converger cueste más que con la selección mediante el torneo probabilista.

Es interesante ver como la mutación combinada ofrece los mejores resultados. Esta mutación aplica de forma aleatoria y con la misma probabilidad una de las otras tres mutaciones. Posiblemente estos resultados mejores se deban a que no solo se aplica el operador de inserción (que da mejores resultados que los otros dos), sino que también se aplican los otros dos operadores, fomentando la exploración de nuevas soluciones. Parece que un equilibrio entre los tres operadores puede dar mejores resultados.

En las gráficas anteriores se puede observar como los operadores que mejor resultado dan son los de inserción y la mutación combinada.

Análisis de los operadores de búsqueda local

Incorporar una etapa de búsqueda local, es decir, trabajar con un algoritmo memético, en este caso no ofrece soluciones mucho mejores. Sí que se obtiene una pequeña mejora en varias combinaciones de operadores, haciendo que se obtengan mejores resultados. Realmente el

aumento del coste computacional que supone incorporar esta etapa no compensa con las mejoras ofrecidas.

Es importante, a la vez que difícil, encontrar un método de búsqueda local adecuado, que no penalice mucho el tiempo de ejecución y que a la vez ofrezca una mejora considerable.

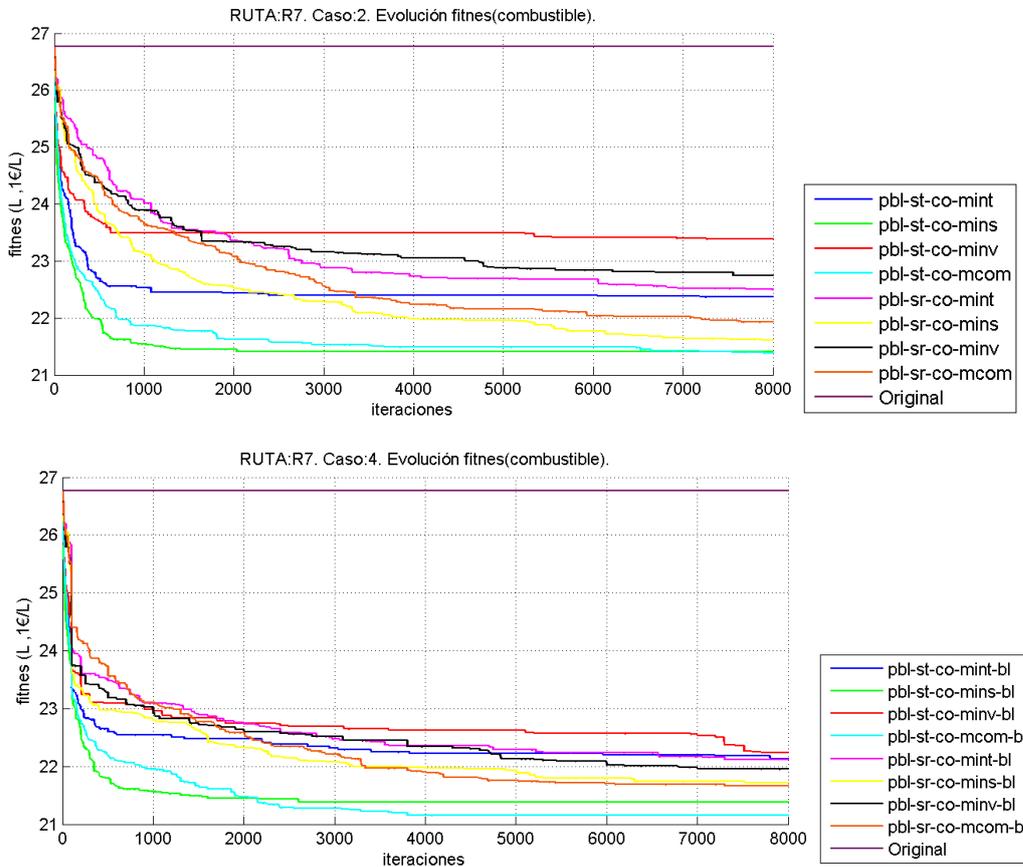


Figura 6.6. Gráficas de evolución del fitness para el Caso2 (arriba) y el Caso4 (abajo) de la ruta7

En la gráfica podemos ver como el aplicar la fase de búsqueda local (gráfica de abajo), hace que para el mismo número de iteraciones se haya obtenido mejor resultado al principio en el Caso 4 (aplica búsqueda local). Sin embargo hay rutas en las que para algunas combinaciones de operadores finalmente se obtiene mejor resultado sin aplicar la búsqueda local.

Selección del algoritmo final

Los tres mejores resultados de la *Tabla 6.2.* incluyen la fase de búsqueda local y emplean el operador de mutación combinada. Sin embargo la diferencia con los cinco siguientes no varía más de dos litros de combustible.

Como se ha explicado con anterioridad, el aumento del coste computacional por incorporar la búsqueda local no compensa con la poca mejora obtenida con respecto a no incorporarla. Por tanto la selección de las mejores combinaciones de operadores no incluirá ningún caso que haga uso de búsqueda local.

Finalmente la combinación de operadores escogida es la que corresponde a la posición 4 de la *Tabla 6.2.* (pbl-st-co-mcom):

-  Población aleatoria + búsqueda local INT-consecutivos
-  Selección de padres por torneo probabilista
-  Cruce OX
-  Mutación combinada

Para los próximos algoritmos no se descarta emplear la mutación inserción con ambos métodos de selección de padres para observar cual funciona mejor, debido a los resultados favorables que se obtienen en este algoritmo.

Análisis de los ahorros en costes y CO₂

A continuación se muestra la suma total de los ahorros obtenidos en cada una de las rutas tras aplicar la combinación de operadores escogida (pbl-st-co-mcom) y el promedio de los porcentajes de mejora:

Ahorros totales					Promedio % mejora					Total Kg CO ₂ eq. evitados
C.Comb. (€ y L)	Tº (h)	Dª (km)	C.Pers (€)	C.Total (€)	C. Comb	Tº	Dª	C. Pers	C. Total	
47,47	5,24	134,30	104,80	152,27	21,84	20,20	21,24	20,20	20,68	132,2

Tabla 6.3. Ahorros totales, promedio del % de mejora y total de Kg de CO₂ evitados para la combinación de operadores pbl-st-co-mcom del algoritmo de optimización de rutas existentes

Con este algoritmo se obtiene de media total entre todas las rutas, una mejora del coste en combustible del 21,84%, que traducido a euros son unos 47,47€ (y litros) de ahorro respecto a las rutas originales. La mejora del coste total es del 20,68% (152,27€).

Respecto a los kilogramos de CO₂ equivalentes que se evitan en total 132,2.

Puede parecer poco, pero teniendo en cuenta que se realizan una media de 30 rutas diarias, podemos hacer una rápida estimación del ahorro que supondría aplicar este algoritmo a la hora de realizar las rutas de manera más eficiente.

A continuación se va a realizar una estimación del ahorro medio por ruta, mensual y anual que supondría aplicar este algoritmo a las rutas existentes.

	Ahorros					kg CO ₂ eq. evitados
	C.Comb. (€ y L)	Tº (h)	Dª (km)	C.Pers (€)	C.Total (€)	
Promedio por ruta	5,93	0,66	16,79	13,10	19,03	16,53
Estimación mensual	5.340	590	15.109	11.790	17.130	14.873
Estimación anual	64.085	7.074	181.305	141.480	205.565	178.470

Tabla 6.4. Promedio por ruta, estimación mensual y anual de los ahorros y Kg de CO₂ evitados con el algoritmo de optimización de rutas existentes escogido (pbl-st-co-mcom)

El promedio por ruta se obtiene dividiendo los resultados de la *Tabla 6.4.* entre 8 (número de rutas de muestra). La estimación mensual es el resultado de multiplicar el promedio por ruta por 30 rutas diarias que se realizan de media por 30 días mensuales. La estimación anual se calcula multiplicando la estimación mensual por 12 meses.

Como observamos, aplicar este algoritmo para optimizar las rutas ya existentes, es decir, aquellas que ya están realizando en el día a día, a priori podría ahorrar una media 205.565€ anuales.

Además evitaríamos la emisión de unas 178 toneladas de CO₂ eq. al medio ambiente. Para hacernos una idea, 100 toneladas de CO₂ equivalen a cada uno de los siguientes puntos:

- ✚ Conducir un automóvil domestico durante 162 días sin parar.
- ✚ Las emisiones provocadas por un avión que vuela durante 3,16 horas sin parar.
- ✚ Una bombilla de 13 vatios iluminando durante 878 años de forma consecutiva.
- ✚ Quitar 19 automóviles de las calles durante un año.
- ✚ El consumo de energía promedio de una casa durante 7,69 años.
- ✚ 50 toneladas de gas natural quemados para producir electricidad.
- ✚ 26 toneladas de carbón quemado para producir electricidad.

Cabe destacar que se trata de una estimación y que las cantidades pueden variar puesto que no todas las rutas pueden tener el mismo margen de mejora, y si se aplicase el algoritmo en todas las rutas podríamos tener un ahorro por ruta mayor o menor. Lo que sí es un hecho es que podemos obtener un porcentaje medio de mejora en costes por ruta del 20% y reducir considerablemente los kg CO₂ eq. producidos.

Respecto a la distancia, las rutas son de media 16 km más cortas que las originales. Esto supone un desgaste menor de los vehículos y un mantenimiento menor, alargando así la vida útil del vehículo y ahorrando a su vez en posibles reparaciones.

En cuanto al tiempo, obtenemos rutas 40 minutos más cortas de media. Esto permite que se realicen más rutas diarias, o que los trabajadores puedan realizar varias rutas en un turno. También implica un menor impacto ambiental, puesto que los vehículos de recogida terminarían antes sus turnos, estando menos tiempo en circulación, y por tanto “estorbando” menos en la circulación vial.

Para concluir destacar que parece prometedor aplicar el algoritmo a las rutas existentes. Hay que destacar que los kg que se recogen de los contenedores son una estimación y evidentemente nunca van a ser exactamente esos. Habrá días en los que se recoja más kg y días en los que menos. Aun así planificar una ruta en base a los resultados del algoritmo favorecerá a la hora de ahorrar en costes y reducir las emisiones de CO₂.

6.2. Estudio del algoritmo de generación de rutas de una fracción

6.2.1. Preparación del estudio

Para este estudio se van a utilizar tres algoritmos diferentes. En el *Figura 6.3.* podemos observar el esquema de estos algoritmos.

El primero de ellos (Caso 1) es el algoritmo de dos fases para generación de rutas de una fracción. Para la fase de agrupar se emplea el algoritmo de barrido y para la fase de rutear, el algoritmo evolutivo de optimización de rutas. Para el algoritmo evolutivo el método de iniciar la población es: población aleatoria más búsqueda local INT-consecutivos.

El segundo (Caso 2) y tercer algoritmo (Caso 3) son los algoritmos evolutivos para generación de rutas de una fracción. La diferencia entre ambos está en la manera de iniciar la población. En el Caso 3 la población se inicializa empleando la población mixta +algoritmo de dos fases. En el Caso 2 se inicializa con la población mixta. Para ver como se generan ambas poblaciones iniciales consultar apartado **5.3.5. Población inicial.**

Para los tres algoritmos se utilizarán las siguientes combinaciones de operadores:

Selección padres	Mutación
Torneo probabilista	Inserción
Torneo probabilista	Combinada
Ruleta	Inserción
Ruleta	Combinada

Tabla 6.5. Combinaciones de operadores para los tres casos de algoritmos de generación de rutas de una fracción

En el caso del algoritmo de dos fases, estas combinaciones se aplican en el algoritmo evolutivo de la fase de rutear.

Se ha descartado utilizar la fase de búsqueda local debido a los altos costes computacionales que supone. En estos casos se trabaja sobre un número de contenedores elevados y se requieren de más iteraciones. Además en el algoritmo de optimización de rutas existentes esta fase no aportaba mucha mejora y el tiempo de ejecución se elevaba considerablemente, por lo que si trabajamos sobre más contenedores y con más iteraciones, resulta inviable.

Para poder comparar los resultados obtenidos con los resultados de las rutas que actualmente se realizan, se ha decidido crear conjuntos de contenedores resultantes de unir varias rutas de la misma fracción. Los algoritmos se aplicarán a estos conjuntos y se generarán una serie de rutas.

Estos conjuntos de contenedores se detallan a continuación:

Conjunto	Rutas que agrupa	Fracción	Nº contenedores
Conjunto 1	R2-R3	Papel y cartón	120
Conjunto 2	R2-R3-R4	Papel y cartón	192
Conjunto 3	R2-R3-R4-R5	Papel y cartón	320
Conjunto 4	R6-R7	Envases	172
Conjunto 5	R6-R7-R8	Envases	240
Conjunto 6	R6-R7-R8-R9	Envases	319

Tabla 6.6. Conjuntos de contenedores sobre los que aplicar los algoritmos de generación de rutas de una fracción

Se realizarán 5 ejecuciones para cada algoritmo, combinación de operadores y conjuntos. Los resultados se obtienen en base a la media de las 5 ejecuciones. También se obtendrá la mejor ruta obtenida de entre las 5 ejecuciones para cada algoritmo y conjunto.

Para cada conjunto se comparará la suma de los resultados totales de los costes obtenidos de las rutas generadas a partir del conjunto, con la suma de los totales de las rutas originales del conjunto. Por ejemplo para el conjunto 2, supongamos que el coste de la ruta R2 es 5, el de la ruta R3 es 2 y el de la R4 es 4. Supongamos que tras aplicar uno de los algoritmos se han generado 2 rutas, RG1 con coste 2 y RG2 con coste 3. La comparación se hará sobre los totales, siendo 11 el total para el conjunto original (5+2+4) y 5 el total para las rutas generadas (2+3).

Se mostrarán las gráficas de la evolución del fitness (coste total), del coste en combustible, del tiempo y de la distancia de cada combinación de operadores para cada algoritmo y conjunto. En la leyenda de las gráficas se nombra a cada combinación de operadores de distinta forma. A continuación se explica el significado, que podemos observar también en el *Figura 6.3.*:

- ✚ Pblmixta: población mixta
- ✚ Pblmixta2fases: población mixta + algoritmo de dos fases
- ✚ Pbl: población inicial aleatoria + búsqueda local INT-consecutivos
- ✚ St: selección de padres mediante torneo probabilista
- ✚ Sr: selección de padres mediante ruleta
- ✚ Co: cruce orden (OX)
- ✚ Mins: mutación inserción
- ✚ Mcom: mutación combinada
- ✚ Caso 1: Algoritmo de 2 fases
- ✚ Caso 2: Algoritmo evolutivo con pblmixta
- ✚ Caso 3: Algoritmo evolutivo con pblmixta2fases

Finalmente se compararan los promedios de los resultados obtenidos para cada algoritmo y combinación de operadores y se seleccionara el más prometedor.

En el ANEXO 2 podemos ver los resultados obtenidos para cada conjunto junto con sus gráficas.

6.2.2. Análisis de los resultados y conclusiones

Selección del algoritmo final

A continuación se muestra el porcentaje de mejora promedio de todos los conjuntos, obtenido para cada algoritmo y combinación de operadores.

		% Mejora promedio					Promedio kg CO ₂ eq. evitados
		C. Total	C. Comb	C. Pers	Tº	Dª	
CASO 1 (DOS FASES)	pbl-st-co-mins	13,08	9,92	14,37	14,37	20,62	20,57
	pbl-st-co-mcom	13,40	10,09	14,75	14,75	20,76	21,73
	pbl-sr-co-mins	4,62	2,70	5,40	5,40	15,14	4,29
	pbl-sr-co-mcom	1,40	0,16	1,91	1,91	13,11	-1,28
CASO 2	pblmixta -st-co-mins	19,34	18,97	19,57	19,57	21,31	41,15
	pblmixta -st-co-mcom	19,73	18,13	20,55	20,55	22,31	37,91
	pblmixta -sr-co-mins	19,67	18,89	20,09	20,09	21,25	40,41
	pblmixta -sr-co-mcom	20,09	18,77	21,03	21,03	23,54	40,45
CASO 3	pblmixta2fases -st-co-mins	18,29	15,70	19,43	19,43	24,14	33,17
	pblmixta2fases -st-co-mcom	17,92	14,20	19,60	19,60	24,34	30,16
	pblmixta2fases -sr-co-mins	17,91	14,86	19,37	19,37	24,42	31,40
	pblmixta2fases -sr-co-mcom	17,02	13,40	18,65	18,65	23,68	29,04

Tabla 6.7. Promedio del % de mejora y Kg de CO₂ evitados obtenidos en cada conjunto tras aplicar cada algoritmo de generación de rutas de una fracción

En la tabla se observa que el Caso 1 es el que peor resultados obtiene. Es más, para aquellas combinaciones de operadores donde se emplea la selección mediante la ruleta, se obtiene muy poca mejora. Los Casos 2 y 3 no difieren mucho en cuanto a resultados, siendo el Caso 2 el que obtiene mejores soluciones. En particular, los mejores se dan con el Caso 2, empleando la selección mediante la ruleta y la mutación combinada.

En las siguientes gráficas se muestra una comparación de la evolución del coste total para cada uno de los 3 casos sobre el conjunto 3 (gráficas de la izquierda) y el conjunto 6 (gráficas de la derecha). Se han escogido estos dos conjuntos puesto que cada uno contiene todos los contenedores de su respectiva fracción con los que se han trabajado.

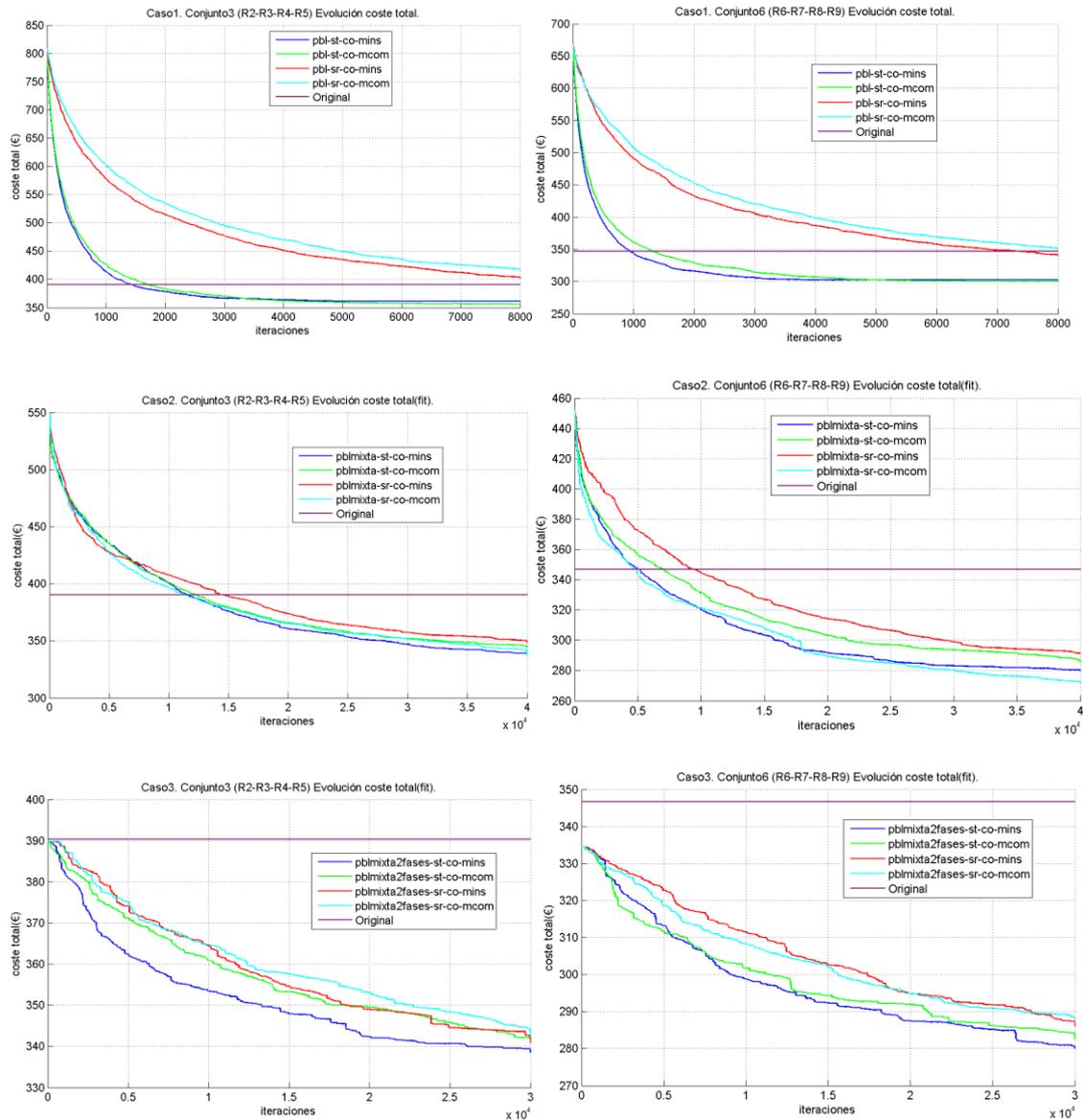


Figura 6.7. Gráficas de evolución del coste total para el conjunto 3 (columna izquierda) y conjunto 6 (columna derecha) del Caso 1 (fila superior), Caso 2 (fila intermedia) y Caso 3 (fila inferior)

Como se observa los mejores resultados se obtienen con el Caso 2 (algoritmo evolutivo con población inicial mixta) para todas las combinaciones de operadores propuestas.

Por el contrario el Caso 1 (algoritmo de dos fases) es el que peor resultados da. Se observa que la mejor combinación de operadores para el algoritmo evolutivo de optimización de rutas que se emplea en la fase de ruteo, es aquella que emplea la selección por torneo probabilista y la mutación combinada (al igual que en la optimización de rutas existentes). Este algoritmo tiene el inconveniente de que una vez establecidos los clústeres o agrupaciones de contenedores, no hay posibilidad de moverlos de unas rutas a otras, a diferencia de los otros dos casos. Por tanto aplicar este algoritmo condiciona a que los contenedores que formen las rutas generadas sean los establecidos en la fase de agrupación. Como punto a favor, tiene un reducido coste computacional en comparación con los otros dos algoritmos. Respecto al

número de rutas generadas, se obtienen el mínimo número de rutas posibles, puesto que se sacan los vehículos de máxima capacidad necesarios y un vehículo de capacidad suficiente para recoger el resto.

El Caso 3 (algoritmo evolutivo con población inicial mixta + algoritmo de dos fases) da resultados aceptables. En este caso en la población inicial se introducen individuos obtenidos al aplicar el algoritmo de dos fases. Esto hace que desde el comienzo haya individuos muy buenos o prometedores. Sin embargo esto provoca que aquellos individuos peores de la población inicial sean casi ignorados, centrando el problema en un espacio de soluciones más reducido. Debido a esto se produce un proceso evolutivo lento, donde el número de iteraciones necesarias para llegar a una buena solución no difiere mucho de las necesarias para el Caso 2. Respecto a los operadores de selección y mutación, no hay mucha diferencia entre usar unos y otros en este caso. En cuanto al número de rutas generadas, principalmente viene marcado por el mejor individuo de la población inicial obtenido con el algoritmo de dos fases. No se ha observado que haya variación del número de rutas generadas finalmente respecto al número de rutas que componen este individuo.

El Caso 2 (algoritmo evolutivo con población inicial mixta) parte de una población inicial peor que el Caso 3, puesto que no incluye individuos obtenidos con el algoritmo de dos fases. Sin embargo el proceso evolutivo es más rápido y se obtienen mejores resultados que en el Caso 2 en el mismo número de iteraciones. Esto se debe principalmente a que el espacio de soluciones explorado es más amplio dando más diversidad a la población y permitiendo obtener individuos más diferentes entre sí. Además la flexibilidad a la hora de cambiar contenedores de una ruta a otra es mayor. Se observa también que el número de rutas que se generan suele ser el mismo o mayor que en los otros dos casos. Sin embargo los resultados son mejores. Esto es otro indicador de que el espacio de soluciones se explora más profundamente. Cabe destacar que a diferencia de los otros dos algoritmos, la selección por ruleta es la que mejor funciona. Puede deberse a que todos los individuos son más o menos igual de prometedores por lo que la selección de padres es más diversa permitiendo explorar más el espacio de soluciones.

Por tanto el algoritmo seleccionado es el correspondiente al Caso 2 que hace uso del operador de selección por ruleta y el operador de mutación combinada.

Análisis de los ahorros en costes y CO₂

Para realizar este análisis se van a considerar los conjuntos de muestra que contienen todos los contenedores de cada fracción, es decir, el conjunto 3 para la fracción de papel y cartón con 320 contenedores y el conjunto 6 para la fracción de envases con 319 contenedores. Ambos conjuntos están formados por los contenedores correspondientes a 4 rutas de su respectiva fracción.

Se va a realizar el análisis sobre estos conjuntos debido a que contienen más contenedores que el resto de conjuntos de su misma fracción, y en principio, a más contenedores, más difícil es obtener un resultado mejor, puesto que el espacio de soluciones aumenta

exponencialmente. Así haremos una estimación de los costes más realista y no tan optimista como podría ser hacerla sobre conjuntos más pequeños.

Para el conjunto 3 se generan 4 rutas, haciendo uso dos de ellas de vehículos medianos y las otras dos de vehículos grandes. Sin embargo para el conjunto 6 se obtienen 3 rutas respecto a las 4 originales, haciendo uso dos de ellas de vehículos grandes y la otra de vehículo mediano.

Las siguientes gráficas muestran las rutas obtenidas para el conjunto 3 (superior izquierda) y para el conjunto 6 (superior derecha). Debajo se muestran como son las rutas originales que forman esos conjuntos:

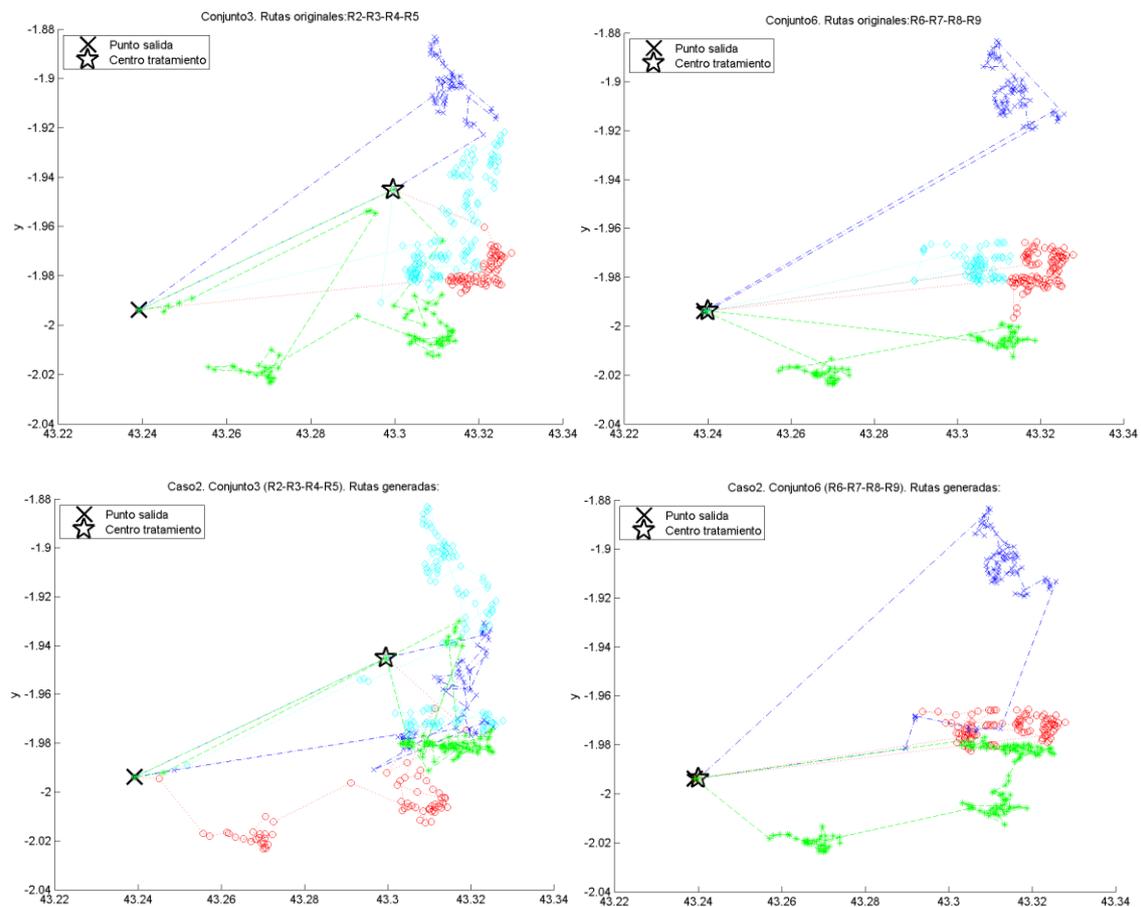


Figura 6.8. Rutas originales del conjunto 3 (superior izquierda), rutas originales del conjunto 6 (superior derecha) y rutas generadas del conjunto 3 (inferior izquierda) y del conjunto 6 (inferior derecha) tras aplicar el Caso 2.

Como vemos en el conjunto 6 (inferior derecha), dos de las rutas acaban agrupándose más o menos en una. Para el conjunto 3 (inferior izquierda), se amplían algunas rutas (azul claro y rojo) y otras se reducen. Destacar que el centro de tratamiento para las rutas de envases está muy cerca del punto de salida, por lo que parece que los iconos que los marcan se superponen, pero son puntos distintos.

Respecto a los recorridos puede dar sensación de desorden, pero hay que tener en cuenta que sobre un mapa real, veríamos calles, rotondas, cruces, direcciones prohibidas, callejuelas sin salida sobre las que hay que volver, etc., y entonces se vería algo con más sentido.

A continuación se muestran los resultados obtenidos para el Caso 2 sobre estos conjuntos, con los operadores de selección y mutación escogidos.

	Ahorros					% mejora					kg CO ₂ eq. evitados
	C.Total (€)	C.Comb. (€ y L)	C.Pers (€)	Tº (h)	Dª (km)	C. Total	C. Comb	C. Pers	Tº	Dª	
Conjunto 3	48,17	19,66	32,78	1,64	55,18	12,34	16,72	12,02	12,02	16,50	54,77
Conjunto 6	74,11	18,50	56,57	2,83	68,71	21,38	18,53	22,92	22,92	23,08	51,54
	Total ahorro					Promedio % mejora					Total kg
Total	122,28	38,16	89,35	4,47	123,89	16,59	17,55	17,20	17,20	19,60	106,31

Tabla 6.8. Ahorros, % de mejora y Kg de CO₂ evitados para el conjunto 3 y 7 tras aplicar el Caso 2, y total ahorro, promedio del % mejora y total de Kg de CO₂ evitados

La siguiente tabla muestra las estimaciones mensuales y anuales, teniendo en cuenta que al día se realizan una media de 30 rutas al día.

El promedio por ruta se obtiene dividiendo los resultados de la Tabla 6.8. entre 8 (número de rutas de muestra). La estimación mensual es el resultado de multiplicar el promedio por ruta por 30 rutas diarias que se realizan de media por 30 días mensuales. La estimación anual se calcula multiplicando la estimación mensual por 12 meses.

	Ahorros					kg CO ₂ eq. evitados
	C.Total (€)	C.Comb. (€ y L)	C.Pers (€)	Tº (h)	Dª (km)	
Promedio por ruta	15,28	4,77	11,17	0,56	15,49	13,29
Estimación mensual	13.756	4.293	10.052	503	13.938	11.960
Estimación anual	165.077	51.520	120.628	6.031	167.256	143.519

Tabla 6.9. Promedio por ruta, estimación mensual y anual de los ahorros y Kg de CO₂ evitados con el algoritmo de generación de rutas de una fracción escogido (Caso 2)

Como vemos obtenemos, con las rutas generadas obtenemos una mejora media del 16,6% del coste total respecto a realizar las rutas originales. Usar como función objetivo la función del coste total de la ruta, da buenos resultados, reduciendo también en un 17,55% el coste en combustible y un 17,20% el coste en personal.

Al igual que sucedía con el algoritmo de optimización de rutas existentes, las rutas son más cortas tanto en distancia como en tiempo, por lo que los vehículos tendrían menos desgaste, y los empleados podrían realizar más de una ruta por turno.

Además no solo obtenemos rutas más cortas, sino que el número de rutas generadas es inferior al número de rutas originales, debido a que se hace una distribución de los contenedores más eficiente.

De media, aplicar este algoritmo para generar rutas, podría suponer un ahorro anual de unos 165.000€, además de evitar las emisiones de 143 toneladas de CO₂ eq.

6.3. Incorporación del algoritmo de predicción del volumen de llenado

6.3.1. Preparación del estudio

Una vez realizado el estudio y la selección de los algoritmos de optimización y generación de rutas, se va a incorporar el algoritmo que predice el volumen de llenado de los contenedores dados un día y turno. De esta forma el volumen de llenado no va a ser una estimación fija sino que variará en función del día y turno.

Cabe recordar la combinación de operadores escogida para cada uno de los algoritmos (también se puede observar en el *Figura 6.4.*:

Algoritmo	Población inicial	Selección padres	Cruce	Mutación
Optimización de rutas existentes	Aleatoria + BL INT-consecutivos	Torneo probabilista	OX	Combinada
Generación de rutas de una fracción	Población mixta	ruleta	OX	Combinada

Tabla 6.10. Resumen de operadores elegidos para los algoritmos de optimización de rutas existentes y generación de rutas de una fracción

Se ha planteado una planificación inventada de las rutas a realizar durante una semana entera. Cada día se ha dividido en tres turnos, mañana, tarde y noche. Para el algoritmo de generación de rutas de una fracción, todas las rutas de la misma fracción establecidas en un mismo turno y día formaran un conjunto, que será sobre el que actuará el algoritmo. La distribución de las rutas se ha realizado de forma que pueda aplicarse tanto el algoritmo de optimización de rutas existentes como el algoritmo de generación de rutas de una fracción, de manera que se formen los conjuntos explicados en el apartado anterior.

A continuación se muestra la planificación de las rutas para ambos algoritmos:

Turno	Fracción	L	M	X	J	V	S	D
Mañana	Papel y cartón	R2 R3		R4	R2 R3 R4 R5	R4 R5	R5	R6 R7 R8 R9
	Envases	R6 R7	R6 R7 R8	R8 R9			R6 R7 R8	
Tarde	Papel y cartón		R2 R3 R4	R5		R2 R3		
	Envases				R9		R9	
Noche	Papel y cartón	R4 R5	R5	R2 R3			R2 R3 R4	
	Envases	R8 R9	R9	R6 R7	R6 R7 R8	R6 R7 R8 R9		R2 R3 R4 R5

Tabla 6.11. Planificación de rutas a realizar en una semana

El algoritmo de optimización de rutas existentes trabajará sobre cada una de las rutas de manera individual, mientras que el algoritmo de generación de rutas de una fracción, agrupará en conjuntos las rutas de la misma fracción de un mismo día y turno y trabajara sobre ellos.

En el ANEXO 3 podemos ver los resultados obtenidos para esta planificación del algoritmo de optimización de rutas existentes y en el ANEXO 4 los resultados obtenidos del algoritmo de generación de rutas de una fracción. En ambos anexos se puede ver el desglose de todas las rutas realizadas cada uno de los días, el resumen por día de la semana y los totales.

6.3.2. Análisis de los resultados y conclusiones

A continuación se muestra el promedio de los porcentajes de mejora obtenidos con respecto a las rutas originales, tras aplicar la predicción del volumen de llenado y cada uno de los algoritmos a la planificación realizada.

	Promedio %mejora				
	C.Total	C.Comb.	C.Pers	Tº	Dª
Predicción + optimización de rutas	25,03	25,61	24,77	24,77	24,05
Predicción + generación de rutas	25,05	24,63	25,23	25,23	26,37

Tabla 6.12. Promedio del % mejora obtenido con los diferentes algoritmos y el algoritmo de predicción

En la siguiente tabla (Tabla 6.13.) se presentan los ahorros obtenidos de media por ruta, y la estimación mensual y anual del ahorro que supondría aplicar estos algoritmos. Se muestra una tabla con los resultados de aplicar el algoritmo de predicción del volumen de llenado y a continuación el algoritmo de optimización de rutas existentes, y otra tabla con los resultados de aplicar el algoritmo de predicción del volumen de llenado y a continuación el algoritmo de generación de rutas de una fracción.

El promedio por ruta se ha obtenido realizando el siguiente proceso:

- ✚ Se ha obtenido el coste total de la semana sumando los ahorros de cada una de las rutas de cada día y turno
- ✚ Este coste total de la semana se ha dividido entre 7 días de la semana, obteniendo así el coste por día.
- ✚ Finalmente se ha dividido el coste por día entre las 8 rutas realizadas cada día, obteniendo el promedio por ruta.

La estimación mensual se calcula multiplicando el promedio por ruta por 30 días al mes y por 30 rutas diarias realizadas de media.

La estimación anual se obtiene al multiplicar la estimación mensual por 12 meses.

	Ahorros con predicción + optimización de rutas existentes					kg CO ₂ eq. evitados
	C.Total (€)	C.Comb. (€ y L)	C.Pers (€)	Tº (h)	Dª (km)	
Promedio por ruta	22,91	6,88	16,03	0,80	18,81	19,16
Estimación mensual	20.619	6.191	14.429	721	16.926	17.245
Estimación anual	247.432	74.286	173.146	8.657	203.114	206.938

	Ahorros con predicción + generación de rutas de una fracción					kg CO ₂ eq. evitados
	C.Total (€)	C.Comb. (€ y L)	C.Pers (€)	Tº (h)	Dª (km)	
Promedio por ruta	23,08	6,70	16,38	0,82	20,84	18,86
Estimación mensual	20.768	6.027	14.741	737	18755	16.790
Estimación anual	249.215	72.328	176.888	8.844	225.062	201.482

Tabla 6.13. Promedio por ruta, estimación mensual y anual de los ahorros y Kg de CO₂ evitados con el algoritmo de predicción más algoritmo de optimización de rutas existentes (arriba) y generación de rutas de una fracción (abajo)

Como vemos se obtiene una mejora en costes alrededor del 25% en ambos casos. Realizar una predicción del llenado y recoger aquellos contenedores que estén por encima del 50% de su volumen hace que se disminuyan considerablemente los gastos, además de evitar la emisión de unas 200 toneladas de CO₂.

Al generar nuestras propias rutas en base a los contenedores que se predice que han de recogerse, el número total de rutas a realizar disminuye. Pasamos de 56 rutas totales en la planificación, a 46 rutas totales con el algoritmo de generación de rutas. Sin embargo con el algoritmo de optimización de rutas existentes, la ruta es fija y lo único que varía es el número de contenedores que se recogerán en función de si se predice que hay que recogerlo o no.

Capítulo 7

Resumen, conclusiones y líneas futuras

Para finalizar este Trabajo Fin de Máster, se va a realizar un resumen con las conclusiones obtenidas a lo largo de su desarrollo. Finalmente se expondrán posibles líneas futuras que podrían alcanzarse con la aplicación del trabajo aquí desarrollado.

7.1. Resumen sobre el algoritmo de optimización de rutas existentes

Con este algoritmo se ha conseguido optimizar las rutas de muestra existentes y realizadas en el día a día. Se ha aplicado sobre 4 rutas correspondientes a la fracción de papel y cartón, 4 rutas de envases y una de biorresiduo.

La función objetivo a optimizar es la función del coste en combustible.

Se ha aplicado un algoritmo evolutivo con varias combinaciones de operadores de cruce, mutación, de selección de padres, de inicio de la población y de búsqueda local. Estas combinaciones se han dividido en cuatro casos. La diferencia entre los cuatro casos es el método de iniciar la población (aleatoria o aleatoria más un método de búsqueda local) y el incluir una etapa de búsqueda local tras la mutación o no incluirla. Los dos casos que no incluyen esta etapa han sido denominados como algoritmos genéticos de optimización de rutas existentes, y los dos casos que si la incluyen, se han denominado algoritmos meméticos de optimización de rutas existentes. Para cada caso, se han generado un total de 8 posibles combinaciones de operadores, es decir, un total de 32 diferentes.

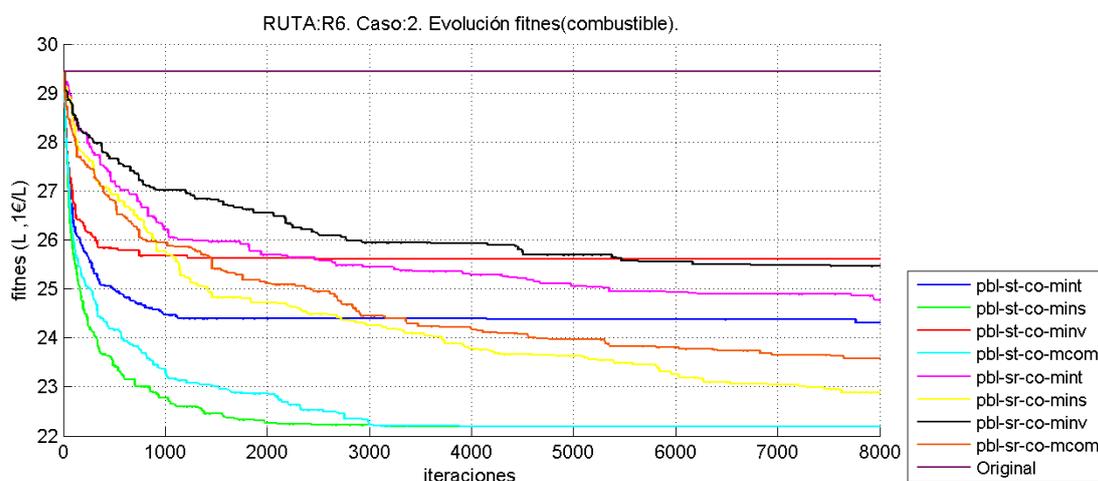


Figura 7.1. Gráfica de evolución del fitness para el Caso2 y ruta 6

Tras aplicar todas estas combinaciones de operadores, se ha llegado a la conclusión de que debido a incorporar en la población inicial la ruta original (la cual ya es más o menos buena), aplicar una búsqueda local ya sea en la población inicial como a lo largo del algoritmo, no ofrece una mejora considerable en comparación con el aumento del tiempo de ejecución. Sin embargo, en caso de no tener esta ruta original, sí que sería útil generar una población inicial con algún método de búsqueda local. En cuanto a los operadores de selección de padres, utilizar el torneo probabilístico ofrece mejores soluciones en menos iteraciones que el método de la ruleta. Además la mutación que mejor resultados ofrece es la mutación combinada.

La combinación de operadores ha sido:

- ✚ Población inicial aleatoria + BL INT-consecutivos
- ✚ Selección de padres por torneo probabilista
- ✚ Cruce OX
- ✚ Mutación combinada
- ✚ Sin etapa de búsqueda local

En cuanto a los costes, se estima un ahorro medio por ruta en combustible de 6€ (y litros) y 20€ en cuanto al coste total. Esto equivale aproximadamente a una mejora del 20% de la ruta original, tanto en costes como en tiempo y distancia. Además evitamos la emisión de una media por ruta de 16 kg de CO₂ eq.

En las siguientes tablas se resume el promedio de los porcentajes de mejora obtenidos tras aplicar el algoritmo a cada una de las rutas de ejemplo, y una estimación de los ahorros que obtendríamos por ruta, al mes y al año, teniendo en cuenta que de media se realizan aproximadamente 30 rutas diarias:

Promedio % mejora				
C. Comb	Tº	Dª	C. Pers	C. Total
21,84	20,20	21,24	20,20	20,68

Tabla 7.1. Promedio del % de mejora del algoritmo de optimización de rutas existentes

	Ahorros					kg CO ₂ eq. evitados
	C.Comb. (€ y L)	Tº (h)	Dª (km)	C.Pers (€)	C.Total (€)	
Promedio por ruta	5,93	0,66	16,79	13,10	19,03	16,53
Estimación mensual	5.340	590	15.109	11.790	17.130	14.873
Estimación anual	64.085	7.074	181.305	141.480	205.565	178.470

Tabla 7.2. Promedio por ruta, estimación mensual y anual de los ahorros y Kg de CO₂ evitados con el algoritmo de optimización de rutas existentes escogido

En definitiva, aplicar este algoritmo puede suponer un ahorro del 20% en cuanto al coste de las rutas. Traducido a euros, los valores pueden variar, en función de los kg que se recojan, pero el ahorro sería notable.

7.2. Resumen sobre el algoritmo de generación de rutas de una fracción

Para este algoritmo las rutas de muestra se han agrupado por fracciones. Se han creado conjuntos de contenedores correspondientes a agrupar dos o más de las rutas de una misma fracción. Para ver el funcionamiento del algoritmo, se ha aplicado sobre cada uno de esos conjuntos, pero finalmente los resultados se han obtenido sobre los conjuntos que engloban para cada fracción, todas las rutas de muestra correspondientes a dicha fracción (conjuntos 3 y 6).

Se han planteado tres algoritmos. En cada uno de ellos se realizan 4 combinaciones de operadores. La población inicial es diferente para cada uno de ellos, el cruce siempre es el OX, y las 4 combinaciones se obtienen en función de la selección de padres (ruleta o torneo probabilista) y la mutación (inserción o combinada).

La función objetivo a minimizar en este algoritmo es la función del coste total de la ruta.

El Caso 1 corresponde a un algoritmo de dos fases. En la fase de agrupar se aplica el algoritmo del barrido. En la fase de ruteo se aplica el algoritmo genético de optimización de rutas existentes sobre cada uno de los grupos o clústeres generados en la fase de agrupar. La población inicial se obtiene aleatoriamente y se aplica sobre ella la búsqueda local INT-consecutivos.

El caso 2 corresponde con un algoritmo genético, donde la población inicial se realiza mediante la población mixta **5.3.5. Población inicial**.

El caso 3 corresponde también con un algoritmo genético, donde la población inicial se realiza mediante la población mixta y además algunos de los individuos son el resultado de aplicar un algoritmo de dos fases (Caso 1 con selección mediante torneo probabilista y mutación combinada para el algoritmo genético de la fase de ruteo). Esta población inicial es la llamada población mixta + algoritmo de dos fases, ver **5.3.5. Población inicial**.

Las siguientes gráficas muestran para el conjunto 6, la evolución del coste total obtenida con los tres casos y las rutas generadas con la mejor solución obtenida con el Caso 2:

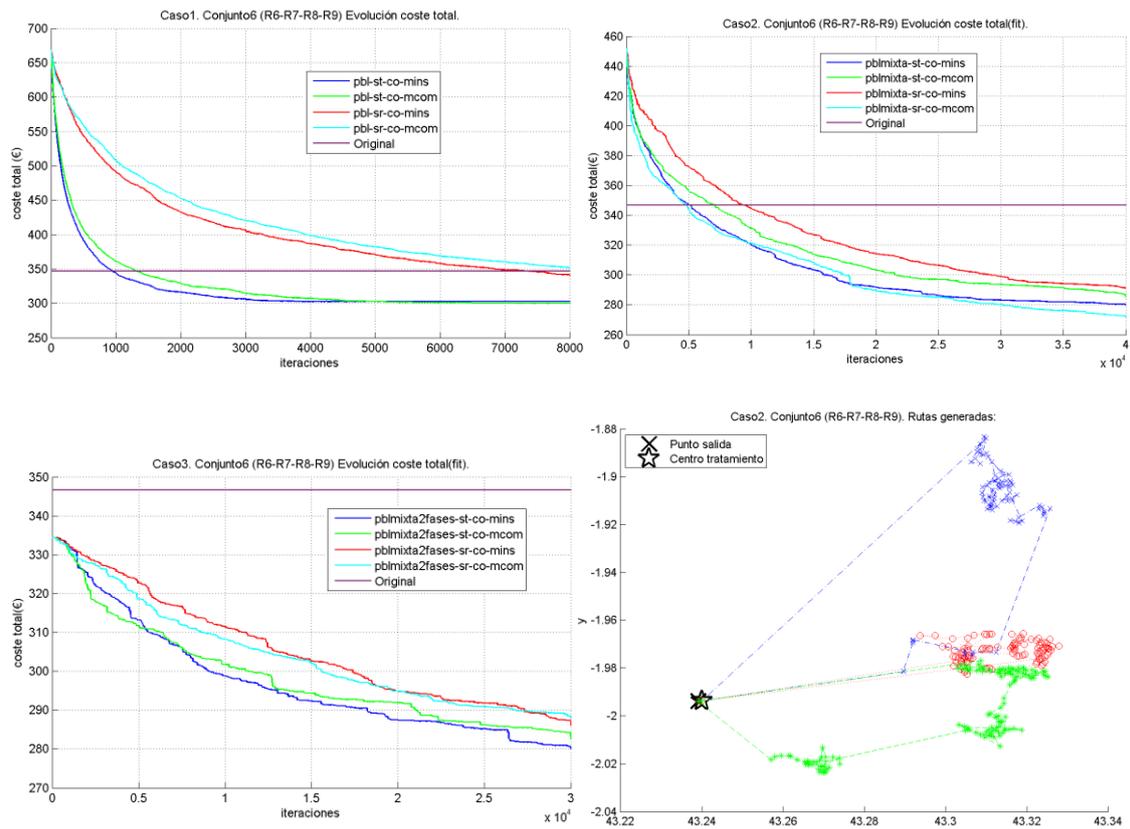


Figura 7.2. Para conjunto 6, gráfica de evolución del coste total del Caso 1 (superior izquierda), Caso 2 (superior derecha), Cas 3 (inferior izquierda) y rutas generadas con el caso 2 (inferior derecha)

Tras aplicar cada uno de los casos con las diferentes combinaciones de operadores, se llega a la conclusión, que el que peor funciona es el Caso 1, debido principalmente a que se trabaja independientemente sobre cada uno de los clústeres obtenidos en la fase de agrupar, sin posibilitar en cambio de contenedores entre rutas. El Caso 3 presenta el problema que los mejores individuos son los obtenidos en la población inicial con el algoritmo de dos fases, y son los que predominan a lo largo del proceso evolutivo, haciéndolo lento y no explorando mejor el espacio de soluciones. Finalmente el Caso 2 es el que mejor resultado obtiene, puesto a que no hay una clara predominación de individuos, se facilita en intercambio de contenedores entre rutas y además se realiza una exploración del espacio de soluciones más eficiente.

Finalmente la combinación de operadores del Caso 2 elegido es:

- ✚ Población inicial mixta
- ✚ Selección de padres por ruleta
- ✚ Cruce OX
- ✚ Mutación combinada

En cuanto a los costes y mejoras, se presentan a continuación:

Promedio % mejora				
C.Total	C. Comb	C. Pers	Tº	Dª
16,59	17,55	17,20	17,20	19,60

Tabla 7.3. Promedio del % de mejora del algoritmo de generación de rutas de una fracción

	Ahorros					kg CO ₂ eq. evitados
	C.Total (€)	C.Comb. (€ y L)	C.Pers (€)	Tº (h)	Dª (km)	
Promedio por ruta	15,28	4,77	11,17	0,56	15,49	13,29
Estimación mensual	13.756	4.293	10.052	503	13.938	11.960
Estimación anual	165.077	51.520	120.628	6.031	167.256	143.519

Tabla 7.4. Promedio por ruta, estimación mensual y anual de los ahorros y Kg de CO₂ evitados con el algoritmo de generación de rutas de una fracción

Se consigue una mejora en todos los aspectos alrededor del 17%. Se evitan de media por ruta la emisión de 13,29 kg de CO₂ eq. Además con este algoritmo se reduce el número de rutas totales, agrupando los contenedores en rutas de una forma más eficiente.

7.3. Resumen sobre el algoritmo de predicción del volumen de llenado

Con este algoritmo el objetivo es realizar una predicción más realista que la media estimada, sobre el volumen de llenado de los contenedores. Dado un turno y día de la semana, el volumen de llenado del contenedor vendrá dado por la media del volumen de llenado registrado en el histórico de ese contenedor en ese turno y día. Solo se recogerán aquellos contenedores cuyo nivel de llenado estimado supere el 50%.

En un principio, la idea era crear un modelo mediante una regresión lineal, de forma que este algoritmo fuera más “inteligente”. Sin embargo, debido a la falta de datos, no fue posible.

Para este caso se ha realizado una planificación de una semana de recogida de basura. Cada día se realizan todas las rutas de muestra, pero en diferentes turnos. El algoritmo de optimización de rutas existentes, actuara sobre cada ruta de un día y turno individualmente. El algoritmo de generación de rutas, actuara sobre el conjunto de contenedores de rutas de la misma fracción planificadas para un mismo turno y día.

Los porcentajes de mejora y ahorros obtenidos se muestran a continuación:

	Promedio %mejora				
	C.Total	C.Comb.	C.Pers	Tº	Dª
Predicción + optimización de rutas	25,03	25,61	24,77	24,77	24,05
Predicción + generación de rutas	25,05	24,63	25,23	25,23	26,37

Tabla 7.5. Promedio del % de mejora tras incorporar el algoritmo de predicción del volumen de un contenedor

	Ahorros con predicción + optimización de rutas existentes					kg CO ₂ eq. evitados
	C.Total (€)	C.Comb. (€ y L)	C.Pers (€)	Tº (h)	Dª (km)	
Promedio por ruta	22,91	6,88	16,03	0,80	18,81	19,16
Estimación mensual	20.619	6.191	14.429	721	16.926	17.245
Estimación anual	247.432	74.286	173.146	8.657	203.114	206.938

	Ahorros con predicción + generación de rutas de una fracción					kg CO ₂ eq. evitados
	C.Total (€)	C.Comb. (€ y L)	C.Pers (€)	Tº (h)	Dª (km)	
Promedio por ruta	23,08	6,70	16,38	0,82	20,84	18,86
Estimación mensual	20.768	6.027	14.741	737	18755	16.790
Estimación anual	249.215	72.328	176.888	8.844	225.062	201.482

Tabla 7.6. Promedio por ruta, estimación mensual y anual de los ahorros y Kg de CO₂ evitados con el algoritmo de predicción más algoritmo de optimización de rutas existentes (arriba) y generación de rutas de una fracción (abajo)

Como vemos se obtiene una mejora en costes alrededor del 25% en ambos casos. Realizar una predicción del llenado y recoger aquellos contenedores que estén por encima del 50% de su volumen hace que se disminuyan considerablemente los gastos, además de evitar la emisión de unas 200 toneladas de CO₂.

Al generar nuestras propias rutas en base a los contenedores que se predice que han de recogerse, el número total de rutas a realizar disminuye. Pasamos de 56 rutas totales en la planificación, a 46 rutas totales con el algoritmo de generación de rutas. Sin embargo con el algoritmo de optimización de rutas existentes, la ruta es fija y lo único que varía es el número de contenedores que se recogerán en función de si se predice que hay que recogerlo o no.

7.4. Conclusiones finales

A modo resumen se presenta la siguiente tabla

	optimización de rutas	generación de rutas	Predicción + optimización de rutas	Predicción + generación de rutas
Promedio % mejora por ruta en coste total	20,68	16,59	25,03	25,05
Ahorro anual (€)	205.565	165.077	247.432	249.215
kg CO ₂ eq. evitados anuales	178.470	143.519	206.938	201.482

Tabla 7.7. Promedio % mejora por ruta en coste total, ahorro anual y kg de CO₂ eq. evitados anuales con cada uno de los algoritmos

Como conclusiones finales, decir que sería muy útil incorporar algunos de los algoritmos propuestos como ayuda a la toma de decisiones a la hora de crear rutas. Ya no solo por los ahorros en costes que podría suponer a una empresa, sino por las emisiones de CO₂ que evitamos. Cuando se habla de ahorro en coste en personal, no significa despedir gente, sino que aplicando estos algoritmos y realizando una correcta reestructuración interna de la empresa, se podrían realizar las rutas con los mismos medios humanos pero de una forma más eficiente. Cabe destacar que la reducción de los tiempos y distancias de las rutas, también supone un desgaste menor en los vehículos y un mantenimiento más barato. En definitiva, incorporar estos algoritmos, podría suponer un cambio en el modelo de negocio, por lo que habría que decidir el alcance de incorporarlo y en qué aspectos emplearlo.

Por otro lado, al margen de los algoritmos, decir que es muy importante la correcta obtención y tratamiento de los datos, puesto que son el punto de partida y cualquier error en estos datos puede tirar por la borda todo el trabajo realizado. La realidad ha sido que obtener todos los datos necesarios ha sido bastante difícil. Los datos relacionados con la ubicación de los contenedores estaba muy incompleta y costaba encontrar rutas con todos los contenedores ubicados y que además no tuvieran ninguno en común. Ha habido fracciones que no han podido emplearse por ese motivo, la falta de datos. Tampoco había un registro de los volúmenes recogidos de los contenedores muy amplio. En la base de datos solo había los correspondientes al último año, por lo que trabajar con ello no era fácil.

También se han estudiado, diseñado y realizado varios algoritmos de búsqueda local, configuraciones en los algoritmos genéticos y pruebas, no incluidas, puesto que no eran relevantes para la solución final y resultaba imposible añadir todas ellas. Sin embargo sin estas pruebas y soluciones descartadas, no hubiera sido posible llegar a la solución final.

En definitiva, la realización de este trabajo me ha aportado la habilidad de documentarme, leer artículos de investigación y probar algunas soluciones planteadas, y de los resultados obtenidos quedarme con aquellas partes que podían ser útiles para el algoritmo final. En definitiva, ha sido un duro trabajo que al final ha llegado a buen puerto.

7.5. Líneas futuras

Se plantean dos líneas futuras.

La primera de ellas consistiría, en aplicar el algoritmo de optimización de rutas existentes sobre las rutas para que los operarios las realizaran más eficientemente. Hay que tener en cuenta que el tráfico es un factor influyente que no se ha podido tener en cuenta. Además con la experiencia de los años junto con los resultados obtenidos podrían hacerse rutas eficientes pero a la vez basadas en la experiencia. Por otro lado, supongamos que una nueva ciudad o barrio va a introducir la recogida de basura. Con el algoritmo de generación de rutas se podrían crear las nuevas rutas desde cero.

La segunda línea, más ambiciosa, supondría un cambio radical en el modelo de negocio. Consistiría en realizar un sistema inteligente de recogida de basura en tiempo real. Esto va muy ligado además a un tema de actualidad, las Smart Cities o ciudades inteligentes. Por un lado se colocarían en los contenedores dispositivos de lectura del nivel de llenado. Esto permitiría conocer en tiempo real su nivel de llenado. Por otro lado, una vez se tenga un registro histórico de años en la base de datos (muchos de estos registros están todavía en papel u hojas de cálculo), podría crearse un modelo mediante una regresión lineal, que estime para un momento determinado del día, el volumen previsto en un contenedor. Así tendríamos el nivel en tiempo real, y el estimado para cierto momento. En base a eso y aplicando el algoritmo de generación de rutas, el operario dispondría en su GPS del vehículo, la ruta y el orden de recogida a realizar. Si por ejemplo un contenedor que se ha predicho que no va a recogerse, por cualquier motivo se desborda, el dispositivo de medición del contenedor lo alertaría, la ruta se recalcularía e incorporaría dicho contenedor, todo en tiempo real.

En definitiva, estos algoritmos podrían aplicarse tanto de cara a la toma de decisiones por parte de los encargados, como para un sistema inteligente de recogida en tiempo real.

Referencias y bibliografía

- [1] “Desarrollo de un DSS con criterios medioambientales para el diseño de rutas transpirenaicas sostenibles en Navarra”. Luis Iñaki Torres Valencia. 2010
- [2] “Métodos Aproximados para la Solución del Problema de Enrutamiento de Vehículos” (Dic 2008). R. Andrés Jaque Pirabán
- [3] “Desarrollo de un algoritmo heurístico para establecer las rutas de transporte escolar de la secretaría de educación de Bogotá”. Wilson Nicolás Barajas mora. 2009
- [4] “Un Algoritmo Genético Híbrido Paralelo para Instancias Complejas del Problema VRP”. B.Dorronsoro, A. J. Nebro, D. Arias, y E. Alba
- [5] “Optimización de diseño de rutas de vehículos usando algoritmos genéticos.” Fredy Alejandro Martínez Álvarez. Revista Épsilon Nº 11: 21-29 / Julio - diciembre 2008
- [6] “Solución del problema de ruteo de vehículos dependientes del tiempo utilizando un algoritmo genético modificado”. Fredy Alexander Guasmayan. 2014
- [7] “Algoritmos meméticos con aplicación adaptativa de la Búsqueda Local para optimización continua.” Tesis doctoral D. Molina Cabrera. 2007.
- [8] “Algoritmo memético para resolver el problema de enrutamiento de vehículos con capacidad limitada.” Juan Rodrigo Jaramillo Posada. Revista EIA, ISSN 1794-1237 / Año X / Volumen 10 / Número 20 / Julio-Diciembre 2013 / pp. 13-22. Publicación semestral de carácter técnico-científico / Escuela de Ingeniería de Antioquia —EIA—, Medellín (Colombia).
- [9] “El problema de rutas de vehículos: Extensiones y métodos de resolución, estado del arte.” A. Lüer, M. Benavente, J. Bustos, B. Venegas. 2009.
- [10] “A memetic algorithm and a tabu search for the multi-compartment vehicle routing problema.” A. El Fallahj, C. Prins, R. Wolfler Calvo. 2006.
- [11] “Heurísticas para Problemas de Ruteo de Vehículos.” A. Olivera. Agosto 2004.
- [12] “Estudio del efecto de la asimetría en problemas de rutas de vehículos.” Tesis Doctoral A. Rodríguez Villalobos. 2012
- [13] Transparencias de las asignaturas Computación y Minería de Datos del Grado En Ingeniería Informática de la UPNA.
- [14] [Google Maps Distance Matrix API](#)
- [15] <http://es.mathworks.com/products/matlab/>

ANEXO 1

Resultados del algoritmo de optimización de rutas existentes

Descripción del Anexo 1

En este anexo se detallan los resultados obtenidos tras aplicar el algoritmo de optimización de rutas existentes con diferentes combinaciones de operadores a cada una de las rutas. También se incluye una tabla con los totales y promedios para cada combinación de operadores.

Para cada ruta se presenta una tabla con sus datos, una comparación entre la ruta original, la mejor combinación de operadores que incluye etapa de búsqueda local, y la mejor combinación de operadores que no incluye etapa de búsqueda local.

Se han diferenciado cuatro casos distintos. La diferencia entre estos es principalmente la forma de iniciar la población y el incorporar o no la fase de búsqueda local. A continuación se detallan las diferencias entre los cuatro casos:

- ✚ Caso1
 - Población inicial aleatoria
 - Sin fase de búsqueda local
- ✚ Caso2
 - Población inicial aleatoria + búsqueda local INT-consecutivos
 - Sin fase de búsqueda local
- ✚ Caso3
 - Población inicial aleatoria
 - Con fase de búsqueda local INT-consecutivos
- ✚ Caso4
 - Población inicial aleatoria + búsqueda local INT-consecutivos
 - Con fase de búsqueda local INT-consecutivos

El resto de operadores de selección, mutación y cruce se combina y aplica a cada uno de los casos. Por tanto podemos considerar los casos uno y dos como algoritmos genéticos y los casos tres y cuatro como algoritmos meméticos.

También se presentan cuatro conjuntos de gráficas para cada uno de los casos, junto con una leyenda. Las gráficas son las de la evolución del fitness (coste en combustible), del coste total, del tiempo y de la distancia.

A continuación se describe el significado de la leyenda de las gráficas y tablas:

- ✚ Pal: población inicial aleatoria
- ✚ Pbl: población inicial aleatoria + búsqueda local INT-consecutivos
- ✚ St: selección de padres mediante torneo probabilista
- ✚ Sr: selección de padres mediante ruleta
- ✚ Co: cruce orden (OX)
- ✚ Mint: mutación intercambio
- ✚ Mins: mutación inserción
- ✚ Minv: mutación inversión
- ✚ Mcom: mutación combinada
- ✚ Blint: etapa de búsqueda local INT-consecutivos tras cruce y mutación

TOTALES Y PROMEDIO DE LOS RESULTADOS DE TODAS LAS RUTAS

		Resultados totales					Ahorros totales					Promedio % Mejora					Kg CO ₂ eq. evitados	T ^e Ejecución (s)
		Combustible (L y €)	T ^o (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb. (L y €)	T ^o (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb.	T ^o	Dist	C. Personal	Coste Ruta		
RUTA ORIGINAL		217,3977	25,9406	632,1910	518,8111	736,2088	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pal-st-co-mint	180,71	22,31	528,22	446,14	626,85	36,69	3,63	103,97	72,67	109,36	16,88	14,01	16,45	14,01	14,85	102,2	181,47
	pal-st-co-mins	171,83	20,93	503,62	418,62	590,45	45,57	5,01	128,57	100,19	145,76	20,96	19,31	20,34	19,31	19,80	126,9	184,90
	pal-st-co-minv	186,07	23,17	544,13	463,48	649,55	31,33	2,77	88,07	55,33	86,66	14,41	10,66	13,93	10,66	11,77	87,3	183,26
	pal-st-co-mcom	170,34	20,65	498,37	413,02	583,36	47,06	5,29	133,82	105,79	152,85	21,65	20,39	21,17	20,39	20,76	131,1	192,42
	pal-sr-co-mint	178,65	22,46	520,52	449,24	627,89	38,75	3,48	111,67	69,57	108,32	17,82	13,41	17,66	13,41	14,71	107,9	173,19
	pal-sr-co-mins	173,28	21,33	506,63	426,66	599,94	44,11	4,61	125,56	92,15	136,27	20,29	17,76	19,86	17,76	18,51	122,9	176,68
	pal-sr-co-minv	183,01	22,99	533,13	459,84	642,86	34,38	2,95	99,06	58,97	93,35	15,82	11,37	15,67	11,37	12,68	95,8	175,68
	pal-sr-co-mcom	172,01	21,35	502,12	427,08	599,09	45,39	4,59	130,07	91,73	137,12	20,88	17,68	20,57	17,68	18,63	126,4	181,07
CASO 2	pbl-st-co-mint	181,01	22,31	529,26	446,22	627,23	36,39	3,63	102,93	72,59	108,98	16,74	13,99	16,28	13,99	14,80	101,4	110,72
	pbl-st-co-mins	171,85	20,84	504,02	416,83	588,68	45,55	5,10	128,17	101,98	147,53	20,95	19,66	20,27	19,66	20,04	126,9	112,78
	pbl-st-co-minv	186,15	23,09	544,61	461,71	647,86	31,25	2,85	87,58	57,10	88,35	14,38	11,01	13,85	11,01	12,00	87,1	110,16
	pbl-st-co-mcom	169,93	20,70	497,89	414,01	583,94	47,47	5,24	134,30	104,80	152,27	21,84	20,20	21,24	20,20	20,68	132,2	116,05
	pbl-sr-co-mint	178,66	22,45	519,59	448,99	627,65	38,74	3,49	112,60	69,82	108,56	17,82	13,46	17,81	13,46	14,75	107,9	104,57
	pbl-sr-co-mins	170,06	21,15	496,51	422,95	593,00	47,34	4,79	135,68	95,86	143,20	21,78	18,48	21,46	18,48	19,45	131,9	109,57
	pbl-sr-co-minv	182,14	23,07	531,01	461,32	643,46	35,26	2,87	101,18	57,49	92,75	16,22	11,08	16,00	11,08	12,60	98,2	110,34
	pbl-sr-co-mcom	173,03	21,31	504,88	426,22	599,25	44,37	4,63	127,31	92,59	136,96	20,41	17,85	20,14	17,85	18,60	123,6	111,58
CASO 3	pal-st-co-mint-bl	177,80	21,81	520,07	436,21	614,01	39,60	4,13	112,12	82,60	122,20	18,22	15,92	17,74	15,92	16,60	110,3	661,90
	pal-st-co-mins-bl	171,68	20,88	502,84	417,53	589,21	45,72	5,06	129,35	101,28	147,00	21,03	19,52	20,46	19,52	19,97	127,4	682,71
	pal-st-co-minv-bl	181,41	22,48	530,97	449,63	631,04	35,98	3,46	101,22	69,18	105,17	16,55	13,33	16,01	13,33	14,29	100,2	662,49
	pal-st-co-mcom-bl	169,53	20,50	495,63	409,94	579,46	47,87	5,44	136,56	108,87	156,75	22,02	20,99	21,60	20,99	21,29	133,4	666,80

	pal-sr-co-mint-bl	177,67	22,17	518,42	443,49	621,16	39,73	3,77	113,77	75,32	115,05	18,28	14,52	18,00	14,52	15,63	110,7	644,96
	pal-sr-co-mins-bl	170,92	20,96	500,05	419,27	590,18	46,48	4,98	132,14	99,55	146,03	21,38	19,19	20,90	19,19	19,84	129,5	611,46
	pal-sr-co-minv-bl	178,16	22,43	519,30	448,66	626,82	39,24	3,51	112,90	70,15	109,39	18,05	13,52	17,86	13,52	14,86	109,3	645,49
	pal-sr-co-mcom-bl	170,90	21,04	499,26	420,70	591,60	46,50	4,91	132,93	98,11	144,61	21,39	18,91	21,03	18,91	19,64	129,5	666,43
CASO 4	pbl-st-co-mint-bl	178,00	21,83	520,87	436,51	614,51	39,40	4,12	111,32	82,30	121,70	18,12	15,86	17,61	15,86	16,53	109,7	433,93
	pbl-st-co-mins-bl	171,39	20,73	502,28	414,51	585,90	46,01	5,22	129,91	104,30	150,31	21,16	20,10	20,55	20,10	20,42	128,2	420,75
	pbl-st-co-minv-bl	181,24	22,33	530,50	446,69	627,93	36,16	3,61	101,69	72,12	108,28	16,63	13,90	16,09	13,90	14,71	100,7	414,41
	pbl-st-co-mcom-bl	168,98	20,57	494,81	411,40	580,39	48,41	5,37	137,38	107,41	155,82	22,27	20,70	21,73	20,70	21,17	134,9	461,58
	pbl-sr-co-mint-bl	175,67	22,04	511,95	440,71	616,38	41,73	3,90	120,24	78,10	119,83	19,20	15,05	19,02	15,05	16,28	116,2	446,07
	pbl-sr-co-mins-bl	171,43	21,06	501,62	421,25	592,68	45,97	4,88	130,57	97,56	143,53	21,14	18,81	20,65	18,81	19,50	128,0	422,07
	pbl-sr-co-minv-bl	176,64	22,08	515,20	441,53	618,17	40,76	3,86	116,99	77,28	118,04	18,75	14,90	18,51	14,90	16,03	113,5	423,99
	pbl-sr-co-mcom-bl	169,73	21,18	495,74	423,56	593,29	47,66	4,76	136,45	95,25	142,92	21,92	18,36	21,58	18,36	19,41	132,8	420,33

RUTA 1

Datos Ruta 1

Ruta	R1
Fracción	Biorresiduo
Contenedores	26
Kg máximos estimados (80% suma máximo histórico de kg recogidos de cada contenedor)	485
Media kg estimados (suma media de kg recogidos de cada contenedor)	321
Vehículo asignado	CT 2 ejes 6 m3 (pequeño)
Carga legal para fracción del vehículo	3300 kg
Centro de tratamiento	C1

Ruta original VS mejores resultados (genético y memético)

	Ruta original	Caso 1 pal-sr-co-mins	Caso 3 pal-st-co-mins-bl
Combustible	7,01 L (€)	6,25 L (€)	6,26 L (€)
Tiempo	1,43 h	1,19 h	1,18 h
Distancia	45,57 km	40,78 km	40,85 km
Coste en personal	28,57 €	23,83 €	23,70 €
Coste Total	35,57 €	30,08 €	29,96 €
Kg CO ₂ eq. evitados	-	2,1	2,1

%mejora	Caso 1 pal-sr-co-mins	Caso 3 pal-st-co-mins-bl
Combustible	10,79%	10,64 %
Tiempo	16,58 %	17,05 %
Distancia	10,52 %	10,37 %
Coste en personal	16,58 %	17,05 %
Coste Total	15,44 %	15,79 %

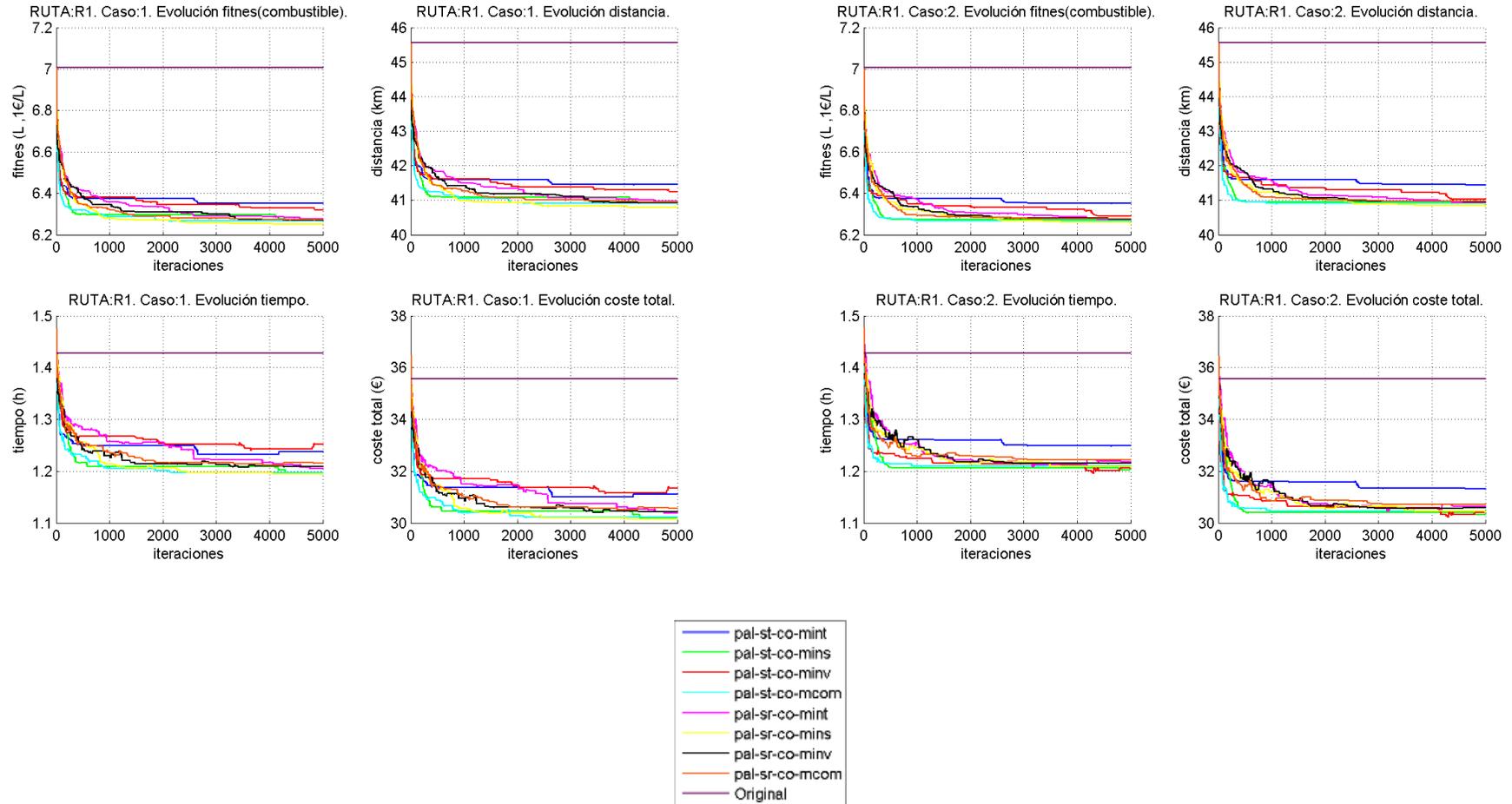
Resultados Ruta 1

		Resultados					Ahorros					% Mejora					Kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Combustible (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb.	Tº	Dist	C. Personal	Coste Total		
RUTA ORIGINAL		7,01	1,43	45,57	-	35,57	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pal-st-co-mint	6,33	1,23	41,32	24,60	30,93	0,67	0,20	4,25	3,97	4,64	9,63	13,90	9,34	13,90	13,06	1,9	65,80
	pal-st-co-mins	6,27	1,20	40,87	23,97	30,23	0,74	0,23	4,70	4,60	5,34	10,54	16,11	10,31	16,11	15,01	2,1	66,51
	pal-st-co-minv	6,31	1,24	41,20	24,74	31,06	0,69	0,19	4,37	3,82	4,51	9,85	13,38	9,58	13,38	12,69	1,9	66,66
	pal-st-co-mcom	6,27	1,20	40,90	23,94	30,20	0,74	0,23	4,67	4,63	5,37	10,53	16,20	10,24	16,20	15,09	2,1	68,55
	pal-sr-co-mint	6,27	1,20	40,95	24,04	30,31	0,73	0,23	4,62	4,53	5,26	10,42	15,85	10,14	15,85	14,78	2,0	59,58
	pal-sr-co-mins	6,25	1,19	40,78	23,83	30,08	0,76	0,24	4,79	4,74	5,49	10,79	16,58	10,52	16,58	15,44	2,1	60,22
	pal-sr-co-minv	6,27	1,21	40,91	24,25	30,52	0,73	0,22	4,66	4,32	5,05	10,47	15,11	10,23	15,11	14,20	2,0	66,92
	pal-sr-co-mcom	6,26	1,20	40,84	24,06	30,32	0,75	0,23	4,73	4,51	5,25	10,69	15,77	10,38	15,77	14,77	2,1	77,44
CASO 2	pbl-st-co-mint	6,34	1,24	41,36	24,90	31,23	0,67	0,18	4,21	3,67	4,34	9,54	12,85	9,24	12,85	12,19	1,9	106,91
	pbl-st-co-mins	6,29	1,21	41,02	24,20	30,49	0,72	0,22	4,55	4,36	5,08	10,25	15,27	9,98	15,27	14,28	2,0	107,61
	pbl-st-co-minv	6,29	1,20	41,01	23,97	30,26	0,72	0,23	4,56	4,59	5,31	10,24	16,08	10,00	16,08	14,93	2,0	107,63
	pbl-st-co-mcom	6,26	1,20	40,88	24,09	30,36	0,74	0,22	4,69	4,47	5,21	10,59	15,66	10,30	15,66	14,66	2,1	108,73
	pbl-sr-co-mint	6,27	1,21	40,91	24,16	30,44	0,73	0,22	4,66	4,40	5,13	10,44	15,41	10,22	15,41	14,43	2,0	97,88
	pbl-sr-co-mins	6,26	1,21	40,81	24,14	30,40	0,75	0,22	4,76	4,43	5,18	10,67	15,50	10,45	15,50	14,55	2,1	98,93
	pbl-sr-co-minv	6,28	1,22	41,02	24,33	30,62	0,72	0,21	4,55	4,23	4,96	10,29	14,82	9,99	14,82	13,93	2,0	99,90
	pbl-sr-co-mcom	6,26	1,21	40,84	24,13	30,38	0,75	0,22	4,73	4,44	5,19	10,64	15,55	10,38	15,55	14,58	2,1	100,47
CASO 3	pal-st-co-mint-bl	6,33	1,24	41,28	24,84	31,17	0,68	0,19	4,29	3,73	4,41	9,67	13,05	9,42	13,05	12,39	1,9	120,62
	pal-st-co-mins-bl	6,26	1,18	40,85	23,70	29,96	0,75	0,24	4,73	4,87	5,62	10,64	17,05	10,37	17,05	15,79	2,1	120,79
	pal-st-co-minv-bl	6,30	1,24	41,14	24,76	31,06	0,70	0,19	4,43	3,80	4,51	10,04	13,32	9,72	13,32	12,67	2,0	121,92

	pal-st-co-mcom-bl	6,27	1,20	40,90	23,94	30,20	0,74	0,23	4,67	4,63	5,37	10,53	16,20	10,24	16,20	15,09	2,1	122,00
	pal-sr-co-mint-bl	6,29	1,24	41,07	24,79	31,08	0,71	0,19	4,50	3,78	4,49	10,17	13,23	9,87	13,23	12,63	2,0	110,86
	pal-sr-co-mins-bl	6,25	1,20	40,80	23,94	30,19	0,75	0,23	4,77	4,63	5,38	10,74	16,20	10,48	16,20	15,12	2,1	111,75
	pal-sr-co-minv-bl	6,25	1,19	40,78	23,75	30,00	0,75	0,24	4,79	4,82	5,57	10,74	16,87	10,50	16,87	15,66	2,1	112,60
	pal-sr-co-mcom-bl	6,26	1,19	40,82	23,89	30,15	0,75	0,23	4,75	4,68	5,43	10,70	16,37	10,43	16,37	15,25	2,1	113,79
CASO 4	pbl-st-co-mint-bl	6,31	1,23	41,14	24,61	30,91	0,70	0,20	4,43	3,96	4,66	9,97	13,86	9,73	13,86	13,09	1,9	146,91
	pbl-st-co-mins-bl	6,26	1,20	40,84	24,08	30,34	0,74	0,22	4,73	4,48	5,23	10,61	15,69	10,38	15,69	14,69	2,1	147,61
	pbl-st-co-minv-bl	6,31	1,21	41,19	24,14	30,46	0,69	0,22	4,38	4,43	5,12	9,85	15,49	9,62	15,49	14,38	1,9	147,63
	pbl-st-co-mcom-bl	6,26	1,21	40,88	24,17	30,44	0,74	0,22	4,69	4,39	5,13	10,57	15,38	10,29	15,38	14,43	2,1	148,73
	pbl-sr-co-mint-bl	6,27	1,21	40,87	24,29	30,55	0,74	0,21	4,70	4,28	5,02	10,55	14,97	10,31	14,97	14,10	2,1	137,88
	pbl-sr-co-mins-bl	6,27	1,20	40,89	24,10	30,37	0,73	0,22	4,68	4,47	5,20	10,47	15,64	10,26	15,64	14,63	2,0	138,93
	pbl-sr-co-minv-bl	6,28	1,22	40,98	24,43	30,71	0,72	0,21	4,59	4,13	4,86	10,33	14,47	10,07	14,47	13,65	2,0	139,90
	pbl-sr-co-mcom-bl	6,26	1,21	40,84	24,24	30,49	0,75	0,22	4,73	4,33	5,08	10,66	15,16	10,39	15,16	14,27	2,1	140,47

Gráficas Ruta 1

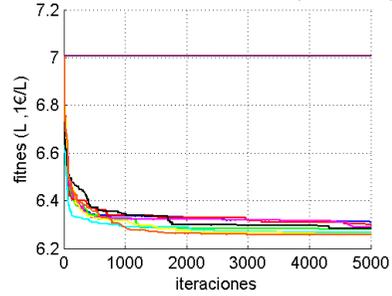
Casos 1 y 2 (algoritmos genéticos)



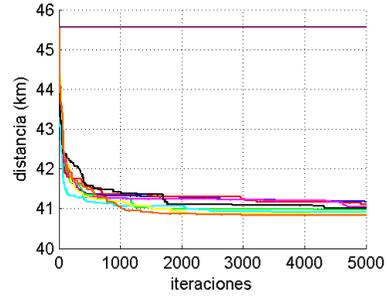
Gráficas Ruta 1

Casos 3 y 4 (algoritmos meméticos)

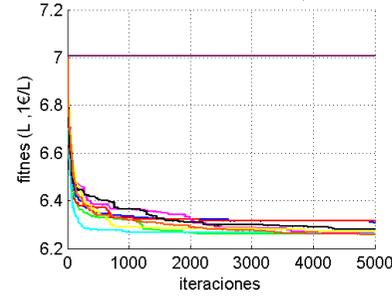
RUTA:R1. Caso:3. Evolución fitness(combustible).



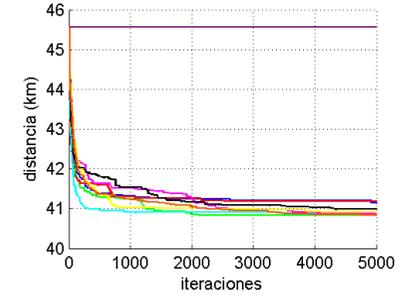
RUTA:R1. Caso:3. Evolución distancia.



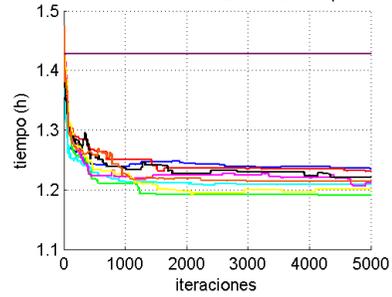
RUTA:R1. Caso:4. Evolución fitness(combustible).



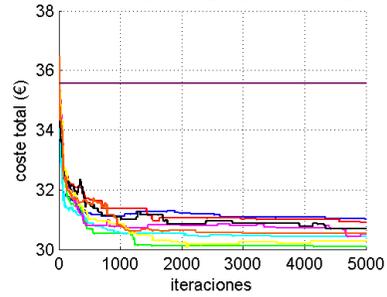
RUTA:R1. Caso:4. Evolución distancia.



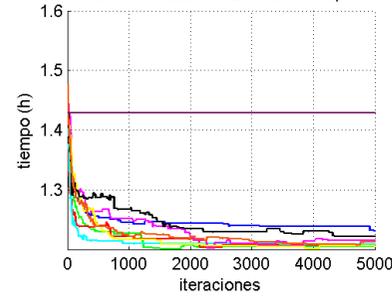
RUTA:R1. Caso:3. Evolución tiempo.



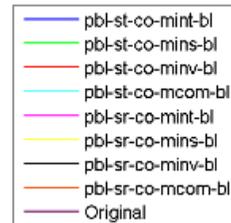
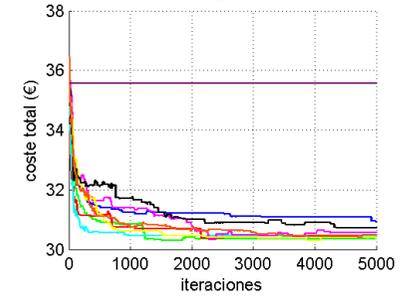
RUTA:R1. Caso:3. Evolución coste total.



RUTA:R1. Caso:4. Evolución tiempo.



RUTA:R1. Caso:4. Evolución coste total.



RUTA 2

Datos Ruta 2

Ruta	R2
Fracción	Papel y cartón
Contenedores	67
Kg máximos estimados (80% suma máximo histórico de kg recogidos de cada contenedor)	3385
Media kg estimados (suma media de kg recogidos de cada contenedor)	3063
Vehículo asignado	CT 2 ejes 14 m3 (mediano)
Carga legal para fracción del vehículo	4250 kg
Centro de tratamiento	C2

Ruta original VS mejores resultados (genético y memético)

	Ruta original	Caso 2 pbl-st-co-mcom	Caso 4 pbl-st-co-mcom-bl
Combustible	18,76 L (€)	15,92 L (€)	15,76 L (€)
Tiempo	2,66 h	2,27 h	2,24 h
Distancia	59,09 km	50,47 km	50,13 km
Coste en personal	53,29 €	45,43 €	44,76 €
Coste Total	72,05 €	61,35 €	60,52 €
Kg CO ₂ eq. evitados	-	7,9	8,4

%mejora	Caso 2 pbl-st-co-mcom	Caso 4 pbl-st-co-mcom-bl
Combustible	15,11 %	15,98 %
Tiempo	14,75 %	16,01 %
Distancia	14,58 %	15,16 %
Coste en personal	14,75 %	16,01 %
Coste Total	14,84 %	16,00 %

Resultados Ruta 2

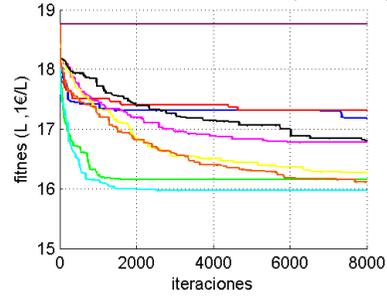
		Resultados					Ahorros					% Mejora					Kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb.	Tº	Dist	C. Personal	Coste Total		
RUTA ORIGINAL		18,76	2,66	59,09	53,29	72,05	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pal-st-co-mint	17,17	2,55	54,34	51,04	68,20	1,59	0,11	4,75	2,25	3,84	8,47	4,23	8,03	4,23	5,33	4,4	242,27
	pal-st-co-mins	16,15	2,32	51,36	46,33	62,48	2,61	0,35	7,73	6,96	9,57	13,90	13,06	13,07	13,06	13,28	7,3	244,47
	pal-st-co-minv	17,31	2,57	54,73	51,45	68,76	1,45	0,09	4,36	1,84	3,29	7,71	3,45	7,37	3,45	4,56	4,0	246,16
	pal-st-co-mcom	15,97	2,28	50,62	45,70	61,67	2,79	0,38	8,47	7,59	10,38	14,87	14,25	14,33	14,25	14,41	7,8	247,47
	pal-sr-co-mint	16,77	2,49	53,07	49,80	66,57	1,98	0,17	6,02	3,49	5,47	10,57	6,55	10,19	6,55	7,60	5,5	223,44
	pal-sr-co-mins	16,26	2,34	51,57	46,78	63,04	2,49	0,33	7,52	6,51	9,01	13,29	12,22	12,72	12,22	12,50	6,9	225,74
	pal-sr-co-minv	16,80	2,47	53,24	49,43	66,23	1,96	0,19	5,85	3,86	5,82	10,44	7,24	9,89	7,24	8,07	5,5	227,62
	pal-sr-co-mcom	16,11	2,34	51,21	46,85	62,96	2,65	0,32	7,88	6,44	9,09	14,11	12,08	13,33	12,08	12,61	7,4	229,78
CASO 2	pbl-st-co-mint	17,28	2,58	54,72	51,61	68,89	1,48	0,08	4,36	1,68	3,16	7,86	3,16	7,39	3,16	4,38	4,1	282,71
	pbl-st-co-mins	16,17	2,32	51,41	46,45	62,62	2,59	0,34	7,68	6,83	9,42	13,81	12,83	13,00	12,83	13,08	7,2	283,30
	pbl-st-co-minv	17,37	2,58	54,86	51,60	68,97	1,39	0,08	4,23	1,69	3,07	7,40	3,17	7,15	3,17	4,27	3,9	284,42
	pbl-st-co-mcom	15,92	2,27	50,47	45,43	61,35	2,83	0,39	8,62	7,86	10,70	15,11	14,75	14,58	14,75	14,84	7,9	287,61
	pbl-sr-co-mint	16,78	2,47	53,07	49,44	66,22	1,98	0,19	6,01	3,85	5,83	10,56	7,22	10,18	7,22	8,09	5,5	258,97
	pbl-sr-co-mins	15,93	2,28	50,68	45,63	61,55	2,83	0,38	8,40	7,66	10,49	15,08	14,38	14,22	14,38	14,56	7,9	261,63
	pbl-sr-co-minv	16,95	2,51	53,58	50,30	67,25	1,81	0,15	5,51	2,99	4,80	9,63	5,61	9,32	5,61	6,66	5,0	263,63
	pbl-sr-co-mcom	16,53	2,37	52,30	47,34	63,87	2,23	0,30	6,79	5,95	8,18	11,87	11,17	11,49	11,17	11,35	6,2	266,18
CAS O3	pal-st-co-mint-bl	17,07	2,53	53,88	50,67	67,74	1,69	0,13	5,21	2,62	4,31	9,01	4,91	8,81	4,91	5,98	4,7	350,32
	pal-st-co-mins-bl	16,18	2,32	51,43	46,35	62,53	2,58	0,35	7,66	6,94	9,52	13,76	13,02	12,96	13,02	13,22	7,2	351,67

	pal-st-co-minv-bl	17,19	2,54	54,45	50,79	67,98	1,57	0,12	4,63	2,49	4,06	8,36	4,68	7,84	4,68	5,64	4,4	278,16
	pal-st-co-mcom-bl	15,79	2,25	50,22	44,95	60,75	2,96	0,42	8,87	8,33	11,30	15,80	15,64	15,01	15,64	15,68	8,3	357,09
	pal-sr-co-mint-bl	16,83	2,50	53,40	50,02	66,85	1,92	0,16	5,69	3,27	5,20	10,26	6,14	9,63	6,14	7,21	5,4	339,02
	pal-sr-co-mins-bl	15,91	2,28	50,58	45,64	61,56	2,84	0,38	8,51	7,65	10,49	15,16	14,35	14,40	14,35	14,56	7,9	264,92
	pal-sr-co-minv-bl	16,91	2,50	53,56	50,07	66,98	1,84	0,16	5,53	3,22	5,06	9,83	6,04	9,36	6,04	7,03	5,1	339,23
	pal-sr-co-mcom-bl	16,10	2,33	51,13	46,52	62,62	2,66	0,34	7,96	6,77	9,43	14,18	12,70	13,47	12,70	13,09	7,4	343,01
CASO 4	pbl-st-co-mint-bl	17,12	2,55	54,13	51,00	68,12	1,64	0,11	4,96	2,29	3,93	8,75	4,30	8,40	4,30	5,46	4,6	365,72
	pbl-st-co-mins-bl	16,17	2,32	51,42	46,35	62,52	2,58	0,35	7,67	6,94	9,53	13,78	13,03	12,98	13,03	13,22	7,2	290,68
	pbl-st-co-minv-bl	17,33	2,57	54,70	51,42	68,75	1,43	0,09	4,38	1,87	3,30	7,62	3,51	7,42	3,51	4,58	4,0	346,81
	pbl-st-co-mcom-bl	15,76	2,24	50,13	44,76	60,52	3,00	0,43	8,96	8,53	11,53	15,98	16,01	15,16	16,01	16,00	8,4	366,98
	pbl-sr-co-mint-bl	16,84	2,48	53,20	49,56	66,40	1,92	0,19	5,89	3,73	5,65	10,24	7,00	9,97	7,00	7,84	5,3	351,04
	pbl-sr-co-mins-bl	16,22	2,34	51,49	46,79	63,02	2,53	0,32	7,59	6,50	9,03	13,50	12,19	12,85	12,19	12,53	7,1	352,96
	pbl-sr-co-minv-bl	16,86	2,51	53,29	50,18	67,04	1,90	0,16	5,80	3,10	5,01	10,13	5,83	9,81	5,83	6,95	5,3	354,17
	pbl-sr-co-mcom-bl	16,24	2,36	51,56	47,25	63,48	2,52	0,30	7,53	6,04	8,56	13,44	11,34	12,74	11,34	11,89	7,0	354,21

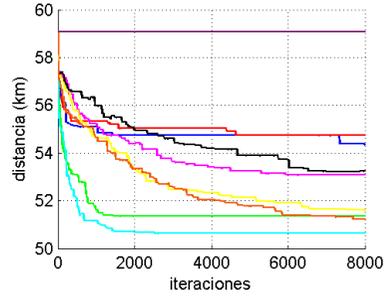
Gráficas Ruta 2

Casos 1 y 2 (algoritmos genéticos)

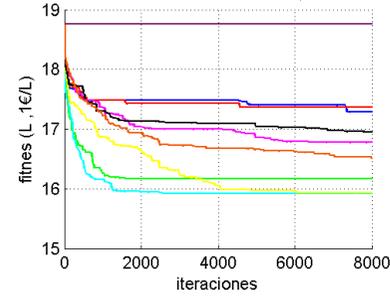
RUTA:R2. Caso:1. Evolución fitness(combustible).



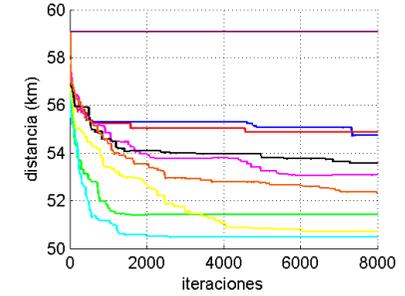
RUTA:R2. Caso:1. Evolución distancia.



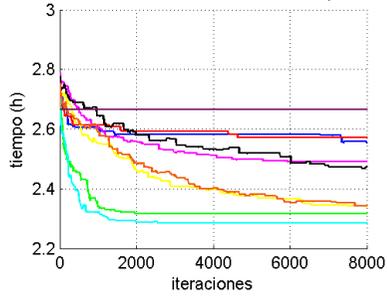
RUTA:R2. Caso:2. Evolución fitness(combustible).



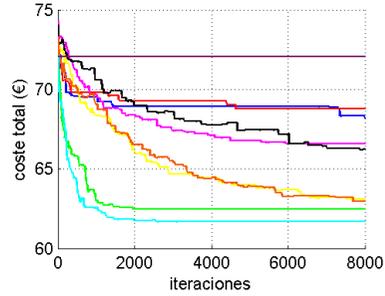
RUTA:R2. Caso:2. Evolución distancia.



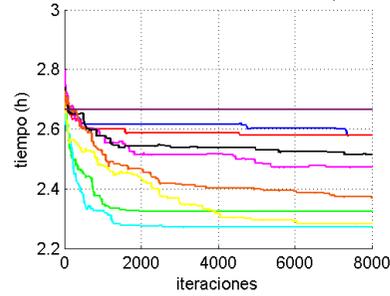
RUTA:R2. Caso:1. Evolución tiempo.



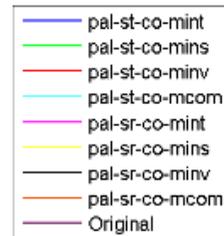
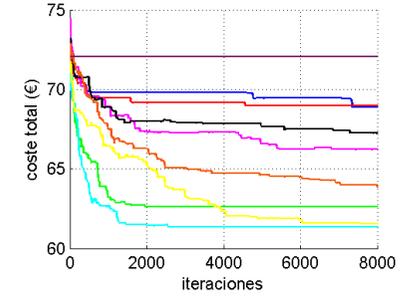
RUTA:R2. Caso:1. Evolución coste total.



RUTA:R2. Caso:2. Evolución tiempo.

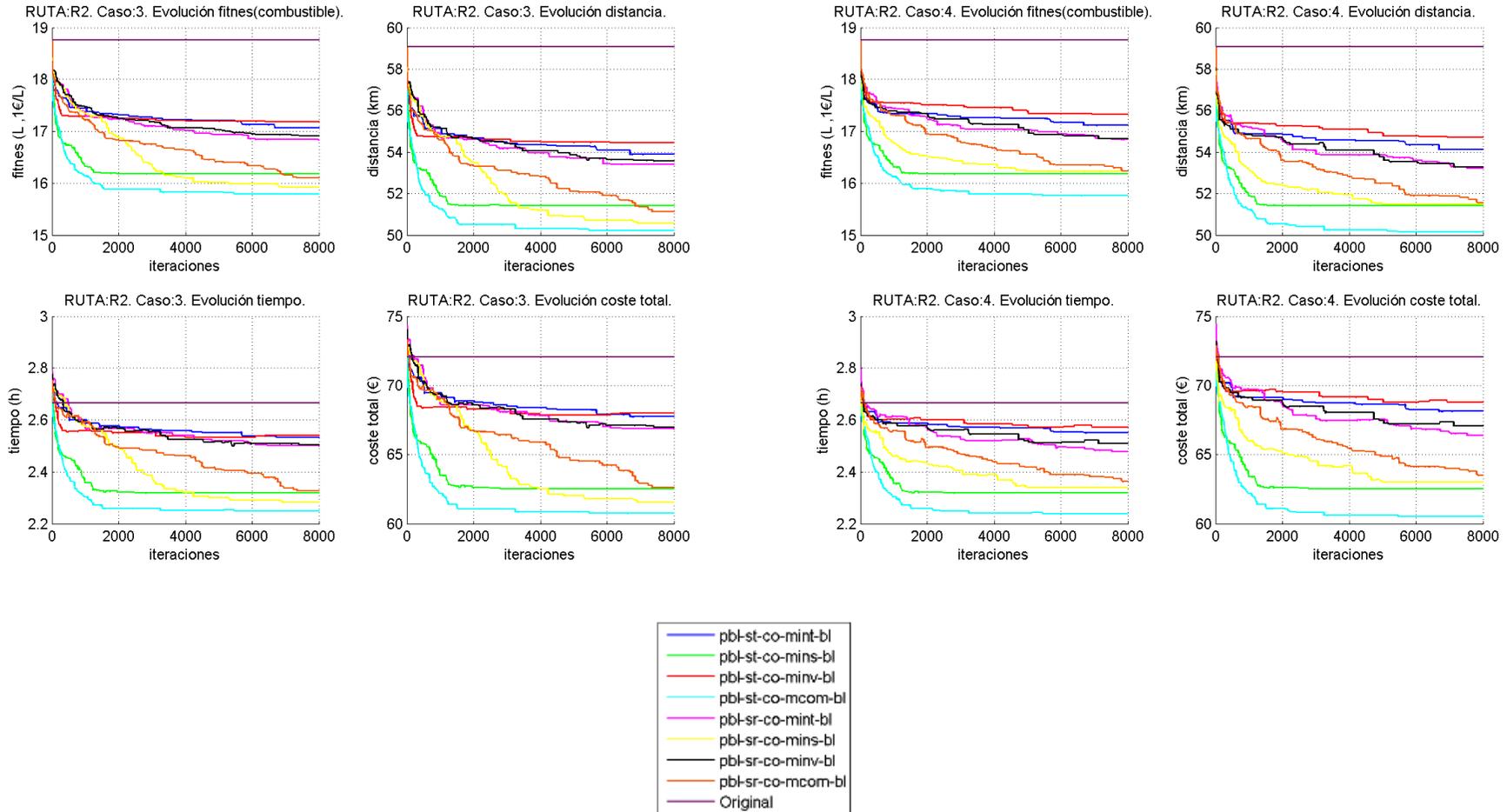


RUTA:R2. Caso:2. Evolución coste total.



Gráficas Ruta 2

Casos 3 y 4 (algoritmos meméticos)



RUTA 3

Datos Ruta 3

Ruta	R3
Fracción	Papel y cartón
Contenedores	53
Kg máximos estimados (80% suma máximo histórico de kg recogidos de cada contenedor)	2520
Media kg estimados (suma media de kg recogidos de cada contenedor)	2267
Vehículo asignado	CT 2 ejes 14 m3 (mediano)
Carga legal para fracción del vehículo	4250 kg
Centro de tratamiento	C2

Ruta original VS mejores resultados (genético y memético)

	Ruta original	Caso 1 pal-sr-co-mcom	Caso 3 pal-st-co-mcom-bl
Combustible	27,00 L (€)	19,29 L (€)	19,45 L (€)
Tiempo	3,22 h	2,21 h	2,25 h
Distancia	84,83 km	61,94 km	62,94 km
Coste en personal	64,42 €	44,11 €	44,94 €
Coste Total	91,42 €	63,39 €	64,39 €
Kg CO ₂ eq. evitados	-	21,5	21,0

%mejora	Caso 1 pal-sr-co-mcom	Caso 3 pal-st-co-mcom-bl
Combustible	28,56 %	27,96 %
Tiempo	31,54 %	30,24 %
Distancia	26,98 %	26,68 %
Coste en personal	31,54 %	30,24 %
Coste Total	30,66 %	29,56 %

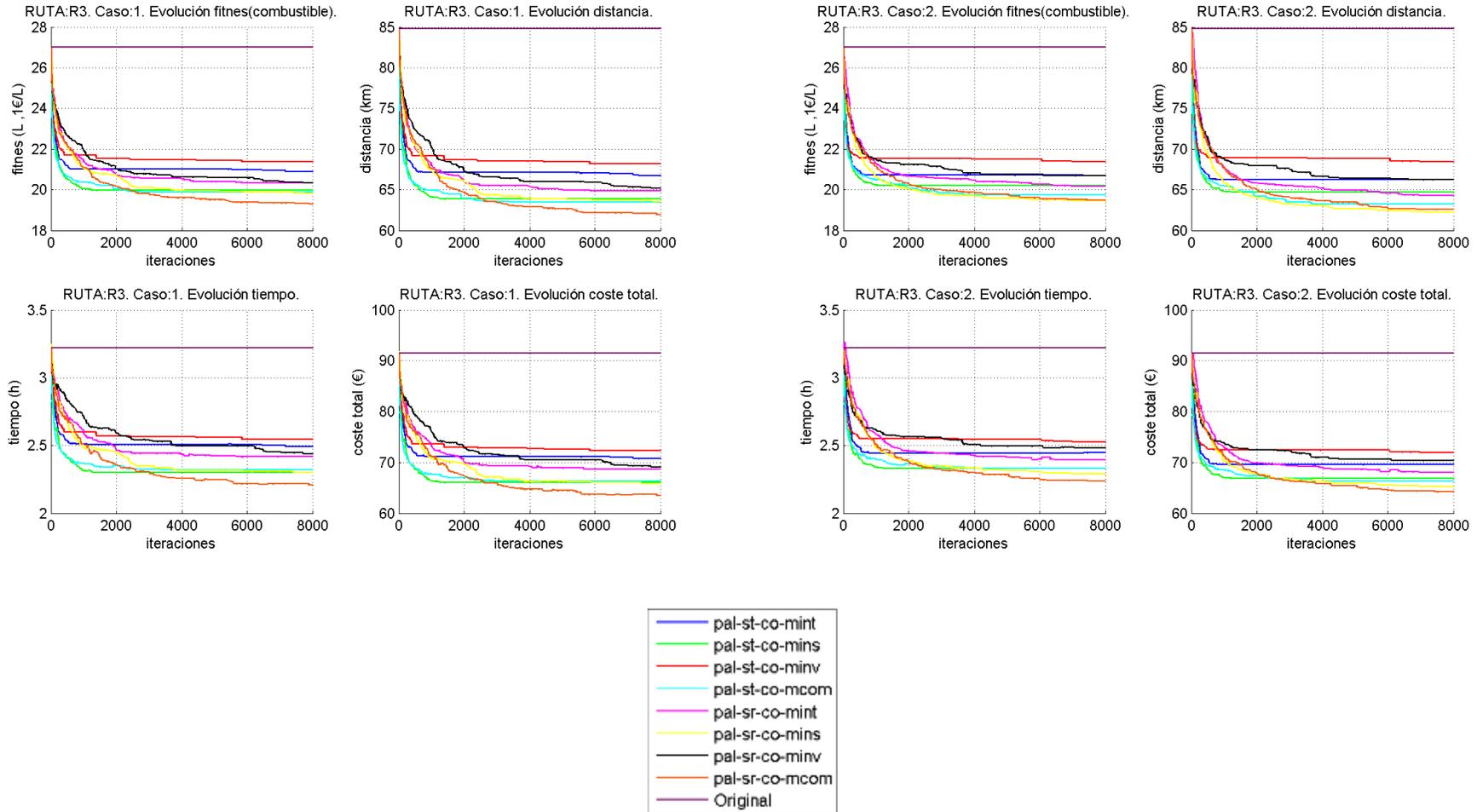
Resultados Ruta 3

		Resultados					Ahorros					% Mejora					Kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb.	Tº	Dist	C. Personal	Coste Total		
RUTA ORIGINAL		27,00	3,22	84,83	64,42	91,42	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pal-st-co-mint	20,89	2,49	66,74	49,87	70,75	6,11	0,73	18,09	14,56	20,67	22,63	22,60	21,32	22,60	22,61	17,0	125,22
	pal-st-co-mins	19,96	2,30	63,83	46,04	66,00	7,04	0,92	20,99	18,39	25,42	26,06	28,54	24,75	28,54	27,81	19,6	126,52
	pal-st-co-minv	21,36	2,55	68,15	50,93	72,29	5,64	0,67	16,68	13,49	19,13	20,88	20,94	19,66	20,94	20,92	15,7	126,44
	pal-st-co-mcom	19,87	2,32	63,49	46,42	66,29	7,13	0,90	21,34	18,00	25,13	26,40	27,94	25,16	27,94	27,49	19,9	128,98
	pal-sr-co-mint	20,34	2,42	64,84	48,31	68,65	6,66	0,81	19,98	16,11	22,77	24,67	25,00	23,56	25,00	24,91	18,6	113,33
	pal-sr-co-mins	19,82	2,30	63,56	45,99	65,80	7,18	0,92	21,26	18,44	25,62	26,59	28,62	25,07	28,62	28,02	20,0	114,60
	pal-sr-co-minv	20,33	2,44	65,19	48,74	69,07	6,66	0,78	19,64	15,69	22,35	24,69	24,35	23,15	24,35	24,45	18,6	114,98
	pal-sr-co-mcom	19,29	2,21	61,94	44,11	63,39	7,71	1,02	22,89	20,32	28,03	28,56	31,54	26,98	31,54	30,66	21,5	118,28
CASO 2	pbl-st-co-mint	20,70	2,45	66,20	48,90	69,60	6,30	0,78	18,63	15,52	21,82	23,34	24,09	21,96	24,09	23,87	17,6	61,25
	pbl-st-co-mins	20,19	2,33	64,70	46,61	66,80	6,81	0,89	20,13	17,81	24,62	25,21	27,65	23,73	27,65	26,93	19,0	61,63
	pbl-st-co-minv	21,38	2,53	68,44	50,55	71,93	5,61	0,69	16,39	13,87	19,49	20,79	21,54	19,32	21,54	21,31	15,6	61,93
	pbl-st-co-mcom	19,73	2,33	63,19	46,61	66,34	7,27	0,89	21,63	17,81	25,08	26,92	27,65	25,50	27,65	27,44	20,2	63,52
	pbl-sr-co-mint	20,18	2,39	64,31	47,87	68,05	6,82	0,83	20,51	16,55	23,37	25,26	25,69	24,18	25,69	25,56	19,0	56,49
	pbl-sr-co-mins	19,44	2,29	62,22	45,74	65,18	7,56	0,93	22,61	18,68	26,24	28,00	28,99	26,65	28,99	28,70	21,1	57,05
	pbl-sr-co-minv	20,68	2,48	66,22	49,66	70,33	6,32	0,74	18,60	14,77	21,08	23,40	22,92	21,93	22,92	23,06	17,6	57,42
	pbl-sr-co-mcom	19,50	2,24	62,55	44,74	64,23	7,50	0,98	22,28	19,68	27,19	27,78	30,56	26,26	30,56	29,74	20,9	59,15
CASO 3	pal-st-co-mint-bl	20,53	2,43	65,70	48,65	69,18	6,47	0,79	19,12	15,77	22,24	23,96	24,48	22,54	24,48	24,33	18,0	360,75
	pal-st-co-mins-bl	19,69	2,26	62,95	45,20	64,90	7,30	0,96	21,88	19,22	26,52	27,06	29,83	25,79	29,83	29,01	20,3	364,27

	pal-st-co-minv-bl	20,93	2,48	66,86	49,52	70,45	6,07	0,75	17,97	14,91	20,97	22,47	23,14	21,18	23,14	22,94	16,9	365,04
	pal-st-co-mcom-bl	19,45	2,25	62,20	44,94	64,39	7,55	0,97	22,63	19,48	27,03	27,96	30,24	26,68	30,24	29,56	21,0	366,71
	pal-sr-co-mint-bl	20,13	2,33	64,26	46,56	66,68	6,87	0,89	20,57	17,86	24,73	25,45	27,73	24,25	27,73	27,06	19,1	350,78
	pal-sr-co-mins-bl	19,53	2,28	62,49	45,63	65,16	7,47	0,94	22,34	18,79	26,26	27,67	29,17	26,33	29,17	28,73	20,8	353,10
	pal-sr-co-minv-bl	20,30	2,45	65,05	48,99	69,29	6,70	0,77	19,78	15,43	22,13	24,81	23,95	23,32	23,95	24,20	18,7	353,66
	pal-sr-co-mcom-bl	19,41	2,27	62,08	45,44	64,85	7,59	0,95	22,74	18,98	26,57	28,10	29,46	26,81	29,46	29,06	21,1	356,92
CASO 4	pbl-st-co-mint-bl	20,46	2,41	65,50	48,23	68,68	6,54	0,81	19,33	16,20	22,74	24,23	25,14	22,78	25,14	24,87	18,2	171,18
	pbl-st-co-mins-bl	19,87	2,28	63,64	45,61	65,48	7,13	0,94	21,18	18,81	25,94	26,41	29,20	24,97	29,20	28,38	19,9	172,42
	pbl-st-co-minv-bl	20,68	2,41	66,29	48,22	68,90	6,32	0,81	18,54	16,20	22,52	23,41	25,14	21,85	25,14	24,63	17,6	172,21
	pbl-st-co-mcom-bl	19,38	2,27	62,09	45,42	64,80	7,62	0,95	22,73	19,00	26,62	28,23	29,49	26,80	29,49	29,12	21,2	173,69
	pbl-sr-co-mint-bl	19,79	2,33	63,27	46,57	66,36	7,20	0,89	21,55	17,86	25,06	26,68	27,72	25,41	27,72	27,41	20,1	166,22
	pbl-sr-co-mins-bl	19,49	2,27	62,46	45,33	64,81	7,51	0,95	22,36	19,10	26,60	27,81	29,64	26,36	29,64	29,10	20,9	166,38
	pbl-sr-co-minv-bl	19,96	2,36	63,92	47,22	67,18	7,04	0,86	20,91	17,21	24,24	26,07	26,71	24,65	26,71	26,52	19,6	166,14
	pbl-sr-co-mcom-bl	19,56	2,26	62,73	45,25	64,81	7,44	0,96	22,10	19,17	26,61	27,55	29,76	26,05	29,76	29,11	20,7	167,56

Gráficas Ruta 3

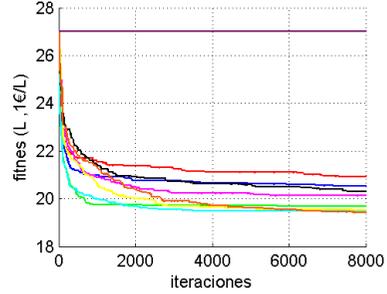
Casos 1 y 2 (algoritmos genéticos)



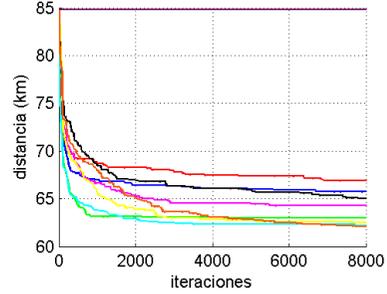
Gráficas Ruta 3

Casos 3 y 4 (algoritmos meméticos)

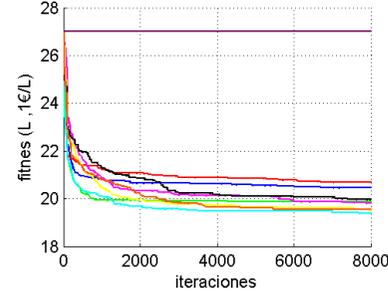
RUTA:R3. Caso:3. Evolución fitness(combustible).



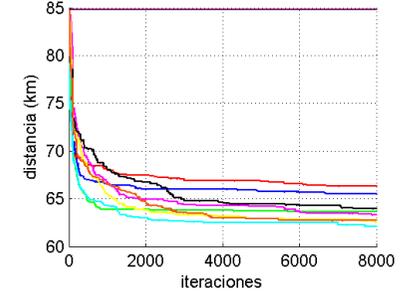
RUTA:R3. Caso:3. Evolución distancia.



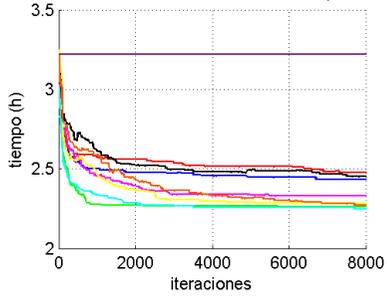
RUTA:R3. Caso:4. Evolución fitness(combustible).



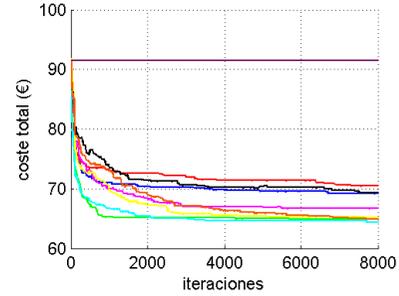
RUTA:R3. Caso:4. Evolución distancia.



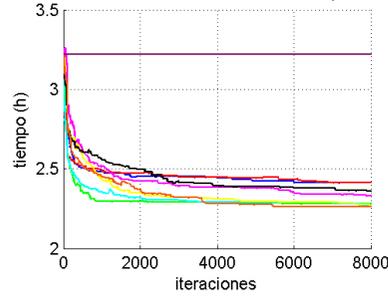
RUTA:R3. Caso:3. Evolución tiempo.



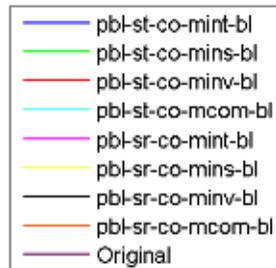
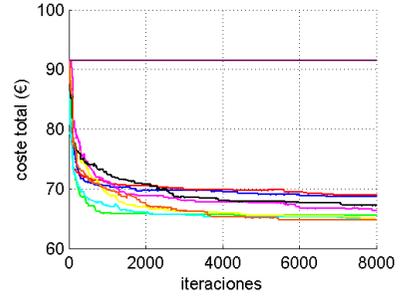
RUTA:R3. Caso:3. Evolución coste total.



RUTA:R3. Caso:4. Evolución tiempo.



RUTA:R3. Caso:4. Evolución coste total.



RUTA 4

Datos Ruta 4

Ruta	R4
Fracción	Papel y cartón
Contenedores	72
Kg máximos estimados (80% suma máximo histórico de kg recogidos de cada contenedor)	3567
Media kg estimados (suma media de kg recogidos de cada contenedor)	2887
Vehículo asignado	CT 2 ejes 14 m3 (mediano)
Carga legal para fracción del vehículo	4250 kg
Centro de tratamiento	C2

Ruta original VS mejores resultados (genético y memético)

	Ruta original	Caso 2 pbl-sr-co-mins	Caso 4 pbl-sr-co-mcom-bl
Combustible	25,72 L (€)	21,32 L (€)	20,13 L (€)
Tiempo	2,98 h	2,69 h	2,69 h
Distancia	79,62 km	65,95 km	62,10 km
Coste en personal	59,54 €	53,93 €	53,79 €
Coste Total	85,26 €	75,15 €	73,92 €
Kg CO ₂ eq. evitados	-	12,3	15,6

%mejora	Caso 2 pbl-sr-co-mins	Caso 4 pbl-sr-co-mcom-bl
Combustible	17,13 %	21,75 %
Tiempo	9,58 %	9,66 %
Distancia	17,16 %	22,00 %
Coste en personal	9,58 %	9,66 %
Coste Total	11,86 %	13,31 %

Resultados Ruta 4

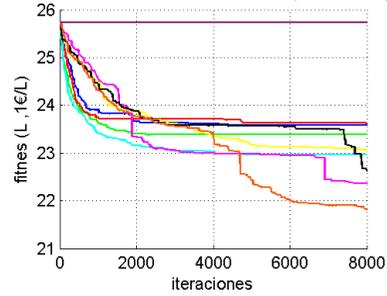
		Resultados					Ahorros					% Mejora					Kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb.	Tº	Dist	C. Personal	Coste Total		
RUTA ORIGINAL		25,7232	2,98	79,62	59,54	85,26	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pal-st-co-mint	23,59	2,76	73,46	55,11	78,70	2,13	0,22	6,15	4,42	6,56	8,30	7,43	7,73	7,43	7,69	5,9	185,53
	pal-st-co-mins	23,38	2,70	72,71	54,09	77,47	2,34	0,27	6,90	5,44	7,79	9,11	9,14	8,67	9,14	9,13	6,5	187,71
	pal-st-co-minv	23,62	2,77	73,54	55,36	78,98	2,10	0,21	6,08	4,18	6,28	8,18	7,02	7,64	7,02	7,37	5,9	187,74
	pal-st-co-mcom	22,96	2,65	71,47	53,08	76,04	2,76	0,32	8,15	6,46	9,23	10,74	10,85	10,23	10,85	10,82	7,7	192,90
	pal-sr-co-mint	22,37	2,79	69,24	55,78	78,15	3,36	0,19	10,37	3,76	7,11	13,05	6,31	13,03	6,31	8,34	9,4	174,12
	pal-sr-co-mins	23,06	2,66	71,69	53,27	76,33	2,66	0,31	7,93	6,27	8,93	10,36	10,52	9,96	10,52	10,47	7,4	184,79
	pal-sr-co-minv	22,68	2,78	70,06	55,64	78,32	3,05	0,20	9,55	3,90	6,95	11,84	6,55	12,00	6,55	8,15	8,5	189,07
	pal-sr-co-mcom	21,82	2,70	67,70	54,00	75,83	3,90	0,28	11,92	5,53	9,44	15,17	9,30	14,97	9,30	11,07	10,9	194,89
CASO 2	pbl-st-co-mint	23,59	2,76	73,46	55,11	78,70	2,13	0,22	6,15	4,42	6,56	8,30	7,43	7,73	7,43	7,69	5,9	101,01
	pbl-st-co-mins	23,38	2,70	72,71	54,09	77,47	2,34	0,27	6,90	5,44	7,79	9,11	9,14	8,67	9,14	9,13	6,5	101,47
	pbl-st-co-minv	23,62	2,77	73,54	55,36	78,98	2,10	0,21	6,08	4,18	6,28	8,18	7,02	7,64	7,02	7,37	5,9	101,82
	pbl-st-co-mcom	22,96	2,65	71,47	53,08	76,04	2,76	0,32	8,15	6,46	9,23	10,74	10,85	10,23	10,85	10,82	7,7	105,24
	pbl-sr-co-mint	22,16	2,82	68,50	56,33	78,49	3,56	0,16	11,11	3,21	6,77	13,86	5,38	13,96	5,38	7,94	9,9	95,57
	pbl-sr-co-mins	21,32	2,69	65,95	53,83	75,15	4,41	0,29	13,66	5,71	10,11	17,13	9,58	17,16	9,58	11,86	12,3	96,12
	pbl-sr-co-minv	21,83	2,78	67,59	55,61	77,44	3,89	0,20	12,02	3,93	7,82	15,13	6,59	15,10	6,59	9,17	10,8	95,65
	pbl-sr-co-mcom	21,91	2,66	68,02	53,12	75,03	3,81	0,32	11,60	6,42	10,23	14,82	10,78	14,57	10,78	12,00	10,6	98,48
CASO 3	pal-st-co-mint-bl	23,03	2,69	71,72	53,80	76,83	2,69	0,29	7,90	5,74	8,43	10,47	9,64	9,92	9,64	9,89	7,5	485,83
	pal-st-co-mins-bl	23,00	2,66	71,59	53,20	76,20	2,73	0,32	8,03	6,34	9,06	10,60	10,64	10,09	10,64	10,63	7,6	456,04
	pal-st-co-minv-bl	23,53	2,76	73,26	55,16	78,69	2,20	0,22	6,35	4,38	6,57	8,54	7,35	7,98	7,35	7,71	6,1	399,55

	pal-st-co-mcom-bl	22,83	2,64	71,13	52,85	75,67	2,89	0,33	8,49	6,69	9,59	11,25	11,24	10,66	11,24	11,24	8,1	409,27
	pal-sr-co-mint-bl	21,95	2,72	68,07	54,36	76,31	3,77	0,26	11,54	5,18	8,95	14,67	8,70	14,50	8,70	10,50	10,5	416,97
	pal-sr-co-mins-bl	22,52	2,68	69,99	53,62	76,14	3,20	0,30	9,62	5,92	9,12	12,44	9,94	12,09	9,94	10,70	8,9	435,97
	pal-sr-co-minv-bl	21,58	2,76	66,71	55,29	76,87	4,14	0,21	12,91	4,25	8,39	16,10	7,14	16,21	7,14	9,84	11,5	443,78
	pal-sr-co-mcom-bl	21,85	2,68	67,82	53,53	75,37	3,88	0,30	11,80	6,01	9,89	15,07	10,10	14,82	10,10	11,60	10,8	416,32
CASO 4	pbl-st-co-mint-bl	23,03	2,69	71,72	53,80	76,83	2,69	0,29	7,90	5,74	8,43	10,47	9,64	9,92	9,64	9,89	7,5	377,57
	pbl-st-co-mins-bl	23,00	2,66	71,59	53,20	76,20	2,73	0,32	8,03	6,34	9,06	10,60	10,64	10,09	10,64	10,63	7,6	377,60
	pbl-st-co-minv-bl	23,53	2,76	73,26	55,16	78,69	2,20	0,22	6,35	4,38	6,57	8,54	7,35	7,98	7,35	7,71	6,1	414,08
	pbl-st-co-mcom-bl	22,83	2,64	71,13	52,85	75,67	2,89	0,33	8,49	6,69	9,59	11,25	11,24	10,66	11,24	11,24	8,1	414,02
	pbl-sr-co-mint-bl	21,05	2,75	64,94	54,93	75,98	4,67	0,23	14,68	4,61	9,28	18,16	7,74	18,44	7,74	10,89	13,0	398,52
	pbl-sr-co-mins-bl	22,45	2,64	69,78	52,83	75,28	3,27	0,34	9,84	6,71	9,98	12,71	11,28	12,36	11,28	11,71	9,1	404,02
	pbl-sr-co-minv-bl	21,75	2,72	67,32	54,47	76,21	3,98	0,25	12,30	5,07	9,05	15,46	8,52	15,45	8,52	10,61	11,1	356,70
	pbl-sr-co-mcom-bl	20,13	2,69	62,10	53,79	73,92	5,59	0,29	17,51	5,75	11,34	21,75	9,66	22,00	9,66	13,31	15,6	361,03

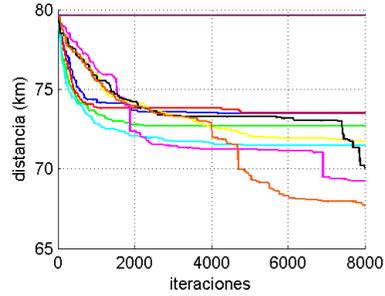
Gráficas Ruta 4

Casos 1 y 2 (algoritmos genéticos)

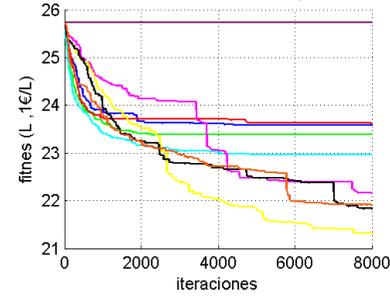
RUTA:R4. Caso:1. Evolución fitness(combustible).



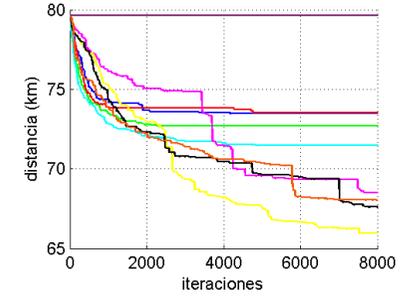
RUTA:R4. Caso:1. Evolución distancia.



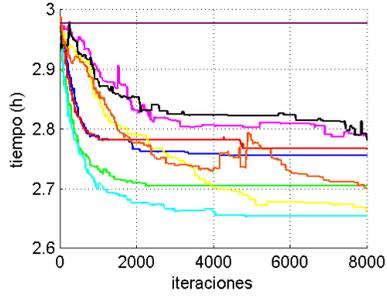
RUTA:R4. Caso:2. Evolución fitness(combustible).



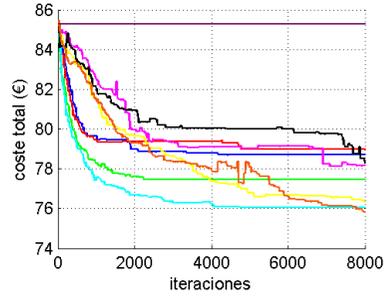
RUTA:R4. Caso:2. Evolución distancia.



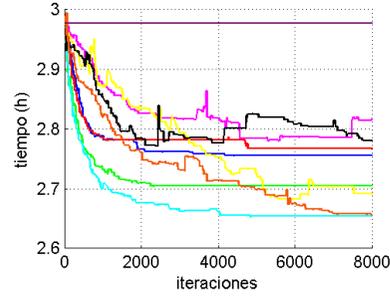
RUTA:R4. Caso:1. Evolución tiempo.



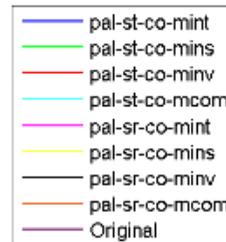
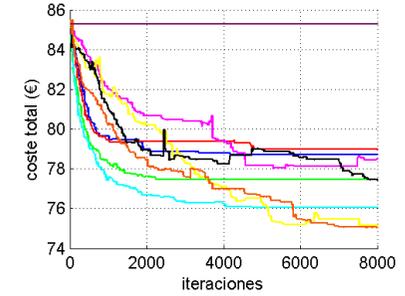
RUTA:R4. Caso:1. Evolución coste total.



RUTA:R4. Caso:2. Evolución tiempo.



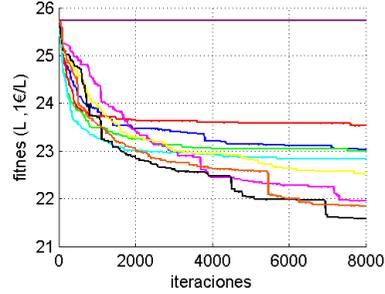
RUTA:R4. Caso:2. Evolución coste total.



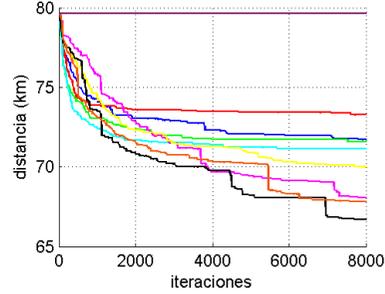
Gráficas Ruta 4

Casos 3 y 4 (algoritmos meméticos)

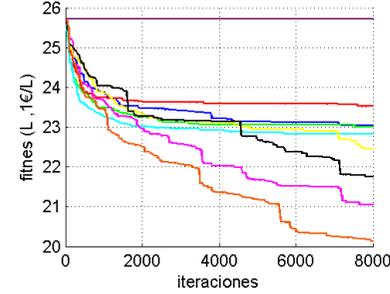
RUTA:R4. Caso:3. Evolución fitness(combustible).



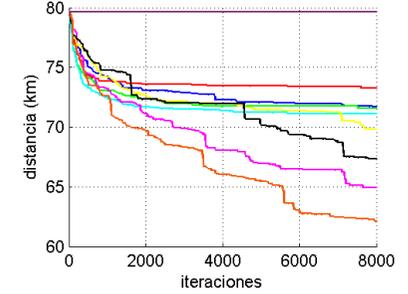
RUTA:R4. Caso:3. Evolución distancia.



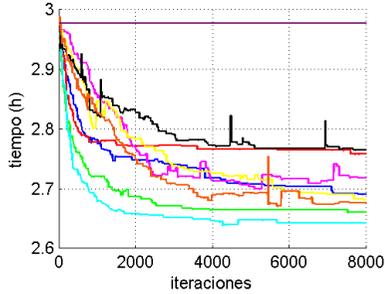
RUTA:R4. Caso:4. Evolución fitness(combustible).



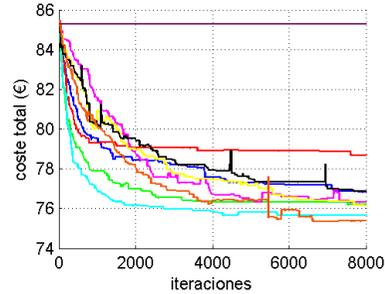
RUTA:R4. Caso:4. Evolución distancia.



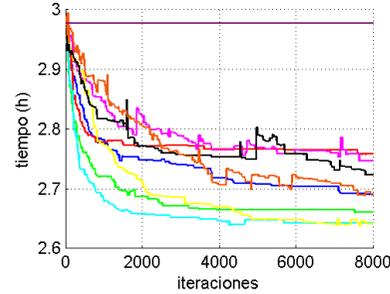
RUTA:R4. Caso:3. Evolución tiempo.



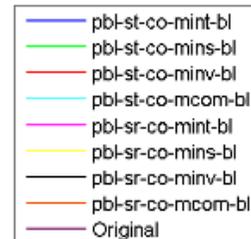
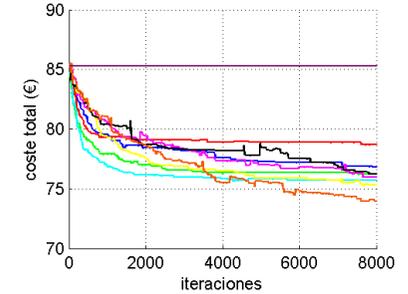
RUTA:R4. Caso:3. Evolución coste total.



RUTA:R4. Caso:4. Evolución tiempo.



RUTA:R4. Caso:4. Evolución coste total.



RUTA 5

Datos Ruta 5

Ruta	R5
Fracción	Papel y cartón
Contenedores	128
Kg máximos estimados (80% suma máximo histórico de kg recogidos de cada contenedor)	6005
Media kg estimados (suma media de kg recogidos de cada contenedor)	2887
Vehículo asignado	CL 3 ejes 25 m ³ (grande)
Carga legal para fracción del vehículo	6250 kg
Centro de tratamiento	C2

Ruta original VS mejores resultados (genético y memético)

	Ruta original	Caso 2 pbl-st-co-mins	Caso 4 pbl-st-co-mins-bl
Combustible	46,07 L (€)	37,24 L (€)	36,97 L (€)
Tiempo	4,74 h	3,91 h	3,86 h
Distancia	110,95 km	91,26 km	90,36 km
Coste en personal	94,76 €	78,27 €	77,28 €
Coste Total	140,83 €	115,51 €	114,25 €
Kg CO ₂ eq. evitados	-	24,6	25,4

%mejora	Caso 2 pbl-st-co-mins	Caso 4 pbl-st-co-mins-bl
Combustible	19,17 %	19,75 %
Tiempo	17,40 %	18,44 %
Distancia	17,75 %	18,56 %
Coste en personal	17,40 %	18,44 %
Coste Total	17,98 %	18,87 %

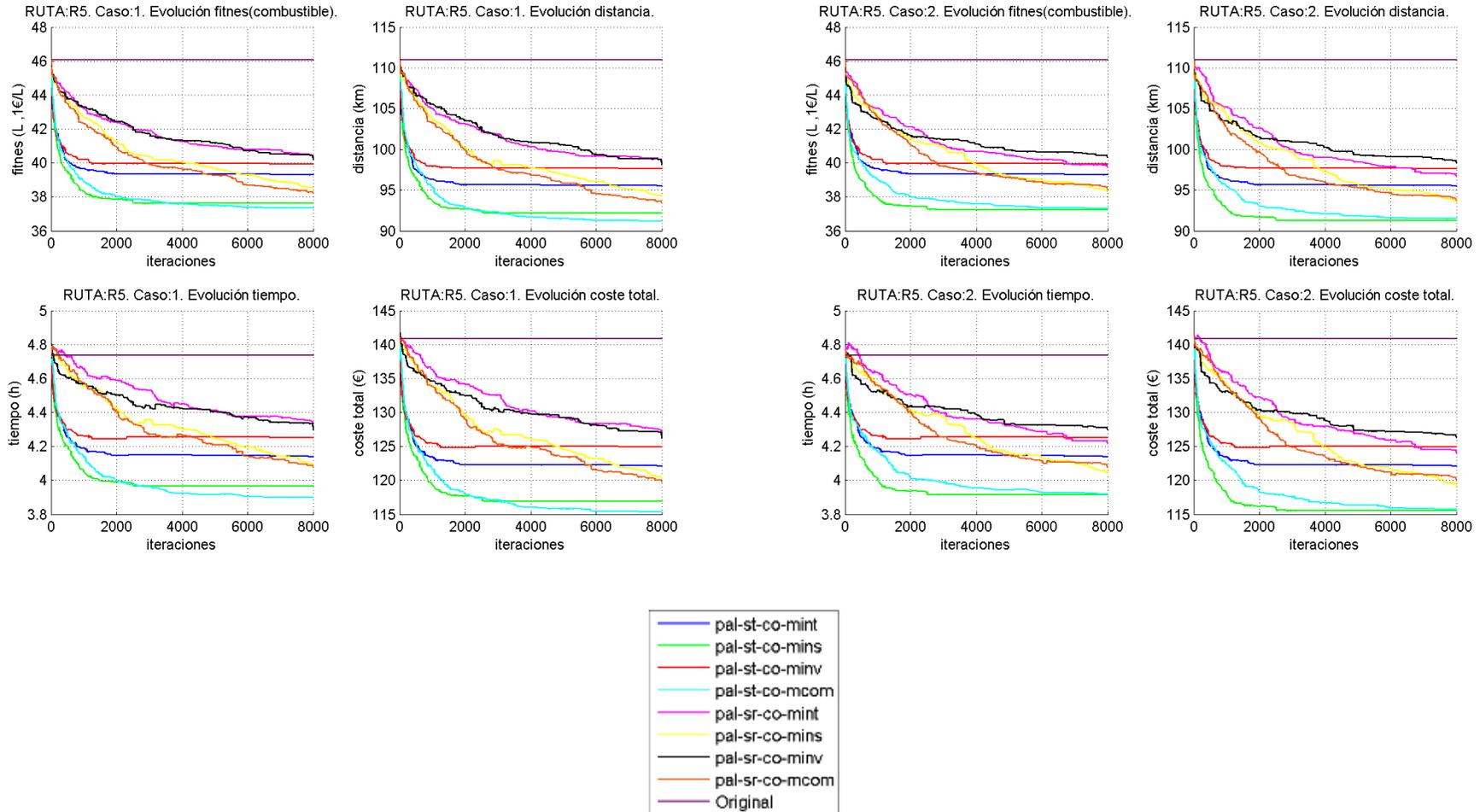
Resultados Ruta 5

		Resultados					Ahorros					% Mejora					Kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb.	Tº	Dist	C. Personal	Coste Total		
RUTA ORIGINAL		46,0724	4,74	110,95	94,76	140,83	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pal-st-co-mint	39,30	4,14	95,51	82,80	122,10	6,77	0,60	15,45	11,96	18,73	14,70	12,62	13,92	12,62	13,30	18,9	461,44
	pal-st-co-mins	37,61	3,96	92,17	79,29	116,90	8,46	0,77	18,78	15,47	23,93	18,37	16,32	16,93	16,32	16,99	23,6	470,38
	pal-st-co-minv	39,93	4,25	97,63	85,01	124,93	6,15	0,49	13,32	9,75	15,89	13,34	10,29	12,01	10,29	11,29	17,1	477,07
	pal-st-co-mcom	37,35	3,90	91,21	77,98	115,32	8,73	0,84	19,74	16,78	25,50	18,94	17,71	17,80	17,71	18,11	24,3	511,37
	pal-sr-co-mint	40,44	4,34	98,56	86,77	127,21	5,63	0,40	12,39	7,99	13,62	12,22	8,43	11,17	8,43	9,67	15,7	464,70
	pal-sr-co-mins	38,56	4,09	94,22	81,88	120,44	7,51	0,64	16,73	12,88	20,39	16,30	13,59	15,08	13,59	14,48	20,9	467,71
	pal-sr-co-minv	40,45	4,30	98,12	85,95	126,40	5,62	0,44	12,83	8,81	14,43	12,20	9,30	11,57	9,30	10,25	15,7	468,84
	pal-sr-co-mcom	38,28	4,08	93,37	81,51	119,80	7,79	0,66	17,58	13,24	21,03	16,90	13,98	15,84	13,98	14,93	21,7	479,53
CASO 2	pbl-st-co-mint	39,30	4,14	95,51	82,80	122,10	6,77	0,60	15,45	11,96	18,73	14,70	12,62	13,92	12,62	13,30	18,9	253,15
	pbl-st-co-mins	37,24	3,91	91,26	78,27	115,51	8,83	0,82	19,69	16,49	25,32	19,17	17,40	17,75	17,40	17,98	24,6	254,63
	pbl-st-co-minv	39,93	4,25	97,63	85,01	124,93	6,15	0,49	13,32	9,75	15,89	13,34	10,29	12,01	10,29	11,29	17,1	254,79
	pbl-st-co-mcom	37,32	3,92	91,49	78,42	115,75	8,75	0,82	19,46	16,33	25,08	18,99	17,24	17,54	17,24	17,81	24,4	265,16
	pbl-sr-co-mint	39,85	4,22	96,64	84,32	124,16	6,22	0,52	14,31	10,44	16,66	13,51	11,02	12,90	11,02	11,83	17,3	247,66
	pbl-sr-co-mins	38,37	4,04	93,58	80,85	119,21	7,70	0,70	17,37	13,91	21,61	16,72	14,68	15,66	14,68	15,35	21,5	271,46
	pbl-sr-co-minv	40,44	4,30	98,38	85,97	126,41	5,63	0,44	12,57	8,78	14,41	12,23	9,27	11,33	9,27	10,24	15,7	293,74
	pbl-sr-co-mcom	38,56	4,08	93,70	81,51	120,07	7,51	0,66	17,25	13,25	20,76	16,31	13,98	15,55	13,98	14,74	20,9	274,41
CASO 3	pal-st-co-mint-bl	38,53	4,04	93,97	80,84	119,37	7,55	0,70	16,98	13,92	21,46	16,38	14,69	15,30	14,69	15,24	21,0	3306,12
	pal-st-co-mins-bl	37,35	3,91	91,28	78,29	115,64	8,72	0,82	19,68	16,47	25,19	18,94	17,38	17,73	17,38	17,89	24,3	3493,95
	pal-st-co-minv-bl	38,95	4,15	95,36	82,97	121,93	7,12	0,59	15,60	11,78	18,90	15,45	12,43	14,06	12,43	13,42	19,8	3476,53

	pal-st-co-mcom-bl	37,32	3,88	90,65	77,62	114,93	8,76	0,86	20,30	17,14	25,89	19,01	18,09	18,29	18,09	18,39	24,4	3402,55
	pal-sr-co-mint-bl	39,72	4,27	96,89	85,46	125,18	6,35	0,46	14,06	9,30	15,65	13,79	9,81	12,67	9,81	11,11	17,7	3276,88
	pal-sr-co-mins-bl	37,73	3,99	92,45	79,86	117,59	8,34	0,74	18,50	14,90	23,23	18,10	15,72	16,67	15,72	16,50	23,2	3050,56
	pal-sr-co-minv-bl	39,64	4,21	96,73	84,18	123,82	6,43	0,53	14,23	10,58	17,01	13,97	11,16	12,82	11,16	12,08	17,9	3247,87
	pal-sr-co-mcom-bl	38,07	4,02	92,97	80,42	118,48	8,01	0,72	17,98	14,34	22,35	17,38	15,13	16,21	15,13	15,87	22,3	3421,14
CASO 4	pbl-st-co-mint-bl	38,53	4,04	93,97	80,84	119,37	7,55	0,70	16,98	13,92	21,46	16,38	14,69	15,30	14,69	15,24	21,0	1781,00
	pbl-st-co-mins-bl	36,97	3,86	90,36	77,28	114,25	9,10	0,87	20,59	17,47	26,57	19,75	18,44	18,56	18,44	18,87	25,4	1725,49
	pbl-st-co-minv-bl	38,95	4,15	95,36	82,97	121,93	7,12	0,59	15,60	11,78	18,90	15,45	12,43	14,06	12,43	13,42	19,8	1589,14
	pbl-st-co-mcom-bl	37,19	3,90	90,75	77,92	115,11	8,88	0,84	20,20	16,84	25,72	19,27	17,77	18,21	17,77	18,26	24,7	1941,02
	pbl-sr-co-mint-bl	39,34	4,20	96,37	84,02	123,36	6,73	0,54	14,59	10,73	17,46	14,61	11,33	13,15	11,33	12,40	18,7	1866,37
	pbl-sr-co-mins-bl	37,85	3,99	92,61	79,82	117,67	8,22	0,75	18,34	14,94	23,16	17,84	15,76	16,53	15,76	16,44	22,9	1632,80
	pbl-sr-co-minv-bl	38,81	4,10	94,76	81,93	120,74	7,26	0,64	16,19	12,82	20,09	15,76	13,53	14,59	13,53	14,26	20,2	1587,50
pbl-sr-co-mcom-bl	37,92	4,04	92,86	80,78	118,70	8,15	0,70	18,09	13,97	22,12	17,69	14,75	16,30	14,75	15,71	22,7	1590,51	

Gráficas Ruta 5

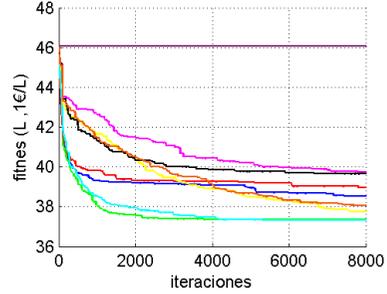
Casos 1 y 2 (algoritmos genéticos)



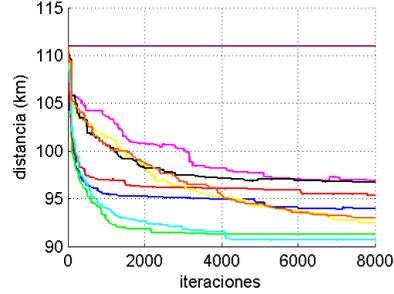
Gráficas Ruta 5

Casos 3 y 4 (algoritmos meméticos)

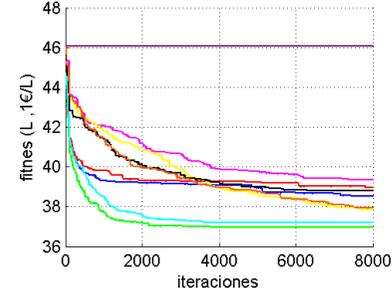
RUTA:R5. Caso:3. Evolución fitness(combustible).



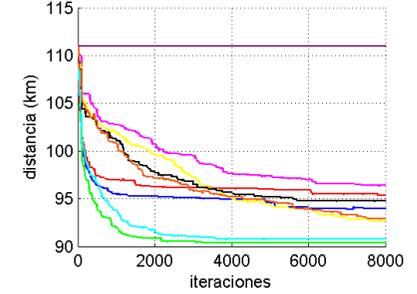
RUTA:R5. Caso:3. Evolución distancia.



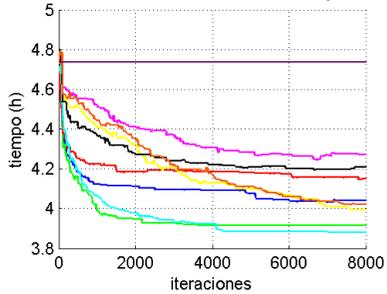
RUTA:R5. Caso:4. Evolución fitness(combustible).



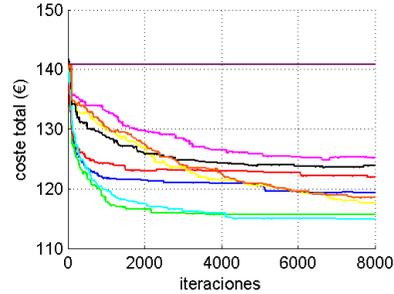
RUTA:R5. Caso:4. Evolución distancia.



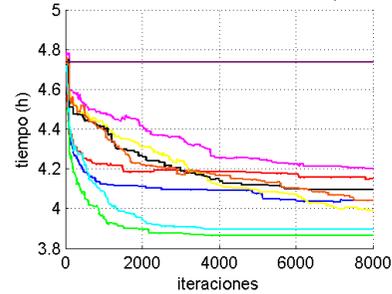
RUTA:R5. Caso:3. Evolución tiempo.



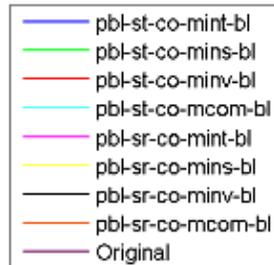
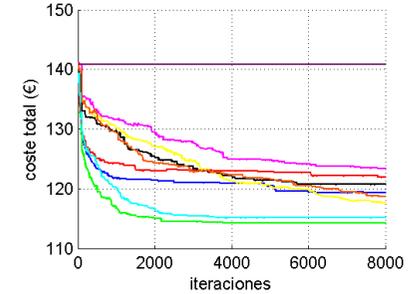
RUTA:R5. Caso:3. Evolución coste total.



RUTA:R5. Caso:4. Evolución tiempo.



RUTA:R5. Caso:4. Evolución coste total.



RUTA 6

Datos Ruta 6

Ruta	R6
Fracción	ENVASES
Contenedores	99
Kg máximos estimados (80% suma máximo histórico de kg recogidos de cada contenedor)	2829
Media kg estimados (suma media de kg recogidos de cada contenedor)	2650
Vehículo asignado	CL 3 ejes 25 m ³ (grande)
Carga legal para fracción del vehículo	3750 kg
Centro de tratamiento	C3

Ruta original VS mejores resultados (genético y memético)

	Ruta original	Caso 2 pbl-st-co-mcom	Caso 4 pbl-st-co-mcom-bl
Combustible	29,44 L (€)	21,19 L (€)	22,28 L (€)
Tiempo	3,79 h	2,64 h	2,67 h
Distancia	74,57 km	56,25 km	56,51 km
Coste en personal	75,74 €	52,86 €	53,32 €
Coste Total	105,18 €	75,05 €	75,60 €
Kg CO ₂ eq. evitados	-	20,2	19,9

%mejora	Caso 2 pbl-st-co-mcom	Caso 4 pbl-st-co-mcom-bl
Combustible	24,63 %	24,32%
Tiempo	30,21%	29,60%
Distancia	24,57%	24,22%
Coste en personal	30,21%	29,60%
Coste Total	28,65%	28,12%

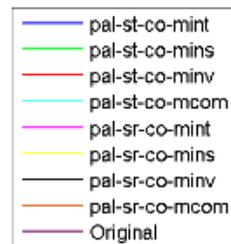
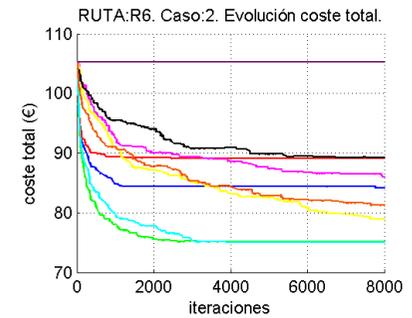
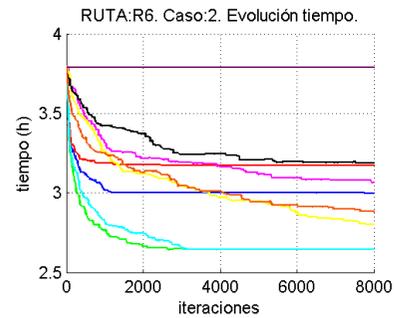
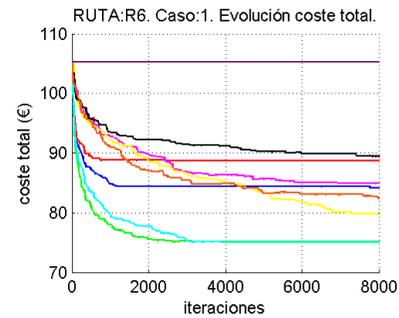
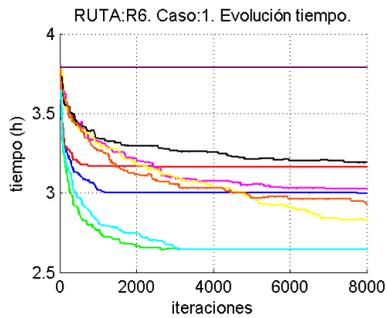
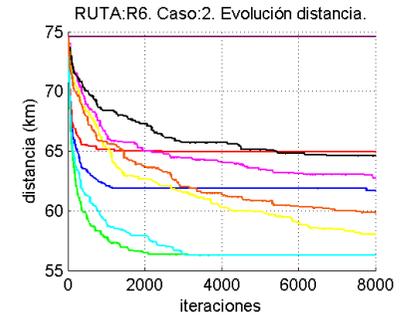
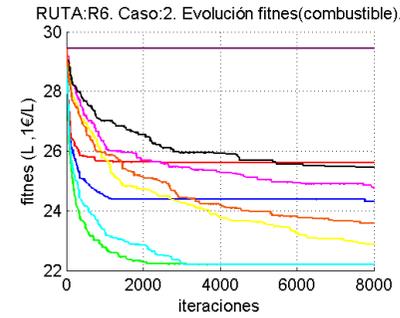
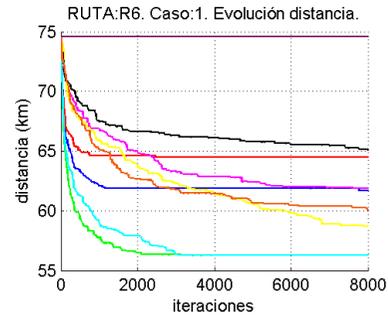
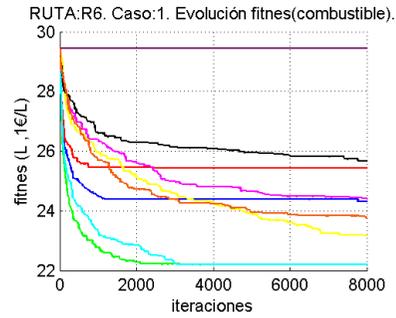
Resultados Ruta 6

		Resultados					Ahorros					% Mejora					Kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb.	Tº	Dist	C. Personal	Coste Total		
RUTA ORIGINAL		29,44	3,79	74,57	75,74	105,18	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pal-st-co-mint	24,30	2,99	61,67	59,88	84,18	5,14	0,79	12,90	15,86	21,00	17,45	20,94	17,29	20,94	19,97	14,3	398,74
	pal-st-co-mins	22,19	2,64	56,27	52,90	75,09	7,25	1,14	18,31	22,84	30,09	24,62	30,16	24,55	30,16	28,61	20,2	401,15
	pal-st-co-minv	25,43	3,16	64,50	63,22	88,65	4,01	0,63	10,07	12,52	16,53	13,62	16,53	13,50	16,53	15,71	11,2	403,16
	pal-st-co-mcom	22,19	2,64	56,25	52,86	75,05	7,25	1,14	18,32	22,88	30,13	24,63	30,21	24,57	30,21	28,65	20,2	406,17
	pal-sr-co-mint	24,42	3,02	61,88	60,46	84,88	5,02	0,76	12,69	15,27	20,30	17,07	20,17	17,01	20,17	19,30	14,0	370,88
	pal-sr-co-mins	23,16	2,83	58,70	56,56	79,72	6,28	0,96	15,87	19,18	25,46	21,34	25,33	21,28	25,33	24,21	17,5	373,76
	pal-sr-co-minv	25,67	3,19	65,11	63,81	89,48	3,77	0,60	9,46	11,93	15,71	12,82	15,75	12,69	15,75	14,93	10,5	376,83
	pal-sr-co-mcom	23,79	2,93	60,05	58,54	82,33	5,65	0,86	14,52	17,20	22,85	19,20	22,71	19,47	22,71	21,73	15,7	379,37
CASO 2	pbl-st-co-mint	24,30	2,99	61,67	59,88	84,18	5,14	0,79	12,90	15,86	21,00	17,45	20,94	17,29	20,94	19,97	14,3	149,92
	pbl-st-co-mins	22,19	2,64	56,27	52,90	75,09	7,25	1,14	18,31	22,84	30,09	24,62	30,16	24,55	30,16	28,61	20,2	150,94
	pbl-st-co-minv	25,60	3,17	64,92	63,44	89,04	3,84	0,62	9,65	12,30	16,14	13,05	16,24	12,94	16,24	15,35	10,7	150,83
	pbl-st-co-mcom	22,19	2,64	56,25	52,86	75,05	7,25	1,14	18,32	22,88	30,13	24,63	30,21	24,57	30,21	28,65	20,2	154,81
	pbl-sr-co-mint	24,77	3,06	62,73	61,25	86,01	4,68	0,72	11,84	14,49	19,17	15,88	19,13	15,87	19,13	18,22	13,0	141,12
	pbl-sr-co-mins	22,88	2,80	58,01	56,05	78,93	6,56	0,98	16,56	19,69	26,25	22,30	26,00	22,21	26,00	24,96	18,3	141,83
	pbl-sr-co-minv	25,46	3,19	64,59	63,76	89,22	3,98	0,60	9,99	11,98	15,96	13,52	15,81	13,39	15,81	15,17	11,1	143,61
	pbl-sr-co-mcom	23,58	2,88	59,83	57,65	81,23	5,86	0,90	14,74	18,09	23,95	19,90	23,89	19,77	23,89	22,77	16,3	147,74
CASO 3	pal-st-co-mint-bl	23,87	2,90	60,46	58,08	81,96	5,57	0,88	14,11	17,66	23,22	18,91	23,31	18,93	23,31	22,08	15,5	749,60
	pal-st-co-mins-bl	22,71	2,70	57,64	54,09	76,80	6,73	1,08	16,94	21,65	28,38	22,87	28,58	22,71	28,58	26,98	18,8	747,40
	pal-st-co-minv-bl	24,72	3,02	62,70	60,47	85,19	4,72	0,76	11,88	15,27	19,99	16,04	20,16	15,93	20,16	19,01	13,2	745,95

	pal-st-co-mcom-bl	22,28	2,67	56,51	53,32	75,60	7,16	1,12	18,06	22,42	29,58	24,32	29,60	24,22	29,60	28,12	19,9	745,43
	pal-sr-co-mint-bl	24,48	2,99	62,11	59,81	84,29	4,96	0,80	12,47	15,93	20,89	16,86	21,03	16,72	21,03	19,86	13,8	736,41
	pal-sr-co-mins-bl	22,93	2,74	58,14	54,78	77,71	6,51	1,05	16,44	20,96	27,47	22,12	27,68	22,04	27,68	26,12	18,1	737,68
	pal-sr-co-minv-bl	25,07	3,09	63,56	61,82	86,89	4,37	0,70	11,01	13,92	18,29	14,84	18,38	14,77	18,38	17,39	12,2	740,86
	pal-sr-co-mcom-bl	23,09	2,81	58,60	56,12	79,21	6,35	0,98	15,97	19,62	25,97	21,58	25,90	21,42	25,90	24,69	17,7	743,64
CASO 4	pbl-st-co-mint-bl	23,87	2,90	60,46	58,08	81,96	5,57	0,88	14,11	17,66	23,22	18,91	23,31	18,93	23,31	22,08	15,5	734,04
	pbl-st-co-mins-bl	22,71	2,70	57,64	54,09	76,80	6,73	1,08	16,94	21,65	28,38	22,87	28,58	22,71	28,58	26,98	18,8	748,98
	pbl-st-co-minv-bl	24,88	3,04	63,09	60,83	85,70	4,56	0,75	11,48	14,91	19,48	15,50	19,69	15,39	19,69	18,52	12,7	755,52
	pbl-st-co-mcom-bl	22,28	2,67	56,51	53,32	75,60	7,16	1,12	18,06	22,42	29,58	24,32	29,60	24,22	29,60	28,12	19,9	744,12
	pbl-sr-co-mint-bl	24,34	2,94	61,66	58,71	83,04	5,11	0,85	12,91	17,03	22,14	17,34	22,49	17,31	22,49	21,05	14,2	746,15
	pbl-sr-co-mins-bl	22,94	2,76	58,19	55,27	78,21	6,50	1,02	16,39	20,47	26,97	22,08	27,03	21,97	27,03	25,64	18,1	772,62
	pbl-sr-co-minv-bl	24,87	3,06	63,00	61,29	86,16	4,58	0,72	11,57	14,45	19,02	15,54	19,08	15,52	19,08	18,09	12,7	886,80
	pbl-sr-co-mcom-bl	23,26	2,82	59,02	56,42	79,68	6,18	0,97	15,55	19,32	25,50	20,99	25,51	20,85	25,51	24,24	17,2	840,53

Gráficas Ruta 6

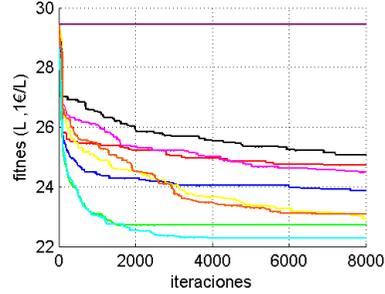
Casos 1 y 2 (algoritmos genéticos)



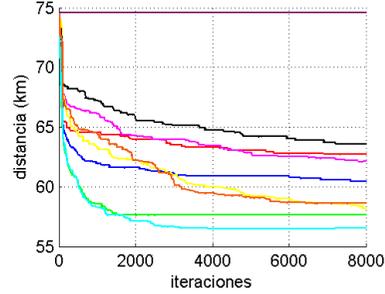
Gráficas Ruta 6

Casos 3 y 4 (algoritmos meméticos)

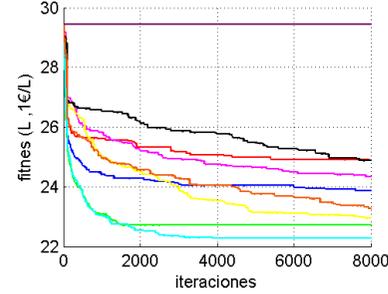
RUTA:R6. Caso:3. Evolución fitness(combustible).



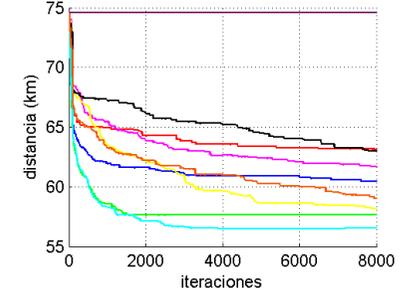
RUTA:R6. Caso:3. Evolución distancia.



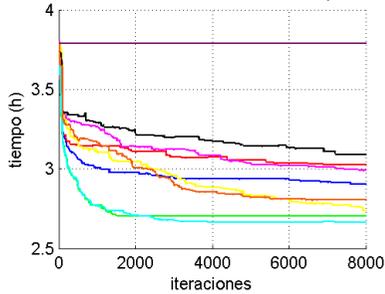
RUTA:R6. Caso:4. Evolución fitness(combustible).



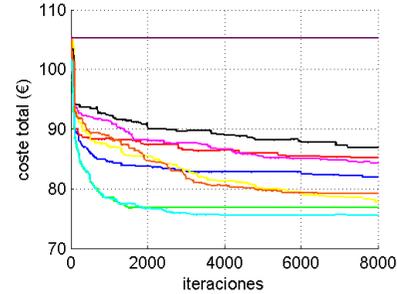
RUTA:R6. Caso:4. Evolución distancia.



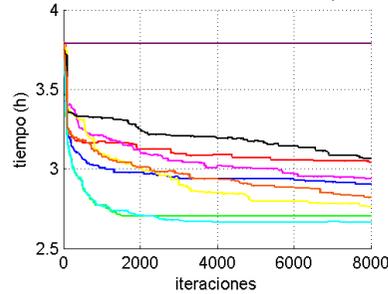
RUTA:R6. Caso:3. Evolución tiempo.



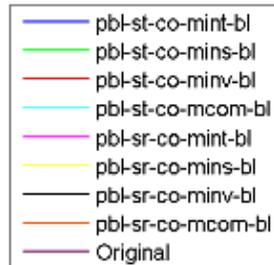
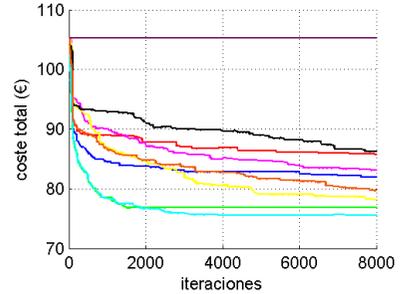
RUTA:R6. Caso:3. Evolución coste total.



RUTA:R6. Caso:4. Evolución tiempo.



RUTA:R6. Caso:4. Evolución coste total.



RUTA 7

Datos Ruta 7

Ruta	R7
Fracción	ENVASES
Contenedores	73
Kg máximos estimados (80% suma máximo histórico de kg recogidos de cada contenedor)	1842
Media kg estimados (suma media de kg recogidos de cada contenedor)	1756
Vehículo asignado	CT 2 ejes 14 m3 (mediano)
Carga legal para fracción del vehículo	2550 kg
Centro de tratamiento	C3

Ruta original VS mejores resultados (genético y memético)

	Ruta original	Caso 2 pbl-st-co-mcom	Caso 4 pbl-st-co-mcom-bl
Combustible	26,76 L (€)	21,38 L (€)	21,15 L (€)
Tiempo	2,95 h	2,49 h	2,49 h
Distancia	85,06 km	67,99 km	67,32 km
Coste en personal	59,93 €	49,79 €	49,73 €
Coste Total	85,69 €	71,16 €	70,89 €
Kg CO ₂ eq. evitados	-	15,0	15,6

%mejora	Caso 2 pbl-st-co-mcom	Caso 4 pbl-st-co-mcom-bl
Combustible	20,13 %	20,96 %
Tiempo	15,51 %	15,60 %
Distancia	20,07 %	20,85 %
Coste en personal	15,51 %	15,60 %
Coste Total	16,95 %	17,28 %

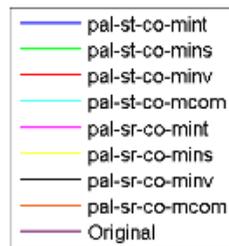
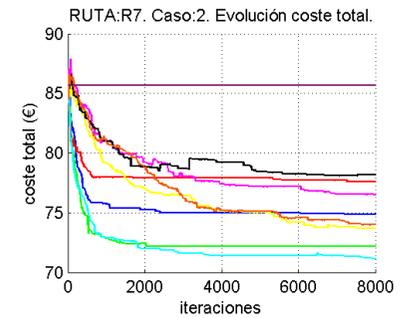
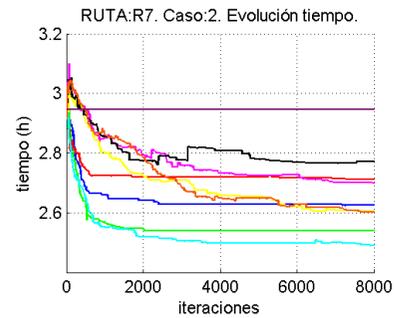
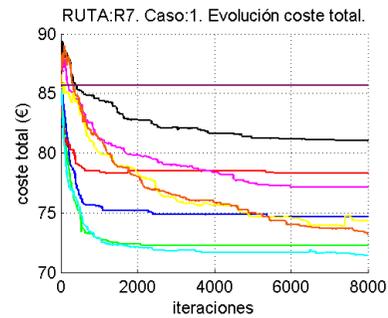
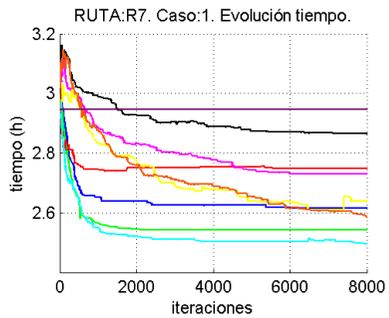
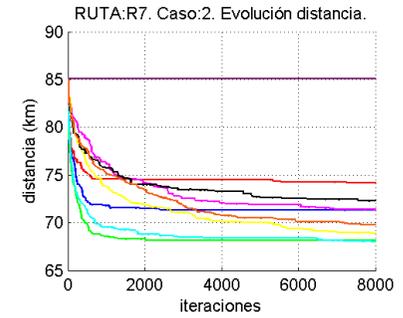
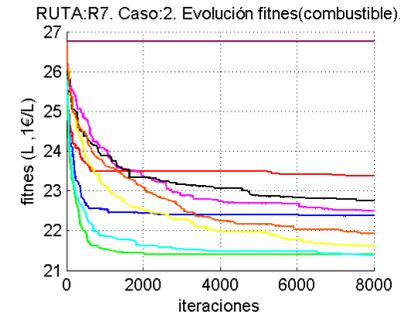
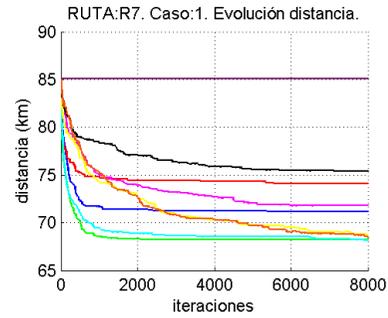
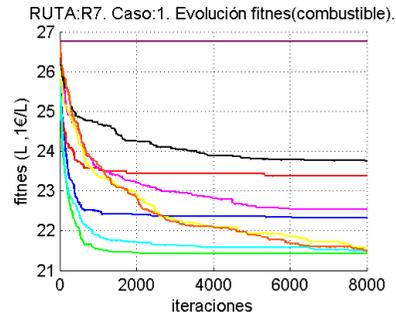
Resultados Ruta 7

		Resultados					Ahorros					% Mejora					Kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb.	Tº	Dist	C. Personal	Coste Total		
RUTA ORIGINAL		26,76	2,95	85,06	58,93	85,69	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pal-st-co-mint	22,33	2,62	71,16	52,31	74,64	4,43	0,33	13,90	6,62	11,05	16,57	11,23	16,34	11,23	12,90	12,4	272,54
	pal-st-co-mins	21,43	2,54	68,22	50,84	72,27	5,34	0,40	16,84	8,08	13,42	19,94	13,72	19,79	13,72	15,66	14,9	275,32
	pal-st-co-minv	23,37	2,75	74,12	54,96	78,32	3,40	0,20	10,94	3,97	7,37	12,69	6,74	12,86	6,74	8,60	9,5	279,64
	pal-st-co-mcom	21,48	2,50	68,16	49,93	71,40	5,28	0,45	16,90	9,00	14,29	19,74	15,28	19,87	15,28	16,67	14,7	279,58
	pal-sr-co-mint	22,54	2,73	71,79	54,62	77,16	4,22	0,22	13,27	4,31	8,53	15,78	7,31	15,60	7,31	9,96	11,8	252,05
	pal-sr-co-mins	21,56	2,64	68,74	52,75	74,32	5,20	0,31	16,32	6,18	11,37	19,42	10,48	19,18	10,48	13,27	14,5	254,08
	pal-sr-co-minv	23,75	2,86	75,39	57,28	81,03	3,01	0,08	9,67	1,65	4,66	11,25	2,80	11,37	2,80	5,44	8,4	258,81
	pal-sr-co-mcom	21,50	2,58	68,46	51,67	73,17	5,26	0,36	16,60	7,26	12,52	19,66	12,32	19,52	12,32	14,61	14,7	258,76
CASO 2	pbl-st-co-mint	22,37	2,62	71,27	52,49	74,86	4,39	0,32	13,78	6,44	10,83	16,42	10,93	16,21	10,93	12,64	12,2	192,60
	pbl-st-co-mins	21,41	2,54	68,17	50,79	72,20	5,35	0,41	16,89	8,13	13,49	20,00	13,80	19,86	13,80	15,74	14,9	248,34
	pbl-st-co-minv	23,38	2,71	74,16	54,21	77,59	3,38	0,24	10,90	4,71	8,10	12,64	8,00	12,81	8,00	9,45	9,4	228,18
	pbl-st-co-mcom	21,38	2,49	67,99	49,79	71,16	5,39	0,46	17,07	9,14	14,53	20,13	15,51	20,07	15,51	16,95	15,0	205,31
	pbl-sr-co-mint	22,50	2,70	71,37	53,99	76,49	4,26	0,25	13,69	4,94	9,20	15,92	8,39	16,10	8,39	10,74	11,9	179,13
	pbl-sr-co-mins	21,61	2,60	68,89	52,08	73,69	5,15	0,34	16,16	6,85	12,00	19,24	11,63	19,00	11,63	14,00	14,3	193,32
	pbl-sr-co-minv	22,75	2,77	72,28	55,43	78,18	4,01	0,17	12,78	3,50	7,51	14,99	5,93	15,02	5,93	8,76	11,2	193,00
	pbl-sr-co-mcom	21,93	2,60	69,77	52,05	73,98	4,83	0,34	15,29	6,88	11,71	18,06	11,67	17,97	11,67	13,67	13,5	197,29
CASO 3	pal-st-co-mint-bl	22,17	2,60	70,58	52,08	74,24	4,59	0,34	14,47	6,85	11,45	17,16	11,63	17,02	11,63	13,36	12,8	844,64
	pal-st-co-mins-bl	21,43	2,52	68,22	50,39	71,82	5,33	0,43	16,83	8,54	13,87	19,92	14,49	19,79	14,49	16,18	14,8	849,08
	pal-st-co-minv-bl	22,27	2,61	70,78	52,21	74,49	4,49	0,34	14,27	6,72	11,20	16,77	11,40	16,78	11,40	13,08	12,5	846,81

	pal-st-co-mcom-bl	21,31	2,50	67,69	49,97	71,28	5,45	0,45	17,36	8,96	14,41	20,36	15,20	20,42	15,20	16,81	15,2	849,72
	pal-sr-co-mint-bl	22,38	2,66	71,30	53,18	75,56	4,38	0,29	13,76	5,75	10,13	16,37	9,76	16,18	9,76	11,83	12,2	821,77
	pal-sr-co-mins-bl	21,60	2,55	68,69	50,97	72,58	5,16	0,40	16,37	7,95	13,11	19,27	13,50	19,24	13,50	15,30	14,4	823,55
	pal-sr-co-minv-bl	22,67	2,70	72,05	54,08	76,75	4,09	0,24	13,01	4,85	8,94	15,28	8,23	15,30	8,23	10,44	11,4	825,61
	pal-sr-co-mcom-bl	21,58	2,47	68,45	49,46	71,04	5,19	0,47	16,61	9,47	14,65	19,38	16,07	19,53	16,07	17,10	14,4	827,30
CASO 4	pbl-st-co-mint-bl	22,13	2,61	70,46	52,30	74,42	4,64	0,33	14,59	6,63	11,27	17,33	11,25	17,16	11,25	13,15	12,9	815,90
	pbl-st-co-mins-bl	21,38	2,51	68,05	50,21	71,59	5,38	0,44	17,01	8,71	14,10	20,12	14,79	20,00	14,79	16,45	15,0	782,34
	pbl-st-co-minv-bl	22,24	2,59	70,67	51,73	73,96	4,52	0,36	14,39	7,20	11,72	16,91	12,22	16,91	12,22	13,68	12,6	761,73
	pbl-st-co-mcom-bl	21,15	2,49	67,32	49,73	70,89	5,61	0,46	17,74	9,19	14,80	20,96	15,60	20,85	15,60	17,28	15,6	764,11
	pbl-sr-co-mint-bl	22,12	2,59	70,12	51,72	73,84	4,64	0,36	14,94	7,20	11,85	17,35	12,23	17,56	12,23	13,83	12,9	720,09
	pbl-sr-co-mins-bl	21,72	2,56	69,19	51,21	72,93	5,04	0,39	15,87	7,72	12,76	18,84	13,10	18,66	13,10	14,89	14,0	713,70
	pbl-sr-co-minv-bl	21,95	2,56	69,65	51,17	73,12	4,81	0,39	15,41	7,76	12,57	17,97	13,17	18,12	13,17	14,67	13,4	715,18
	pbl-sr-co-mcom-bl	21,67	2,57	68,88	51,41	73,07	5,09	0,38	16,18	7,52	12,62	19,04	12,76	19,02	12,76	14,72	14,2	720,75

Gráficas Ruta 7

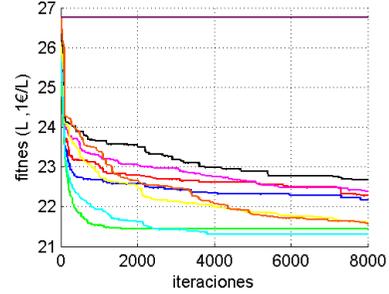
Casos 1 y 2 (algoritmos genéticos)



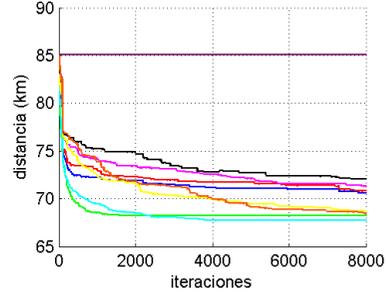
Gráficas Ruta 7

Casos 3 y 4 (algoritmos meméticos)

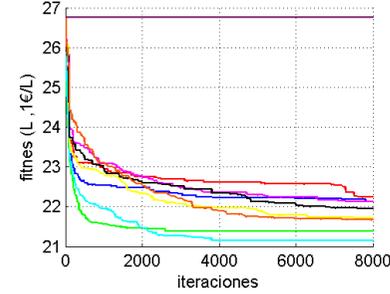
RUTA:R7. Caso:3. Evolución fitness(combustible).



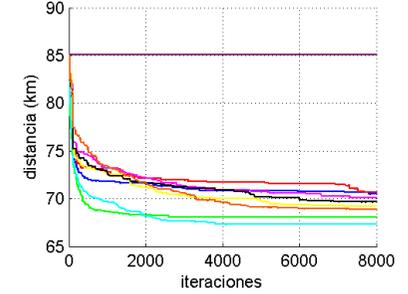
RUTA:R7. Caso:3. Evolución distancia.



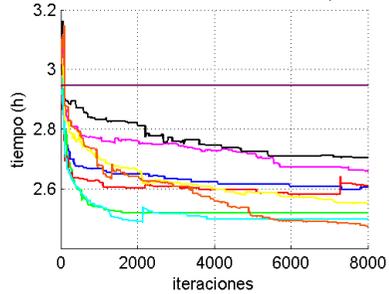
RUTA:R7. Caso:4. Evolución fitness(combustible).



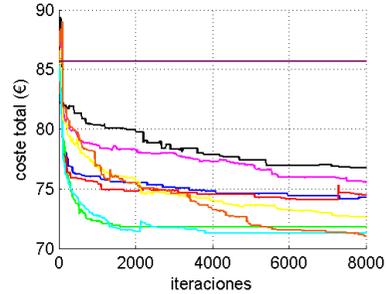
RUTA:R7. Caso:4. Evolución distancia.



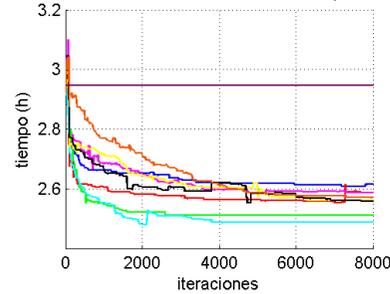
RUTA:R7. Caso:3. Evolución tiempo.



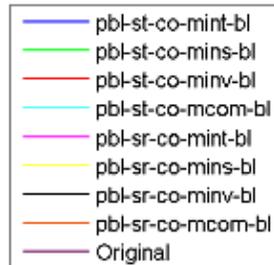
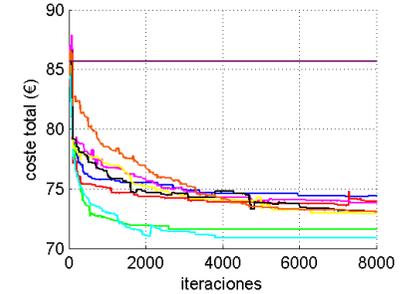
RUTA:R7. Caso:3. Evolución coste total.



RUTA:R7. Caso:4. Evolución tiempo.



RUTA:R7. Caso:4. Evolución coste total.



RUTA 8

Datos Ruta 8

Ruta	R8
Fracción	ENVASES
Contenedores	68
Kg máximos estimados (80% suma máximo histórico de kg recogidos de cada contenedor)	2008
Media kg estimados (suma media de kg recogidos de cada contenedor)	1579
Vehículo asignado	CT 2 ejes 14 m3 (mediano)
Carga legal para fracción del vehículo	2550 kg
Centro de tratamiento	C3

Ruta original VS mejores resultados (genético y memético)

	Ruta original	Caso 2 pbl-sr-co-mins	Caso 4 pbl-st-co-mcom-bl
Combustible	21,50 L (€)	14,47 L (€)	14,41 L (€)
Tiempo	2,66 h	2,04 h	2,04 h
Distancia	68,02 km	46,49 km	46,37 km
Coste en personal	53,21 €	40,80 €	40,73 €
Coste Total	74,71 €	55,26 €	55,14 €
Kg CO ₂ eq. evitados	-	19,6	19,8

%mejora	Caso 2 pbl-sr-co-mins	Caso 4 pbl-st-co-mcom-bl
Combustible	32,71 %	31,83 %
Tiempo	23,32 %	23,45 %
Distancia	31,65 %	31,83 %
Coste en personal	23,32 %	23,45 %
Coste Total	26,02 %	26,20 %

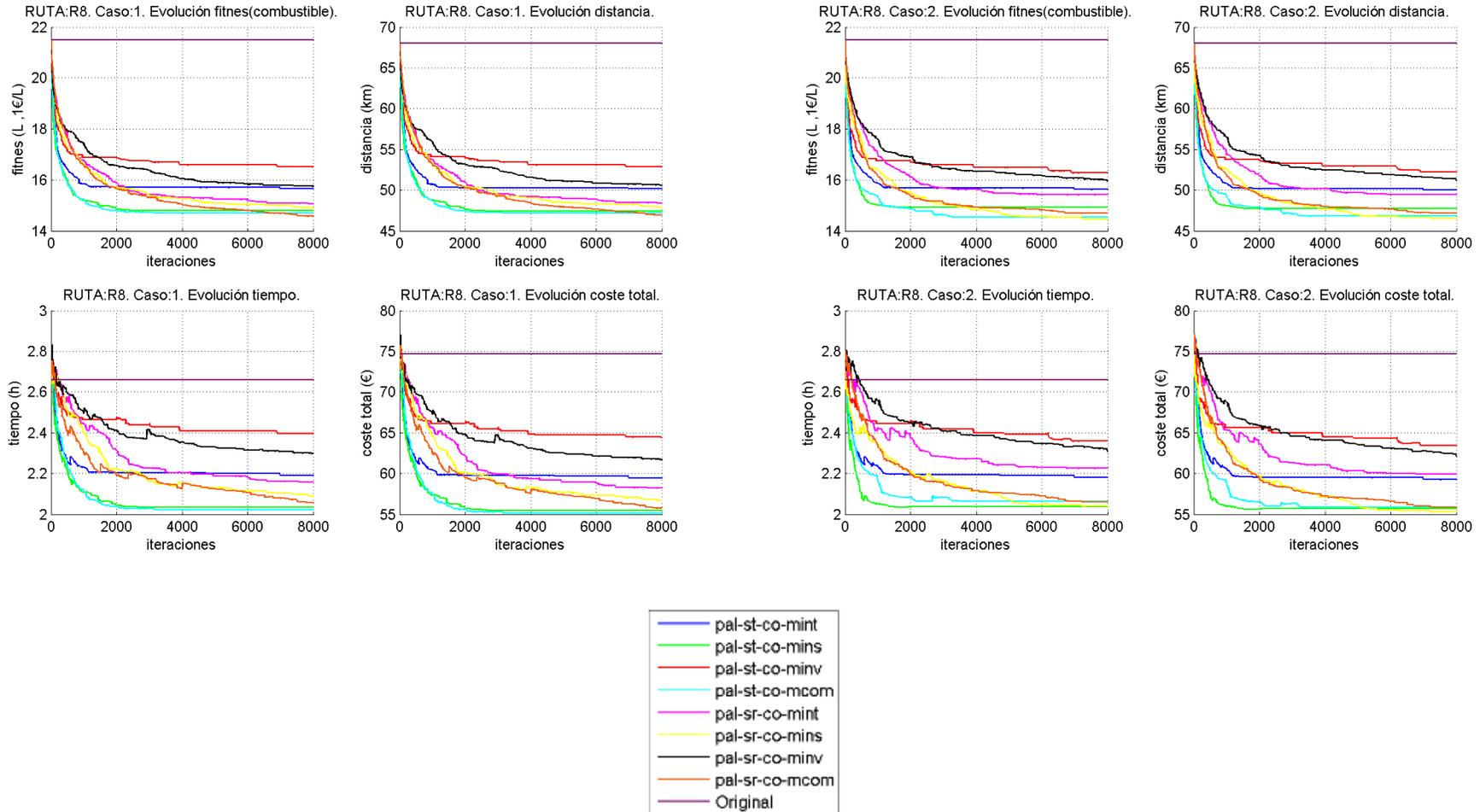
Resultados Ruta 8

		Resultados					Ahorros					% Mejora					Kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb.	Tº	Dist	C. Personal	Coste Total		
RUTA ORIGINAL		21,5001	2,66	68,02	53,21	74,71	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pal-st-co-mint	15,66	2,19	50,13	43,81	59,47	5,84	0,47	17,89	9,39	15,24	27,18	17,65	26,30	17,65	20,40	16,3	289,53
	pal-st-co-mins	14,78	2,03	47,43	40,69	55,48	6,72	0,63	20,60	12,51	19,23	31,24	23,52	30,28	23,52	25,74	18,7	291,78
	pal-st-co-minv	16,51	2,39	52,84	47,89	64,40	4,99	0,27	15,19	5,31	10,31	23,22	9,99	22,33	9,99	13,80	13,9	293,43
	pal-st-co-mcom	14,70	2,02	47,14	40,42	55,12	6,80	0,64	20,88	12,78	19,59	31,65	24,03	30,70	24,03	26,22	19,0	296,07
	pal-sr-co-mint	15,07	2,16	48,40	43,13	58,20	6,43	0,50	19,63	10,07	16,51	29,92	18,93	28,85	18,93	22,10	17,9	267,15
	pal-sr-co-mins	14,89	2,09	47,86	41,78	56,68	6,61	0,57	20,16	11,42	18,03	30,73	21,47	29,64	21,47	24,13	18,4	270,09
	pal-sr-co-minv	15,75	2,30	50,61	45,95	61,70	5,75	0,36	17,41	7,26	13,00	26,73	13,64	25,60	13,64	17,40	16,0	272,37
	pal-sr-co-mcom	14,58	2,06	46,95	41,16	55,74	6,92	0,60	21,07	12,04	18,96	32,18	22,64	30,98	22,64	25,38	19,3	275,20
CASO 2	pbl-st-co-mint	15,63	2,18	50,04	43,63	59,26	5,87	0,48	17,98	9,58	15,45	27,31	18,00	26,43	18,00	20,68	16,4	253,93
	pbl-st-co-mins	14,92	2,04	47,75	40,75	55,67	6,58	0,62	20,27	12,45	19,03	30,62	23,40	29,80	23,40	25,48	18,3	254,71
	pbl-st-co-minv	16,28	2,36	52,24	47,17	63,45	5,22	0,30	15,78	6,04	11,26	24,29	11,35	23,20	11,35	15,07	14,5	256,81
	pbl-st-co-mcom	14,53	2,06	46,81	41,29	55,82	6,97	0,60	21,22	11,92	18,88	32,41	22,40	31,19	22,40	25,28	19,4	259,82
	pbl-sr-co-mint	15,41	2,23	49,45	44,52	59,93	6,09	0,43	18,58	8,68	14,77	28,33	16,32	27,31	16,32	19,77	17,0	234,77
	pbl-sr-co-mins	14,47	2,04	46,49	40,80	55,26	7,03	0,62	21,53	12,41	19,44	32,71	23,32	31,65	23,32	26,02	19,6	236,88
	pbl-sr-co-minv	15,96	2,31	51,16	46,15	62,11	5,54	0,35	16,86	7,06	12,60	25,78	13,26	24,79	13,26	16,86	15,4	239,09
	pbl-sr-co-mcom	14,68	2,06	47,18	41,20	55,89	6,82	0,60	20,84	12,00	18,82	31,71	22,56	30,64	22,56	25,19	19,0	241,36
CASO 3	pal-st-co-mint-bl	15,19	2,07	48,67	41,41	56,59	6,31	0,59	19,36	11,80	18,11	29,37	22,17	28,45	22,17	24,25	17,6	846,98
	pal-st-co-mins-bl	14,88	2,06	47,72	41,11	55,99	6,62	0,61	20,30	12,10	18,72	30,79	22,74	29,84	22,74	25,06	18,4	847,71
	pal-st-co-minv-bl	15,66	2,23	50,16	44,65	60,31	5,84	0,43	17,86	8,56	14,39	27,14	16,08	26,25	16,08	19,27	16,3	848,87

	pal-st-co-mcom-bl	14,57	1,99	46,69	39,81	54,37	6,93	0,67	21,33	13,40	20,33	32,25	25,19	31,36	25,19	27,22	19,3	849,37
	pal-sr-co-mint-bl	15,20	2,18	48,82	43,60	58,80	6,30	0,48	19,20	9,61	15,90	29,28	18,05	28,22	18,05	21,29	17,5	823,98
	pal-sr-co-mins-bl	14,52	2,04	46,66	40,86	55,38	6,98	0,62	21,37	12,34	19,32	32,46	23,20	31,41	23,20	25,86	19,4	825,70
	pal-sr-co-minv-bl	15,07	2,14	48,35	42,85	57,92	6,43	0,52	19,67	10,35	16,78	29,91	19,46	28,92	19,46	22,47	17,9	828,93
	pal-sr-co-mcom-bl	14,47	2,01	46,61	40,30	54,76	7,03	0,65	21,41	12,91	19,94	32,71	24,26	31,48	24,26	26,70	19,6	831,49
CASO 4	pbl-st-co-mint-bl	15,19	2,08	48,69	41,54	56,73	6,31	0,58	19,33	11,66	17,97	29,35	21,92	28,41	21,92	24,06	17,6	849,88
	pbl-st-co-mins-bl	14,68	1,99	47,00	39,85	54,53	6,82	0,67	21,03	13,36	20,18	31,71	25,11	30,91	25,11	27,01	19,0	853,60
	pbl-st-co-minv-bl	15,41	2,19	49,50	43,81	59,23	6,09	0,47	18,52	9,39	15,48	28,32	17,65	27,23	17,65	20,72	17,0	853,12
	pbl-st-co-mcom-bl	14,41	2,04	46,37	40,73	55,14	7,09	0,62	21,65	12,48	19,57	32,99	23,45	31,83	23,45	26,20	19,8	858,01
	pbl-sr-co-mint-bl	15,20	2,18	48,79	43,64	58,85	6,30	0,48	19,23	9,56	15,86	29,30	17,97	28,27	17,97	21,23	17,5	827,84
	pbl-sr-co-mins-bl	14,72	2,08	47,25	41,70	56,42	6,78	0,58	20,78	11,51	18,29	31,54	21,63	30,54	21,63	24,48	18,9	831,89
	pbl-sr-co-minv-bl	15,33	2,18	49,26	43,66	59,00	6,17	0,48	18,76	9,54	15,71	28,68	17,93	27,58	17,93	21,03	17,2	831,85
	pbl-sr-co-mcom-bl	14,57	2,01	46,88	40,29	54,86	6,93	0,65	21,14	12,92	19,85	32,24	24,28	31,08	24,28	26,57	19,3	833,20

Gráficas Ruta 8

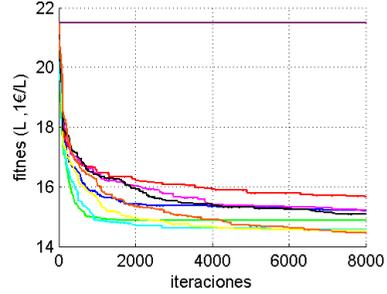
Casos 1 y 2 (algoritmos genéticos)



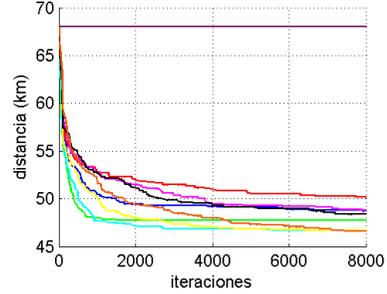
Gráficas Ruta 8

Casos 3 y 4 (algoritmos meméticos)

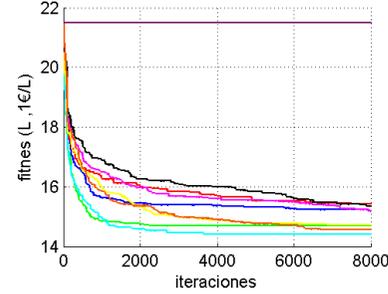
RUTA:R8. Caso:3. Evolución fitness(combustible).



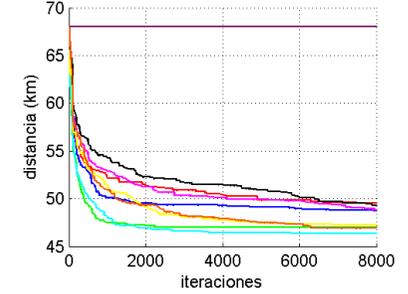
RUTA:R8. Caso:3. Evolución distancia.



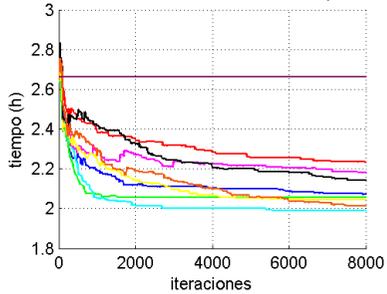
RUTA:R8. Caso:4. Evolución fitness(combustible).



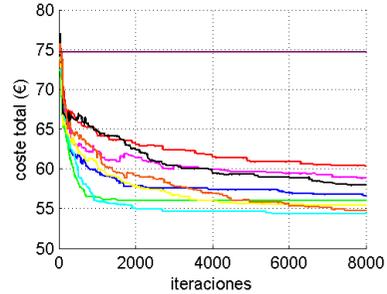
RUTA:R8. Caso:4. Evolución distancia.



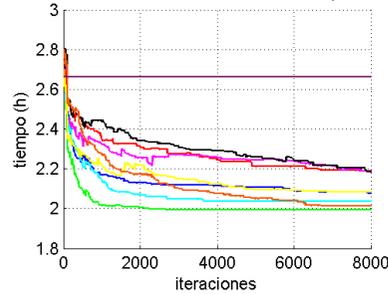
RUTA:R8. Caso:3. Evolución tiempo.



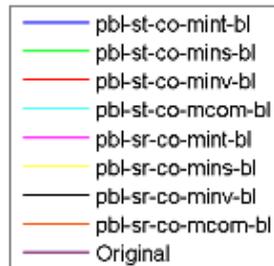
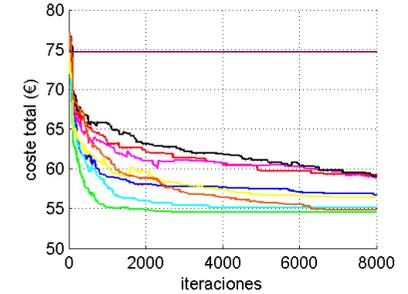
RUTA:R8. Caso:3. Evolución coste total.



RUTA:R8. Caso:4. Evolución tiempo.



RUTA:R8. Caso:4. Evolución coste total.



RUTA 9

Datos Ruta 9

Ruta	R9
Fracción	ENVASES
Contenedores	79
Kg máximos estimados (80% suma máximo histórico de kg recogidos de cada contenedor)	2224
Media kg estimados (suma media de kg recogidos de cada contenedor)	1819
Vehículo asignado	CT 2 ejes 14 m3 (mediano)
Carga legal para fracción del vehículo	2550 kg
Centro de tratamiento	C3

Ruta original VS mejores resultados (genético y memético)

	Ruta original	Caso 2 pbl-st-co-mcom	Caso 4 pbl-st-co-mcom-bl
Combustible	22,14 L (€)	15,89 L (€)	15,98 L (€)
Tiempo	2,95 h	2,33 h	2,33 h
Distancia	70,06 km	50,22 km	50,51 km
Coste en personal	58,93 €	46,54€	46,68 €
Coste Total	81,08 €	62,43 €	62,66 €
Kg CO ₂ eq. evitados	-	17,4	17,2

%mejora	Caso 2 pbl-st-co-mcom	Caso 4 pbl-st-co-mcom-bl
Combustible	28,23 %	27,82 %
Tiempo	21,03 %	20,79 %
Distancia	28,33 %	27,91 %
Coste en personal	21,03 %	20,79 %
Coste Total	23,00 %	22,71 %

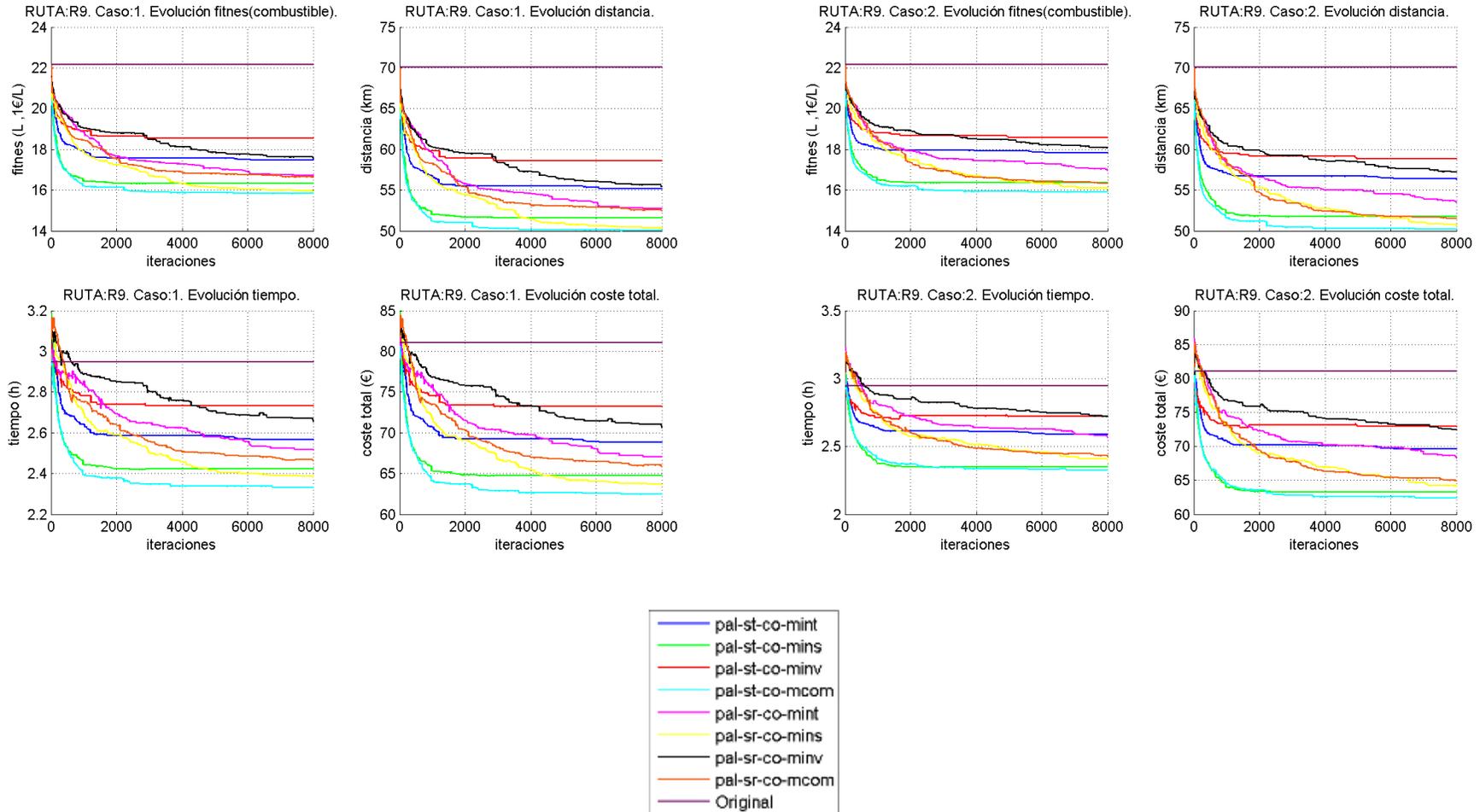
Resultados Ruta 9

		Resultados					Ahorros					% Mejora					Kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb. (L y €)	Tº (h)	Dist. (km)	C. Personal (€)	Coste Total (€)	Comb.	Tº	Dist	C. Personal	Coste Total		
RUTA ORIGINAL		22,1443	2,95	70,06	58,93	81,08	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pal-st-co-mint	17,47	2,57	55,21	51,32	68,80	4,67	0,38	14,85	7,61	12,28	21,10	12,91	21,20	12,91	15,15	13,0	297,97
	pal-st-co-mins	16,32	2,42	51,63	48,43	64,75	5,82	0,53	18,43	10,50	16,32	26,29	17,82	26,31	17,82	20,13	16,2	300,09
	pal-st-co-minv	18,55	2,73	58,62	54,66	73,21	3,60	0,21	11,44	4,27	7,87	16,24	7,25	16,33	7,25	9,70	10,0	301,77
	pal-st-co-mcom	15,83	2,33	50,03	46,64	62,47	6,31	0,61	20,03	12,29	18,61	28,51	20,86	28,59	20,86	22,95	17,6	304,90
	pal-sr-co-mint	16,71	2,52	52,74	50,36	67,07	5,44	0,43	17,32	8,57	14,01	24,55	14,55	24,72	14,55	17,28	15,1	276,06
	pal-sr-co-mins	15,96	2,38	50,29	47,65	63,62	6,18	0,56	19,77	11,28	17,46	27,91	19,14	28,22	19,14	21,54	17,2	278,60
	pal-sr-co-minv	17,58	2,65	55,41	53,06	70,64	4,56	0,29	14,65	5,88	10,44	20,59	9,97	20,91	9,97	12,87	12,7	280,74
	pal-sr-co-mcom	16,63	2,46	52,45	49,24	65,87	5,51	0,48	17,61	9,69	15,21	24,90	16,45	25,14	16,45	18,76	15,4	283,35
CASO 2	pbl-st-co-mint	17,84	2,59	56,38	51,81	69,65	4,31	0,36	13,68	7,12	11,43	19,45	12,09	19,53	12,09	14,10	12,0	344,70
	pbl-st-co-mins	16,35	2,35	51,74	46,96	63,31	5,79	0,60	18,32	11,98	17,77	26,15	20,32	26,14	20,32	21,92	16,1	347,16
	pbl-st-co-minv	18,59	2,72	58,83	54,37	72,96	3,55	0,23	11,23	4,56	8,12	16,05	7,74	16,03	7,74	10,01	9,9	349,69
	pbl-st-co-mcom	15,89	2,33	50,22	46,54	62,43	6,25	0,62	19,85	12,39	18,65	28,23	21,03	28,33	21,03	23,00	17,4	353,31
	pbl-sr-co-mint	17,02	2,56	53,52	51,27	68,29	5,12	0,38	16,54	7,66	12,79	23,14	13,00	23,61	13,00	15,77	14,3	320,37
	pbl-sr-co-mins	16,05	2,40	50,68	47,97	64,02	6,10	0,55	19,38	10,96	17,06	27,53	18,60	27,67	18,60	21,04	17,0	323,25
	pbl-sr-co-minv	18,07	2,72	57,21	54,43	72,51	4,07	0,23	12,85	4,50	8,57	18,39	7,64	18,34	7,64	10,57	11,3	325,76
	pbl-sr-co-mcom	16,34	2,43	51,54	48,61	64,95	5,80	0,52	18,52	10,32	16,13	26,21	17,52	26,44	17,52	19,89	16,2	328,94
CASO 3	pal-st-co-mint-bl	17,42	2,53	55,08	50,69	68,10	4,73	0,41	14,98	8,25	12,98	21,35	14,00	21,38	14,00	16,00	13,2	438,92
	pal-st-co-mins-bl	16,45	2,44	52,01	48,90	65,35	5,69	0,50	18,05	10,04	15,73	25,72	17,03	25,76	17,03	19,40	15,9	431,20
	pal-st-co-minv-bl	18,16	2,69	57,40	53,85	72,01	3,98	0,25	12,66	5,08	9,07	18,00	8,63	18,08	8,63	11,19	11,1	427,30

	pal-st-co-mcom-bl	15,98	2,32	50,54	46,48	62,46	6,17	0,62	19,52	12,45	18,62	27,84	21,13	27,86	21,13	22,96	17,2	429,80
	pal-sr-co-mint-bl	16,97	2,53	53,57	50,52	67,49	5,17	0,42	16,49	8,42	13,59	23,35	14,28	23,54	14,28	16,76	14,4	416,27
	pal-sr-co-mins-bl	16,16	2,40	51,06	47,90	64,06	5,98	0,55	19,00	11,03	17,01	27,01	18,72	27,12	18,72	20,98	16,7	425,07
	pal-sr-co-minv-bl	16,91	2,57	53,30	51,39	68,29	5,24	0,38	16,76	7,55	12,78	23,64	12,81	23,92	12,81	15,77	14,6	423,26
	pal-sr-co-mcom-bl	16,34	2,45	51,60	48,92	65,27	5,80	0,50	18,46	10,01	15,81	26,20	16,99	26,35	16,99	19,50	16,2	433,70
CASO 4	pbl-st-co-mint-bl	17,69	2,54	55,94	50,72	68,40	4,46	0,41	14,12	8,22	12,67	20,13	13,94	20,15	13,94	15,63	12,4	997,24
	pbl-st-co-mins-bl	16,61	2,40	52,59	47,92	64,53	5,53	0,55	17,47	11,02	16,55	24,98	18,69	24,93	18,69	20,41	15,4	997,03
	pbl-st-co-minv-bl	18,23	2,63	57,63	52,54	70,77	3,92	0,32	12,43	6,39	10,31	17,68	10,84	17,74	10,84	12,71	10,9	996,98
	pbl-st-co-mcom-bl	15,98	2,33	50,51	46,68	62,66	6,16	0,61	19,55	12,25	18,41	27,82	20,79	27,91	20,79	22,71	17,2	995,53
	pbl-sr-co-mint-bl	16,98	2,58	53,61	51,56	68,55	5,16	0,37	16,45	7,37	12,53	23,31	12,50	23,48	12,50	15,45	14,4	969,05
	pbl-sr-co-mins-bl	16,03	2,42	50,66	48,32	64,35	6,11	0,53	19,40	10,62	16,73	27,60	18,01	27,69	18,01	20,63	17,0	972,11
	pbl-sr-co-minv-bl	17,12	2,58	54,01	51,61	68,72	5,03	0,37	16,05	7,33	12,35	22,71	12,43	22,91	12,43	15,24	14,0	974,27
	pbl-sr-co-mcom-bl	16,39	2,42	51,71	48,38	64,77	5,75	0,53	18,35	10,55	16,31	25,98	17,91	26,19	17,91	20,11	16,0	977,64

Gráficas Ruta 9

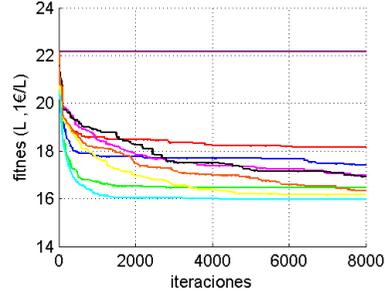
Casos 1 y 2 (algoritmos genéticos)



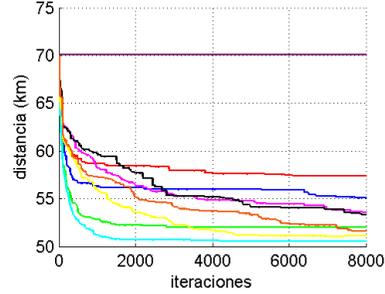
Gráficas Ruta 9

Casos 3 y 4 (algoritmos meméticos)

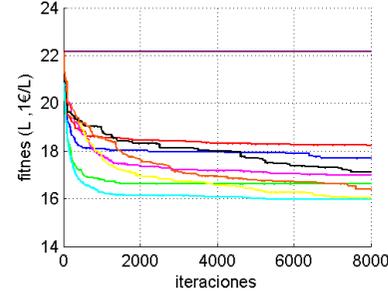
RUTA:R9. Caso:3. Evolución fitness(combustible).



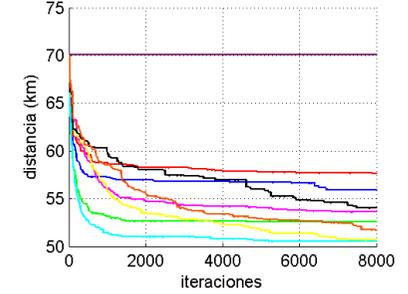
RUTA:R9. Caso:3. Evolución distancia.



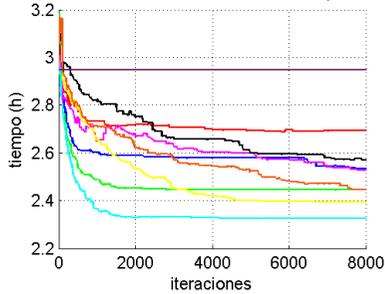
RUTA:R9. Caso:4. Evolución fitness(combustible).



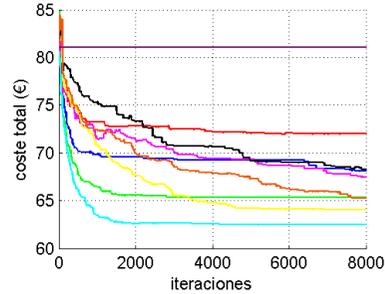
RUTA:R9. Caso:4. Evolución distancia.



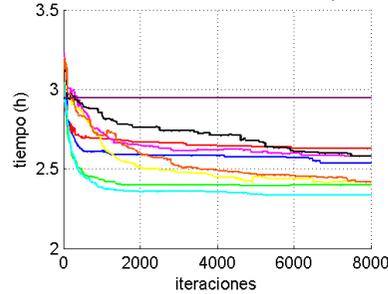
RUTA:R9. Caso:3. Evolución tiempo.



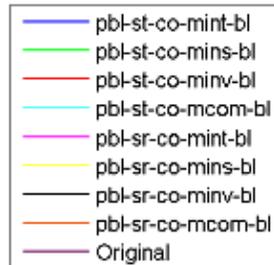
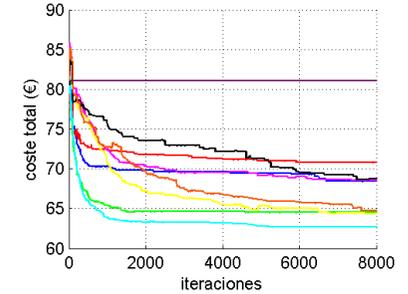
RUTA:R9. Caso:3. Evolución coste total.



RUTA:R9. Caso:4. Evolución tiempo.



RUTA:R9. Caso:4. Evolución coste total.



ANEXO 2

Resultados del algoritmo de generación de rutas de una fracción

Descripción del Anexo 2

Este anexo muestra los resultados obtenidos con los algoritmo de generación de rutas de una fracción.

Los tres casos que tenemos son:

- ✚ Caso 1: algoritmo de dos fases (barrido + genético de optimización de rutas)
- ✚ Caso 2: algoritmo genético de generación de rutas con población inicial mixta (Pblmixta)
- ✚ Caso 3: algoritmo genético de generación de rutas con población inicial mixta +algoritmo de dos fases (Pblmixta2fases)

Se han realizado diferentes conjuntos que agrupan rutas de una misma fracción. Sobre cada conjunto se han aplicado cada uno de los casos con distinta combinación de operadores. Los conjuntos son:

Conjunto	Rutas que agrupa	Fracción	Nº contenedores
Conjunto 1	R2-R3	Papel y cartón	120
Conjunto 2	R2-R3-R4	Papel y cartón	192
Conjunto 3	R2-R3-R4-R5	Papel y cartón	320
Conjunto 4	R6-R7	Envases	172
Conjunto 5	R6-R7-R8	Envases	240
Conjunto 6	R6-R7-R8-R9	Envases	319

Para cada conjunto se muestra los datos del conjunto, la mejor ruta obtenida con cada uno de los tres casos, la tabla de resultados, las gráficas de la evolución del coste total, coste en combustible, tiempo y distancia, y las gráficas con los recorridos y rutas generadas. También hay una tabla con los promedios de los resultados de todos los conjuntos de los porcentajes de mejora.

En la leyenda de las gráficas y tablas se nombra en función de la combinación de operadores empleados. A continuación se explica el significado:

- ✚ Pblmixta: población mixta
- ✚ Pblmixta2fases: población mixta + algoritmo de dos fases
- ✚ Pbl: población inicial aleatoria + búsqueda local INT-consecutivos
- ✚ St: selección de padres mediante torneo probabilista
- ✚ Sr: selección de padres mediante ruleta
- ✚ Co: cruce orden (OX)
- ✚ Mins: mutación inserción
- ✚ Mcom: mutación combinada

NOTA: *En el Caso 1 la gráfica del coste total aparece abajo a la derecha y la del coste en combustible arriba a la izquierda mientras que en los Casos 2 y 3 la del coste total aparece arriba a la izquierda y la del coste en combustible abajo a la derecha.*

PROMEDIO DE LOS POCENTAJES DE MEJORA DE LOS CONJUNTOS

		Promedio % Mejora					promedio kg CO2 eq. evitados
		Coste Total	C. Comb.	C. Personal	Tº	Dist	
CASO 1	pbl-st-co-mins	13,08	9,92	14,37	14,37	20,62	20,57
	pbl-st-co-mcom	13,40	10,09	14,75	14,75	20,76	21,73
	pbl-sr-co-mins	4,62	2,70	5,40	5,40	15,14	4,29
	pbl-sr-co-mcom	1,40	0,16	1,91	1,91	13,11	-1,28
CASO 2	pbl-st-co-mins	19,34	18,97	19,57	19,57	21,31	41,15
	pbl-st-co-mcom	19,73	18,13	20,55	20,55	22,31	37,91
	pbl-sr-co-mins	19,67	18,89	20,09	20,09	21,25	40,41
	pbl-sr-co-mcom	20,09	18,77	21,03	21,03	23,54	40,45
CASO 3	pbl-st-co-mins	18,29	15,70	19,43	19,43	24,14	33,17
	pbl-st-co-mcom	17,92	14,20	19,60	19,60	24,34	30,16
	pbl-sr-co-mins	17,91	14,86	19,37	19,37	24,42	31,40
	pbl-sr-co-mcom	17,02	13,40	18,65	18,65	23,68	29,04

CONJUNTO 1

Datos Conjunto 1

Conjunto	Conjunto 1
Fracción	Papel y cartón
Rutas agrupadas	R2-R3
Contenedores	120
Centro de tratamiento	C2

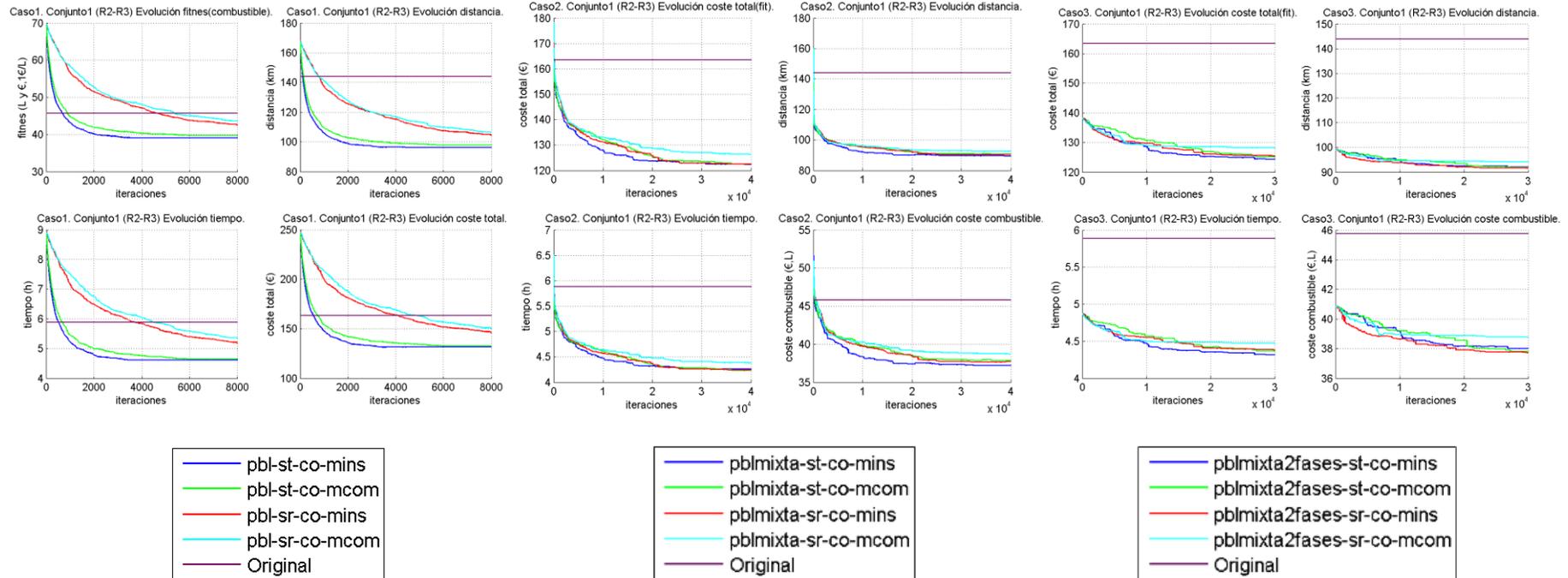
Mejores resultados

	CASO 1		CASO 2		CASO3	
Rutas Generadas	RG1	TOTAL	RG1	TOTAL	RG1	TOTAL
Coste total (€)	124,03	124,03	119,63	119,63	121,73	121,73
Coste combustible (€)	37,07	37,07	36,48	36,48	37,85	37,85
Coste personal (€)	86,96	86,96	83,16	83,16	83,88	83,88
Tiempo (h)	4,30	4,30	4,16	4,16	4,19	4,19
Distancia (km)	91,36	91,36	87,75	87,75	90,20	90,20
Kg recogidos	5328,83	5328,83	5328,83	5328,83	5328,83	5328,83
Kg CO2 evitados	-	24,19	-	25,84	-	22,00
Nº contenedores	120	120	120	120	120	240
Capacidad carga útil vehículo (kg)	6250	-	6250	-	6250	-
Combinación de operadores	pbl-st-co-mins		pblmixta-sr-co-mins		pblmixta2fases-st-co-mins	

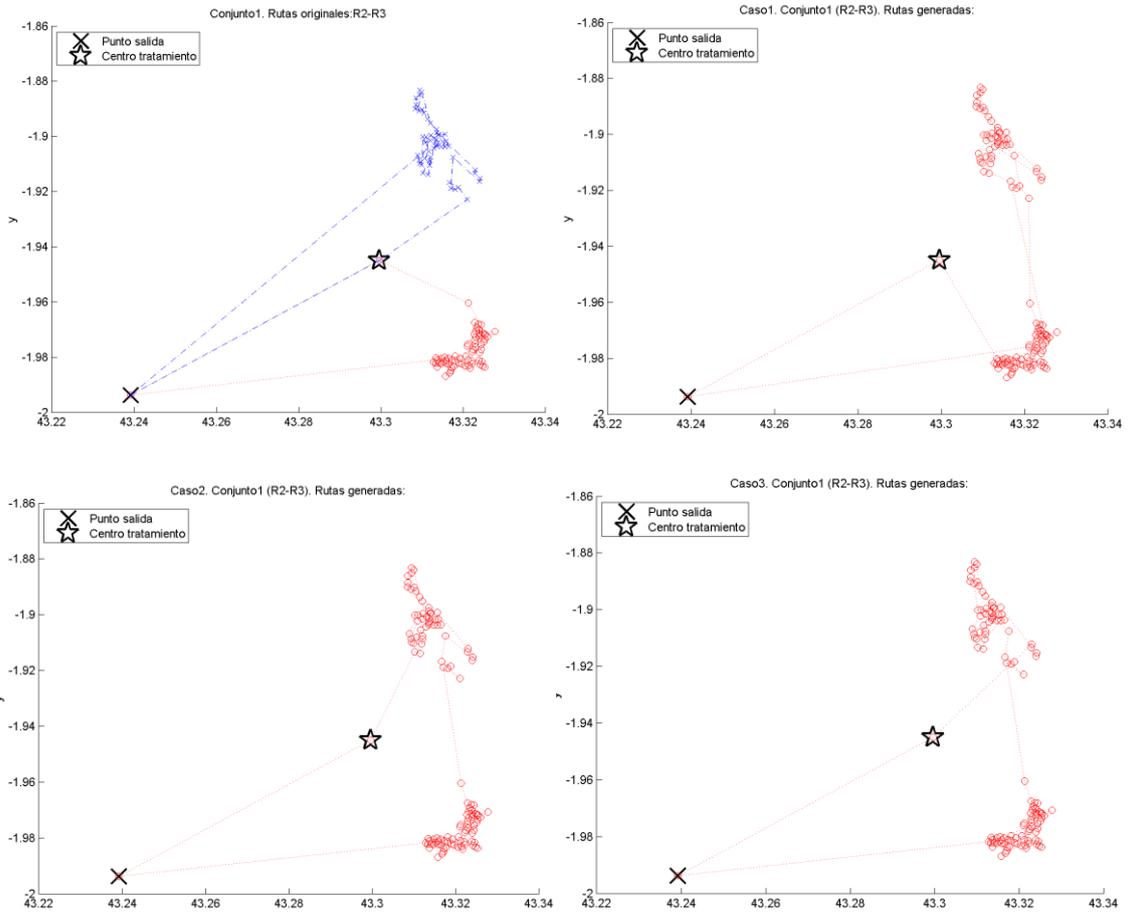
Resultados Conjunto 1

		Resultados					Ahorros					% Mejoras					kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Coste Total (€)	C. Comb. (€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total (€)	C. Comb.(€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total	C. Comb.	C. Personal	Tº	Dist		
ORIGINAL		163,4652	45,75	117,71	5,89	143,91	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pbl-st-co-mins	131,41	39,09	92,32	4,62	96,29	32,05	6,66	25,39	1,27	47,63	19,61	14,56	21,57	21,57	33,09	18,56	389,36
	pbl-st-co-mcom	132,59	39,74	92,84	4,64	97,78	30,88	6,01	24,87	1,24	46,13	18,89	13,14	21,13	21,13	32,05	16,75	394,31
	pbl-sr-co-mins	145,89	42,66	103,23	5,16	104,30	17,58	3,09	14,48	0,72	39,61	10,75	6,76	12,30	12,30	27,52	8,62	369,36
	pbl-sr-co-mcom	150,45	43,62	106,83	5,34	106,23	13,01	2,13	10,88	0,54	37,68	7,96	4,66	9,25	9,25	26,18	5,94	374,87
CASO 2	pblmixta-st-co-mins	122,29	37,20	85,09	4,25	89,44	41,17	8,55	32,62	1,63	54,47	25,19	18,69	27,71	27,71	37,85	23,82	1811,62
	pblmixta-st-co-mcom	122,43	37,85	84,58	4,23	90,67	41,04	7,90	33,14	1,66	53,25	25,10	17,27	28,15	28,15	37,00	22,01	1829,46
	pblmixta-sr-co-mins	122,39	37,68	84,71	4,24	90,33	41,07	8,08	33,00	1,65	53,59	25,13	17,65	28,03	28,03	37,24	22,50	1737,72
	pblmixta-sr-co-mcom	126,20	38,70	87,50	4,38	92,41	37,26	7,05	30,21	1,51	51,51	22,80	15,42	25,66	25,66	35,79	19,65	1763,22
CASO 3	pblmixta2fases-st-co-mins	124,32	38,00	86,32	4,32	92,09	39,14	7,75	31,39	1,57	51,82	23,94	16,94	26,67	26,67	36,01	21,59	2256,53
	pblmixta2fases-st-co-mcom	125,12	37,80	87,32	4,37	91,82	38,34	7,95	30,39	1,52	52,10	23,45	17,38	25,82	25,82	36,20	22,15	2268,92
	pblmixta2fases-sr-co-mins	125,39	37,71	87,68	4,38	91,58	38,07	8,04	30,03	1,50	52,34	23,29	17,58	25,51	25,51	36,37	22,40	2151,41
	pblmixta2fases-sr-co-mcom	128,15	38,74	89,41	4,47	94,14	35,32	7,02	28,30	1,42	49,78	21,61	15,33	24,04	24,04	34,59	19,54	2176,55

Gráficas Conjunto 1



Rutas generadas y original Conjunto 1



CONJUNTO 2

Datos Conjunto 2

Conjunto	Conjunto 2
Fracción	Papel y cartón
Rutas agrupadas	R2-R3-R4
Contenedores	192
Centro de tratamiento	C2

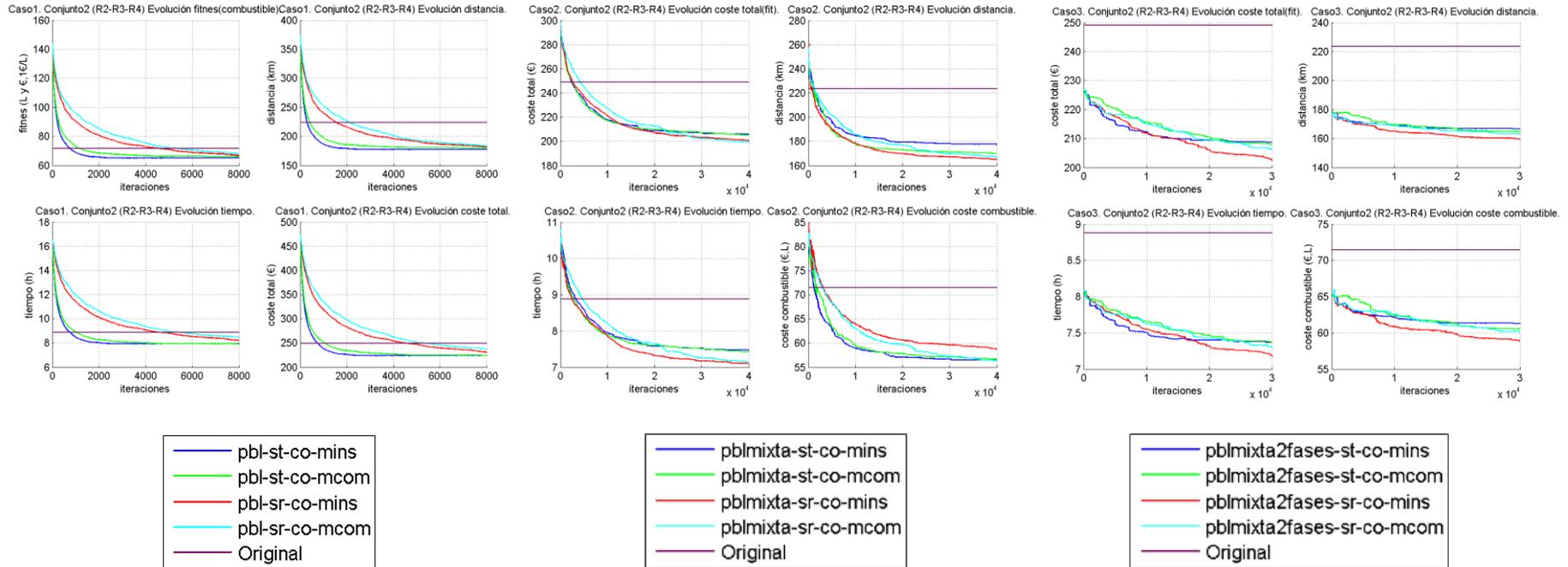
Mejores resultados

	CASO 1			CASO 2			CASO3		
Rutas Generadas	RG1	RG2	TOTAL	RG1	RG2	TOTAL	RG1	RG2	TOTAL
Coste total (€)	115,74	89,16	204,91	62,23	131,47	193,70	79,13	118,27	197,39
Coste combustible (€)	32,46	26,55	59,01	16,60	42,08	58,68	22,14	34,27	56,41
Coste personal (€)	83,28	62,61	145,89	45,63	89,38	135,02	56,99	84,00	140,99
Tiempo (h)	4,29	3,02	7,31	2,28	4,47	6,75	2,85	4,20	7,05
Distancia (km)	78,76	83,57	162,33	51,76	103,58	155,33	69,64	83,00	152,64
Kg recogidos	5316,28	2898,55	8214,83	2894,75	5320,08	8214,83	2876,51	5338,31	8214,83
Kg CO2 evitados	-	-	34,72	-	-	35,65	-	-	41,99
Nº contenedores	124	68	192	70	122	192	124	68	192
Capacidad carga útil vehículo (kg)	6250	4250	-	4250	6250	-	4250	6250	-
Combinación de operadores	pbl-st-co-mcom			pblmixta-sr-co-mcom			pblmixta2fases-st-co-mcom		

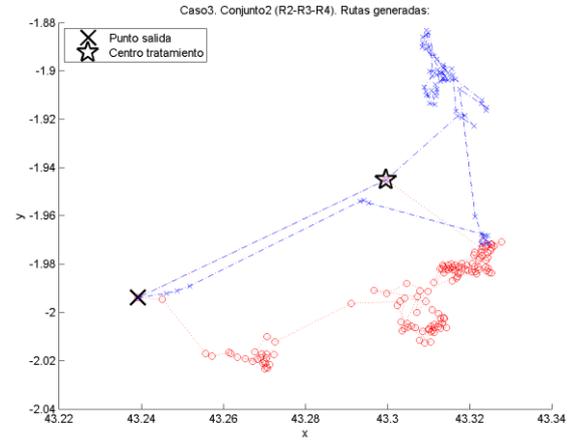
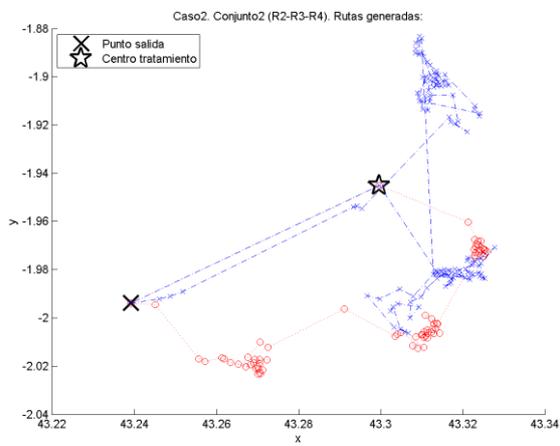
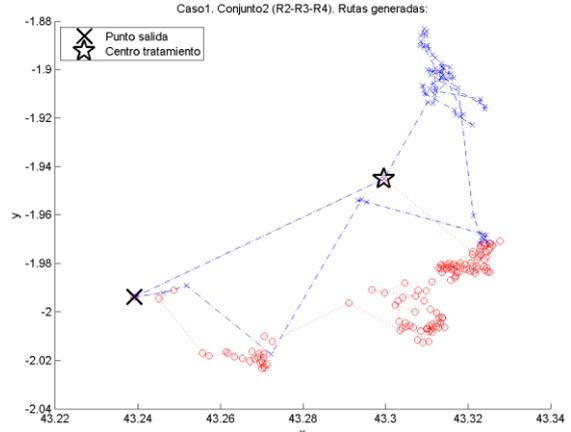
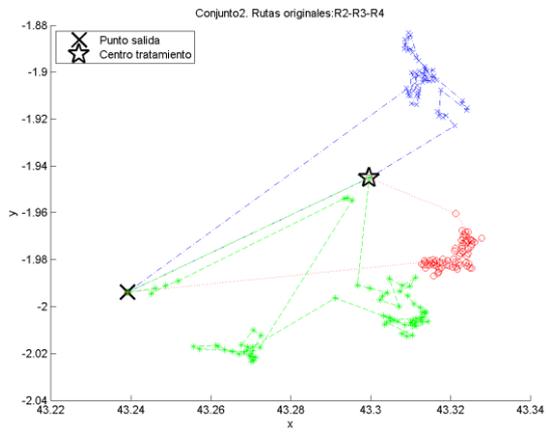
Resultados Conjunto 2

		Resultados					Ahorros					% Mejoras					kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Coste Total (€)	C. Comb. (€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total (€)	C. Comb.(€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total	C. Comb.	C. Personal	Tº	Dist		
ORIGINAL		249,0895	71,48	177,61	8,88	223,53	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pbl-st-co-mins	223,51	64,95	158,56	7,93	177,17	25,58	6,53	19,05	0,95	46,36	10,27	9,13	10,72	10,72	20,74	18,19	685,81
	pbl-st-co-mcom	223,99	65,95	158,04	7,90	179,85	25,10	5,53	19,57	0,98	43,68	10,08	7,74	11,02	11,02	19,54	15,41	697,49
	pbl-sr-co-mins	230,35	66,82	163,53	8,18	180,82	18,74	4,66	14,08	0,70	42,71	7,52	6,52	7,93	7,93	19,11	12,98	646,54
	pbl-sr-co-mcom	236,81	68,08	168,74	8,44	182,97	12,28	3,40	8,88	0,44	40,56	4,93	4,76	5,00	5,00	18,15	9,48	658,42
CASO 2	pblmixta-st-co-mins	206,10	56,52	149,18	7,46	176,96	42,99	14,96	28,43	1,42	46,57	17,26	20,93	16,01	16,01	20,84	41,67	3596,67
	pblmixta-st-co-mcom	205,16	56,68	148,47	7,42	170,13	43,93	14,80	29,14	1,46	53,41	17,64	20,70	16,41	16,41	23,89	41,22	3593,19
	pblmixta-sr-co-mins	200,70	58,77	141,63	7,08	164,36	48,39	12,71	35,99	1,80	59,17	19,43	17,78	20,26	20,26	26,47	35,39	3400,95
	pblmixta-sr-co-mcom	199,44	56,37	142,85	7,14	167,22	49,65	15,10	34,76	1,74	56,32	19,93	21,13	19,57	19,57	25,19	42,07	3442,96
CASO 3	pblmixta2fases-st-co-mins	208,72	61,30	147,42	7,37	166,69	40,37	10,18	30,19	1,51	56,84	16,21	14,25	17,00	17,00	25,43	28,37	4400,48
	pblmixta2fases-st-co-mcom	207,95	60,47	147,47	7,37	164,64	41,14	11,00	30,14	1,51	58,89	16,52	15,40	16,97	16,97	26,35	30,66	4418,64
	pblmixta2fases-sr-co-mins	202,82	58,94	143,50	7,17	159,31	46,27	12,54	34,11	1,71	64,22	18,57	17,54	19,21	19,21	28,73	34,93	4216,12
	pblmixta2fases-sr-co-mcom	206,36	60,17	145,97	7,30	163,08	42,73	11,31	31,64	1,58	60,45	17,16	15,82	17,82	17,82	27,04	31,51	4282,23

Gráficas Conjunto 2



Rutas generadas y original Conjunto 2



CONJUNTO 3

Datos Conjunto 3

Conjunto	Conjunto 3
Fracción	Papel y cartón
Rutas agrupadas	R2-R3-R4-R5
Contenedores	320
Centro de tratamiento	C2

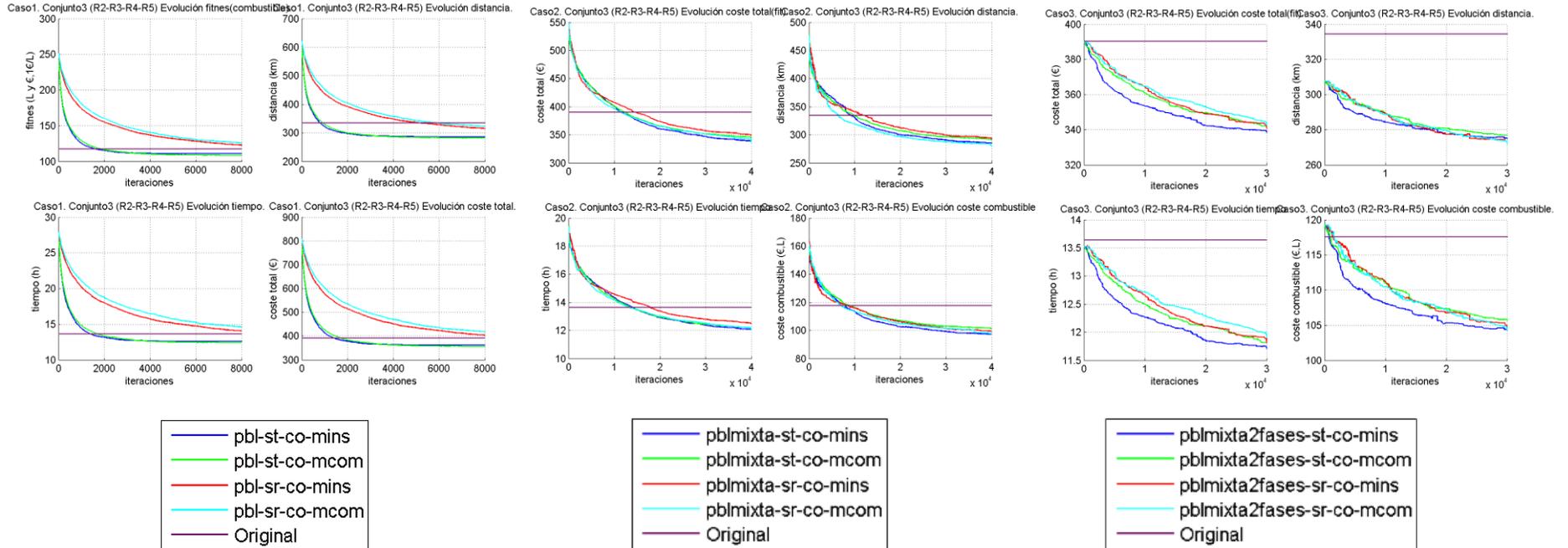
Mejores resultados

	CASO 1				CASO 2					CASO3			
Rutas Generadas	RG1	RG2	RG3	TOTAL	RG1	RG2	RG3	RG4	TOTAL	RG1	RG2	RG3	TOTAL
Coste total (€)	123,74	141,72	75,32	340,78	63,99	82,23	63,12	124,98	334,31	91,10	125,12	114,53	330,75
Coste combustible (€)	35,38	44,55	21,75	101,68	17,77	22,13	18,30	39,78	97,99	27,34	38,43	36,62	102,39
Coste personal (€)	88,36	97,18	53,57	239,10	46,22	60,10	44,81	85,19	236,32	63,76	86,69	77,91	228,36
Tiempo (h)	4,37	5,39	2,82	12,58	2,31	3,01	2,24	4,26	11,82	3,19	4,33	3,90	11,42
Distancia (km)	86,18	108,50	68,88	263,56	55,33	68,89	58,09	97,98	280,29	85,00	93,62	90,42	269,04
Kg recogidos	5371,04	5407,65	2681,00	13459,68	2602,70	3481,15	2450,98	4924,86	13459,68	3404,99	5198,03	4856,66	13459,68
Kg CO2 evitados	-	-	-	44,20	-	-	-	-	54,50	-	-	-	42,23
Nº contenedores	126	131	63	320	65	60	78	117	320	122	116	82	320
Capacidad carga útil vehículo (kg)	6250	6250	4250	-	4250	4250	6250	6250	-	4250	6250	6250	-
Combinación de operadores	pbl-st-co-mcom				pblmixta-st-co-mins					pblmixta2fases-st-co-mins			

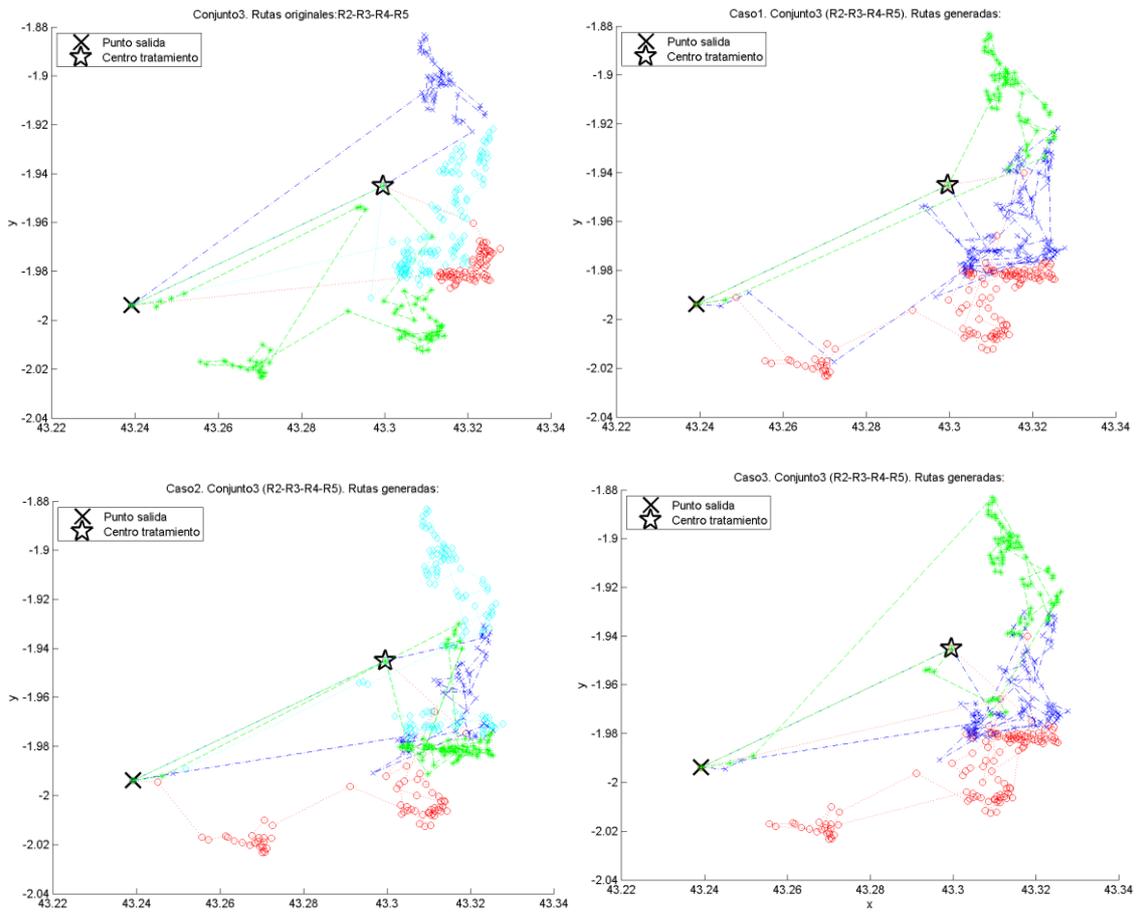
Resultados Conjunto 3

		Resultados					Ahorros					% Mejoras					kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Coste Total (€)	C. Comb. (€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total (€)	C. Comb.(€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total	C. Comb.	C. Personal	Tº	Dist.		
ORIGINAL		390,2801	117,55	272,73	13,64	334,49	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pbl-st-co-mins	361,43	110,43	251,00	12,55	286,27	28,85	7,12	21,73	1,09	48,22	7,39	6,06	7,97	7,97	14,42	19,84	1001,22
	pbl-st-co-mcom	355,95	108,31	247,64	12,38	281,72	34,33	9,24	25,09	1,25	52,77	8,80	7,86	9,20	9,20	15,78	25,75	1007,08
	pbl-sr-co-mins	402,64	122,92	279,72	13,99	314,18	-12,36	-5,37	-6,99	-0,35	20,31	-3,17	-4,57	-2,56	-2,56	6,07	-14,96	948,04
	pbl-sr-co-mcom	416,70	125,87	290,82	14,54	321,85	-26,41	-8,32	-18,09	-0,90	12,63	-6,77	-7,08	-6,63	-6,63	3,78	-23,18	962,80
CASO 2	pblmixta-st-co-mins	339,00	97,33	241,48	12,07	285,46	51,28	20,22	31,25	1,56	49,03	13,14	17,20	11,46	11,46	14,66	56,34	8236,61
	pblmixta-st-co-mcom	345,62	101,50	242,87	12,14	290,49	44,66	16,05	29,86	1,49	43,99	11,44	13,65	10,95	10,95	13,15	44,71	8064,57
	pblmixta-sr-co-mins	350,09	99,53	249,44	12,47	293,10	40,19	18,03	23,29	1,16	41,39	10,30	15,34	8,54	8,54	12,37	50,22	7947,37
	pblmixta-sr-co-mcom	342,11	97,89	239,95	12,00	279,30	48,17	19,66	32,78	1,64	55,18	12,34	16,72	12,02	12,02	16,50	54,77	7953,51
CASO 3	pblmixta2fases-st-co-mins	339,41	104,38	234,09	11,70	274,95	50,87	13,17	38,64	1,93	59,54	13,03	11,20	14,17	14,17	17,80	36,68	5877,20
	pblmixta2fases-st-co-mcom	342,10	105,80	236,04	11,80	276,44	48,18	11,75	36,69	1,83	58,05	12,34	9,99	13,45	13,45	17,36	32,73	5830,67
	pblmixta2fases-sr-co-mins	342,66	104,98	236,18	11,81	272,41	47,62	12,57	36,55	1,83	62,08	12,20	10,69	13,40	13,40	18,56	35,02	5605,03
	pblmixta2fases-sr-co-mcom	344,24	104,75	238,02	11,90	271,89	46,04	12,80	34,71	1,74	62,60	11,80	10,89	12,73	12,73	18,72	35,67	5831,70

Gráficas Conjunto 3



Rutas generadas y original Conjunto 3



CONJUNTO 4

Datos Conjunto 4

Conjunto	Conjunto 4
Fracción	Envases
Rutas agrupadas	R6-R7
Contenedores	172
Centro de tratamiento	C2

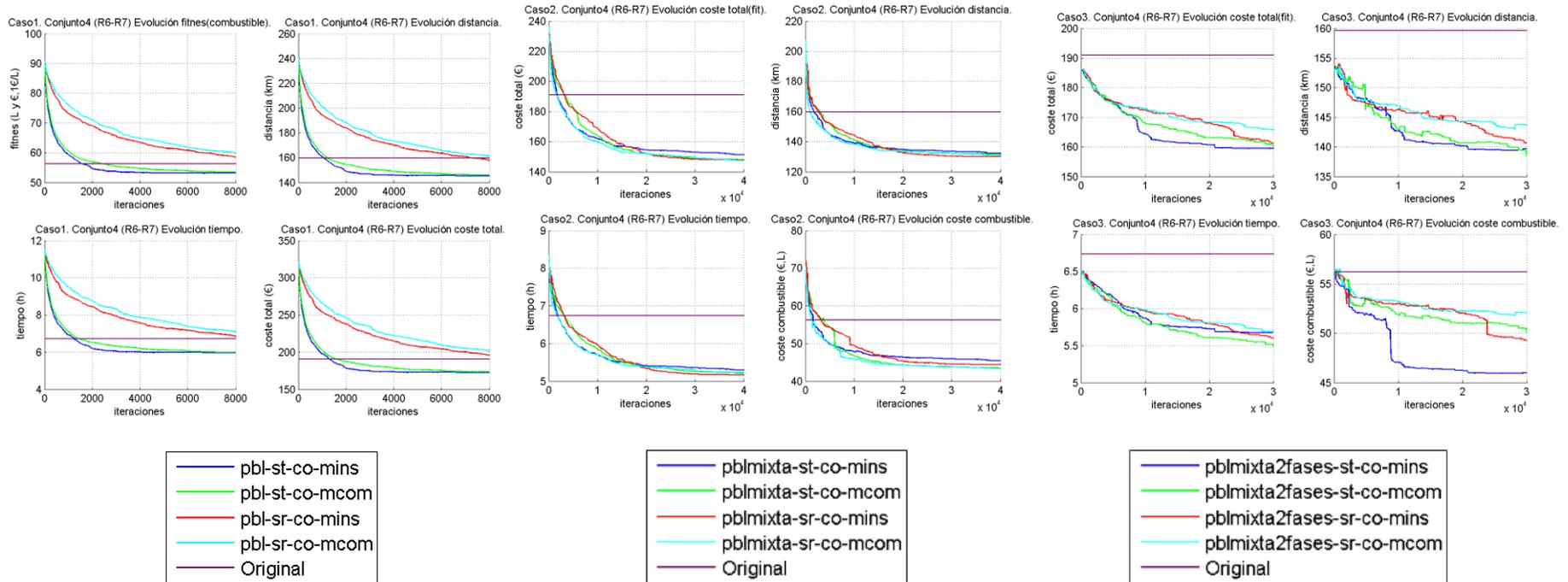
Mejores resultados

	CASO 1			CASO 2			CASO3		
Rutas Generadas	RG1	RG2	TOTAL	RG1	RG2	TOTAL	RG1	RG2	TOTAL
Coste total (€)	117,28	51,44	168,72	57,21	87,68	144,88	69,03	83,16	152,18
Coste combustible (€)	35,38	16,60	51,98	15,51	26,18	41,70	21,47	24,51	45,98
Coste personal (€)	81,90	34,84	116,74	41,69	61,49	103,19	47,56	58,64	106,20
Tiempo (h)	4,47	1,40	5,87	2,08	3,07	5,16	2,38	2,93	5,31
Distancia (km)	88,85	54,40	143,25	48,58	81,50	130,09	68,01	62,13	130,14
Kg recogidos	3541,50	863,60	4405,10	2072,27	2332,83	4405,10	1755,35	2649,75	4405,10
Kg CO2 evitados	-	-	11,77	-	-	40,42	-	-	28,47
Nº contenedores	136	36	172	94	78	172	73	99	172
Capacidad carga útil vehículo (kg)	3750	2550	-	2550	2550	-	2550	3750	-
Combinación de operadores	pbl-st-co-mins			pblmixta-sr-co-mins			pblmixta2fases-st-co-mcom		

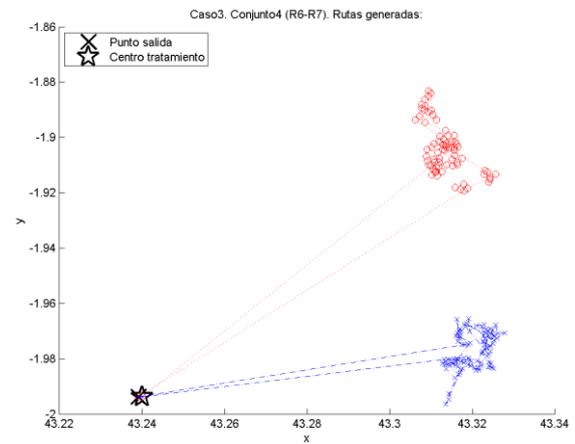
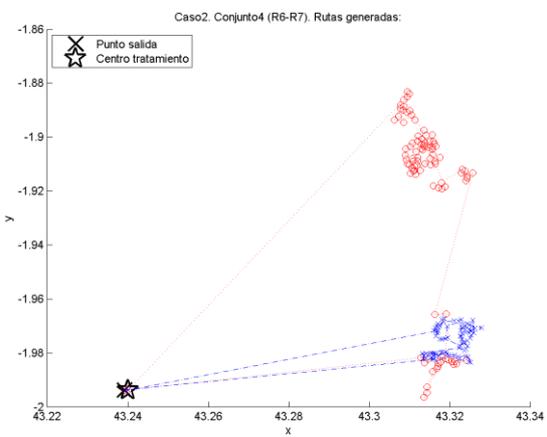
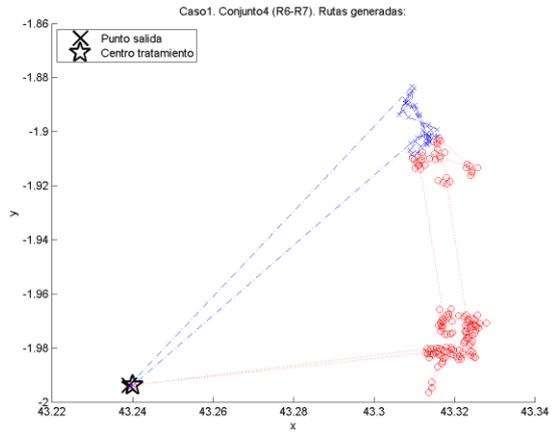
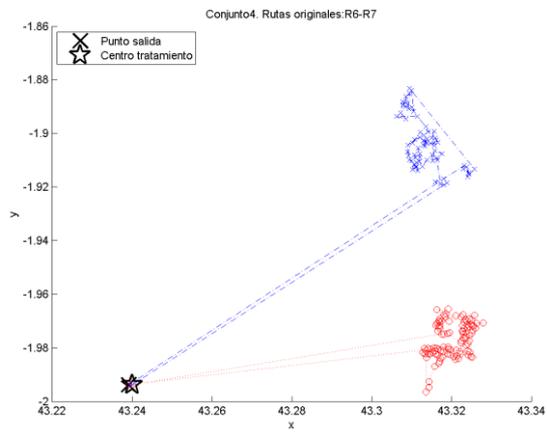
Resultados Conjunto 4

		Resultados					Ahorros					% Mejoras					kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Coste Total (€)	C. Comb. (€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total (€)	C. Comb.(€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total	C. Comb.	C. Personal	Tº	Dist		
ORIGINAL		190,9092	56,20	134,71	6,74	159,63	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pbl-st-co-mins	172,67	53,14	119,53	5,98	145,36	18,24	3,06	15,18	0,76	14,27	9,55	5,44	11,27	11,27	8,94	8,52	601,54
	pbl-st-co-mcom	173,55	53,54	120,01	6,00	146,12	17,36	2,67	14,69	0,73	13,51	9,09	4,74	10,91	10,91	8,46	7,43	606,58
	pbl-sr-co-mins	195,25	58,57	136,68	6,83	157,47	-4,34	-2,37	-1,97	-0,10	2,16	-2,27	-4,21	-1,46	-1,46	1,36	-6,59	571,71
	pbl-sr-co-mcom	201,27	60,08	141,19	7,06	160,73	-10,36	-3,87	-6,49	-0,32	-1,10	-5,43	-6,89	-4,81	-4,81	-0,69	-10,79	586,47
CASO 2	pblmixta-st-co-mins	151,35	45,46	105,89	5,29	132,19	39,56	10,74	28,82	1,44	27,44	20,72	19,11	21,39	21,39	17,19	29,93	3183,05
	pblmixta-st-co-mcom	147,97	43,49	104,20	5,21	131,20	42,93	12,71	30,51	1,53	28,43	22,49	22,62	22,65	22,65	17,81	35,41	3191,69
	pblmixta-sr-co-mins	147,76	44,40	103,36	5,17	129,98	43,15	11,80	31,35	1,57	29,65	22,60	21,00	23,27	23,27	18,57	32,88	3075,38
	pblmixta-sr-co-mcom	147,30	43,30	104,01	5,20	130,62	43,61	12,91	30,70	1,54	29,01	22,84	22,96	22,79	22,79	18,17	35,96	3064,69
CASO 3	pblmixta2fases-st-co-mins	159,47	46,01	113,45	5,67	139,69	31,44	10,19	21,25	1,06	19,94	16,47	18,13	15,78	15,78	12,49	28,38	3718,90
	pblmixta2fases-st-co-mcom	160,91	50,51	109,89	5,49	138,49	30,00	5,69	24,82	1,24	21,14	15,71	10,12	18,43	18,43	13,24	15,85	3802,58
	pblmixta2fases-sr-co-mins	161,39	49,31	111,98	5,60	140,60	29,52	6,89	22,73	1,14	19,03	15,46	12,26	16,87	16,87	11,92	19,19	3632,93
	pblmixta2fases-sr-co-mcom	165,78	52,07	113,51	5,68	143,47	25,13	4,13	21,20	1,06	16,16	13,16	7,35	15,74	15,74	10,12	11,50	3672,15

Gráficas Conjunto 4



Rutas generadas y original Conjunto 4



CONJUNTO 5

Datos Conjunto 5

Conjunto	Conjunto 5
Fracción	Envases
Rutas agrupadas	R6-R7-R8
Contenedores	240
Centro de tratamiento	C2

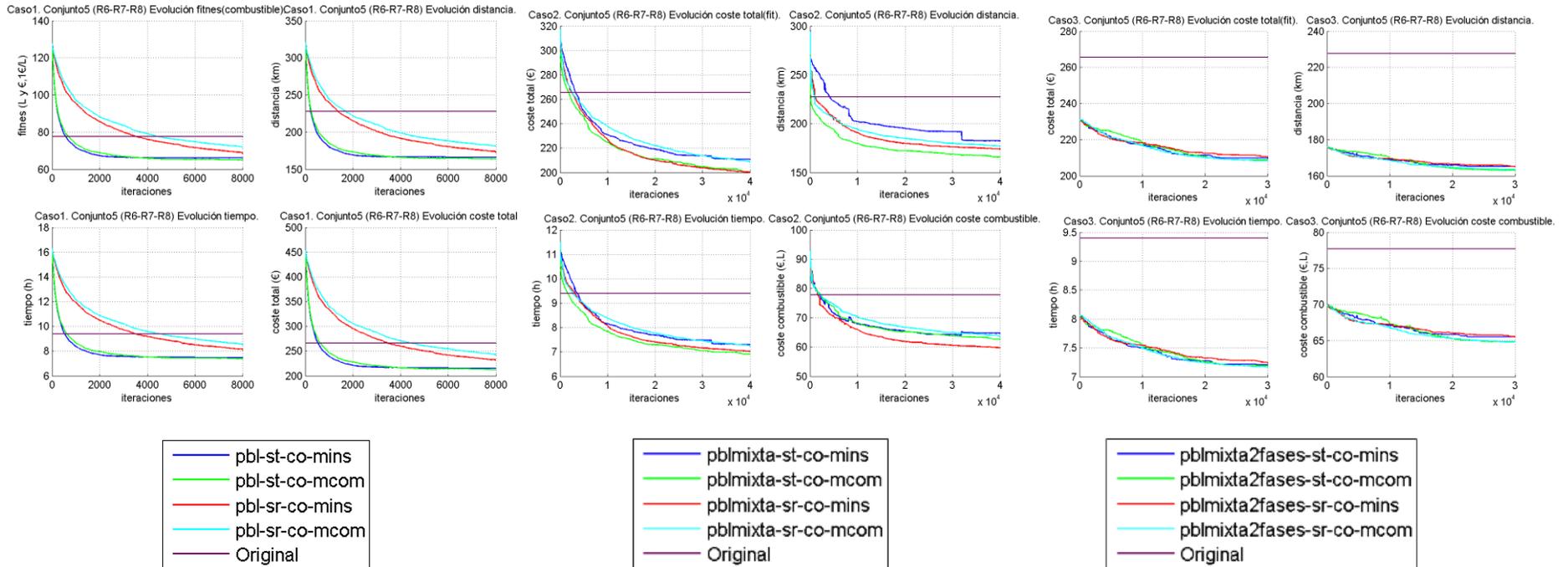
Mejores resultados

	CASO 1			CASO 2				CASO3		
Rutas Generadas	RG1	RG2	TOTAL	RG1	RG2	RG3	TOTAL	RG1	RG2	TOTAL
Coste total (€)	100,96	110,46	211,42	61,87	70,31	65,86	198,04	84,98	110,46	211,42
Coste combustible (€)	29,35	34,89	64,23	17,70	18,42	20,93	57,05	25,78	36,29	62,06
Coste personal (€)	71,61	75,58	147,19	44,17	51,89	44,93	140,99	59,21	79,91	139,12
Tiempo (h)	3,79	3,74	7,53	2,21	2,59	2,25	7,05	2,96	4,00	6,96
Distancia (km)	72,98	88,83	161,81	55,56	57,18	66,69	179,43	65,29	91,68	156,97
Kg recogidos	3225,61	2758,71	5984,32	1864,32	2364,65	1755,35	5984,32	2536,18	3448,14	5984,32
Kg CO2 evitados	-	-	37,53	-	-	-	57,53	-	-	43,57
Nº contenedores	129	111	240	88	73	79	240	103	137	240
Capacidad carga útil vehículo (kg)	3750	3750	-	2550	2550	2550	-	3750	3750	-
Combinación de operadores	pbl-st-co-mcom			pblmixta-sr-co-mins				pblmixta2fases-sr-co-mcom		

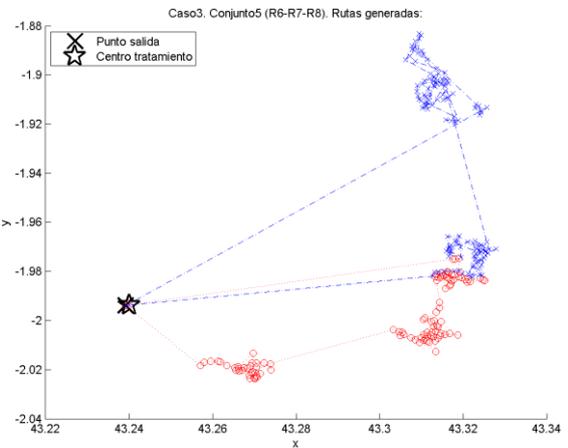
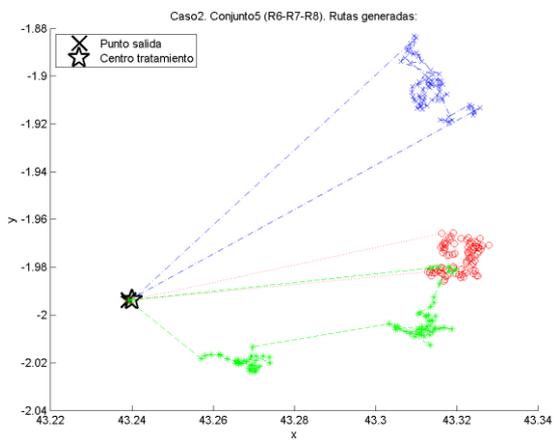
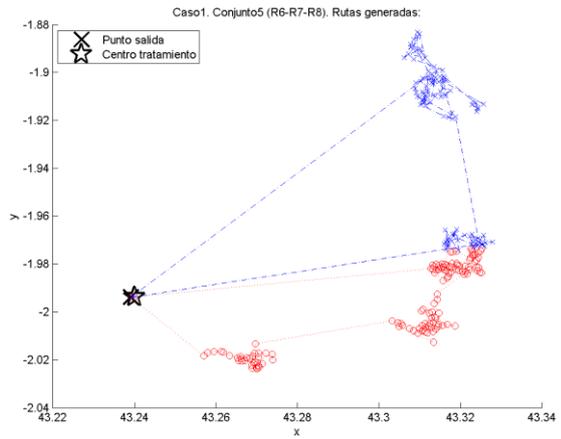
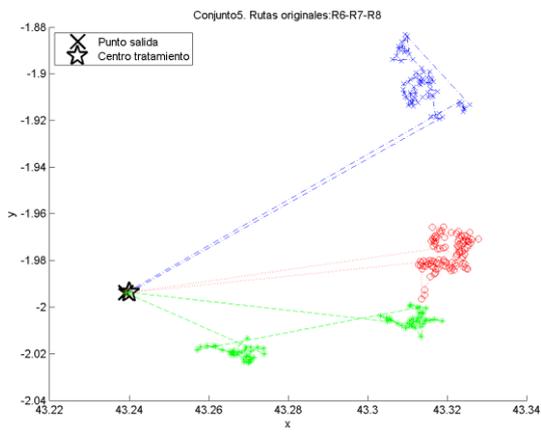
Resultados Conjunto 5

		Resultados					Ahorros					% Mejoras					kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Coste Total (€)	C. Comb. (€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total (€)	C. Comb.(€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total	C. Comb.	C. Personal	Tº	Dist		
ORIGINAL		265,6148	77,70	187,91	9,40	227,65	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
CASO 1	pbl-st-co-mins	215,52	66,02	149,49	7,47	166,02	50,10	11,68	38,42	1,92	61,63	18,86	15,03	20,44	20,44	27,07	32,54	910,60
	pbl-st-co-mcom	212,34	64,97	147,38	7,37	163,70	53,27	12,74	40,53	2,03	63,95	20,06	16,39	21,57	21,57	28,09	35,48	880,56
	pbl-sr-co-mins	230,89	69,03	161,86	8,09	172,63	34,72	8,67	26,05	1,30	55,02	13,07	11,16	13,86	13,86	24,17	24,16	734,69
	pbl-sr-co-mcom	242,01	72,10	169,91	8,50	180,67	23,60	5,60	18,00	0,90	46,98	8,89	7,21	9,58	9,58	20,64	15,60	746,44
CASO 2	pblmixta-st-co-mins	210,85	64,70	146,05	7,30	182,25	54,76	13,00	41,86	2,09	45,40	20,62	16,73	22,28	22,28	19,94	36,21	8166,31
	pblmixta-st-co-mcom	200,73	62,64	138,03	6,90	165,73	64,88	15,06	49,88	2,49	61,92	24,43	19,38	26,54	26,54	27,20	41,96	7934,33
	pblmixta-sr-co-mins	200,15	59,74	140,40	7,02	173,95	65,47	17,96	47,51	2,38	53,70	24,65	23,12	25,28	25,28	23,59	50,04	7568,42
	pblmixta-sr-co-mcom	209,15	63,81	144,33	7,22	176,47	56,46	13,89	43,58	2,18	51,18	21,26	17,88	23,19	23,19	22,48	38,70	7807,63
CASO 3	pblmixta2fases-st-co-mins	209,74	65,52	144,22	7,21	165,07	55,87	12,19	43,69	2,18	62,58	21,04	15,68	23,25	23,25	27,49	33,94	5971,90
	pblmixta2fases-st-co-mcom	208,61	64,79	143,81	7,19	162,97	57,00	12,92	44,10	2,20	64,68	21,46	16,62	23,47	23,47	28,41	35,98	6181,47
	pblmixta2fases-sr-co-mins	210,59	65,55	144,77	7,24	165,10	55,02	12,15	43,14	2,16	62,55	20,72	15,64	22,96	22,96	27,47	33,85	5928,57
	pblmixta2fases-sr-co-mcom	208,25	64,83	143,41	7,17	163,44	57,36	12,87	44,50	2,22	64,21	21,60	16,56	23,68	23,68	28,21	35,85	6019,44

Gráficas Conjunto 5



Rutas generadas y original Conjunto 5



CONJUNTO 6

Datos Conjunto 6

Conjunto	Conjunto 6
Fracción	Envases
Rutas agrupadas	R6-R7-R8-R9
Contenedores	319
Centro de tratamiento	C2

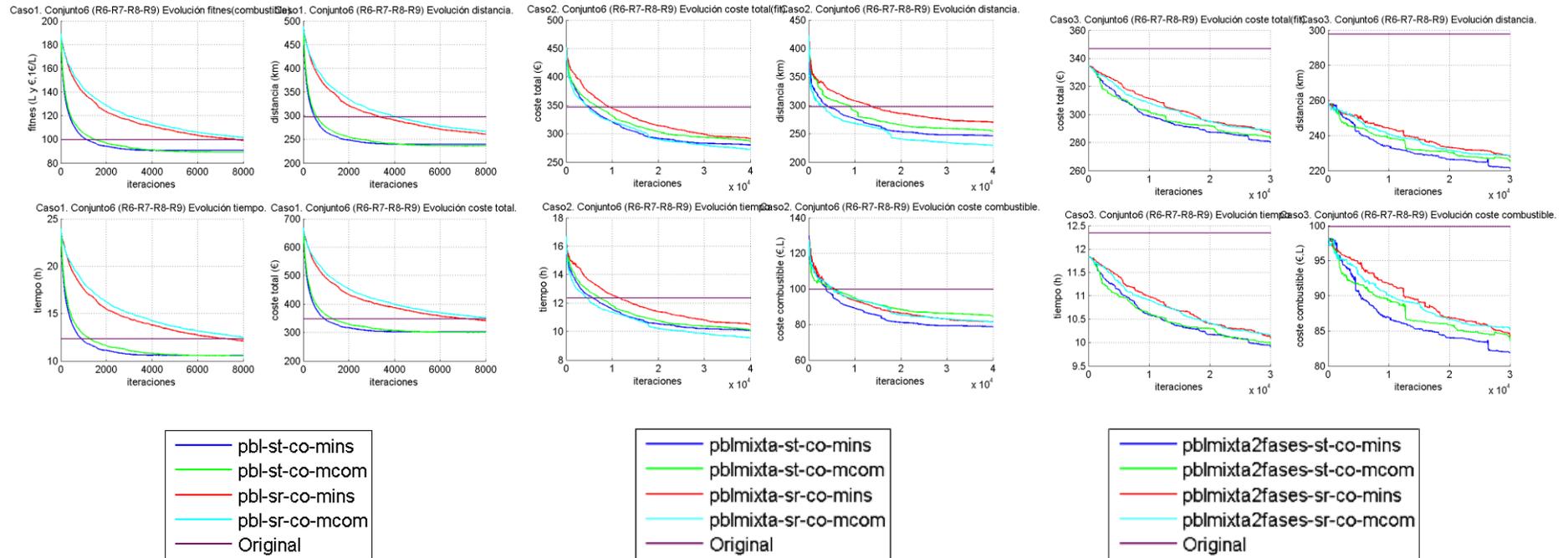
Mejores resultados

	CASO 1				CASO 2				CASO3			
Rutas Generadas	RG1	RG2	RG3	TOTAL	RG1	RG2	RG3	TOTAL	RG1	RG2	RG3	TOTAL
Coste total (€)	101,55	133,17	55,04	289,77	74,00	91,62	99,33	264,96	67,83	102,53	104,35	274,71
Coste combustible (€)	29,44	39,78	17,20	86,43	22,80	28,44	28,86	80,11	22,04	29,81	30,22	82,07
Coste personal (€)	72,11	93,39	37,84	203,34	51,20	63,18	70,47	184,85	45,79	72,73	74,13	192,64
Tiempo (h)	3,79	5,08	1,78	10,65	2,56	3,16	3,52	9,24	2,29	3,64	3,71	9,63
Distancia (km)	73,21	100,26	55,50	228,97	71,51	72,44	72,14	216,09	69,41	74,05	76,71	220,17
Kg recogidos	3198,35	3279,13	1325,98	7803,46	2042,12	2647,08	3114,26	7803,46	1755,35	3198,61	2849,50	7803,46
Kg CO2 evitados	-	-	-	37,38	-	-	-	54,99	-	-	-	49,53
Nº contenedores	129	135	55	319	106	86	127	319	129	117	73	319
Capacidad carga útil vehículo (kg)	3750	3750	2550	-	2550	3750	3750	-	2550	3750	3750	-
Combinación de operadores	pbl-st-co-mcom				pblmixta-sr-co-mcom				pblmixta2fases-st-co-mcom			

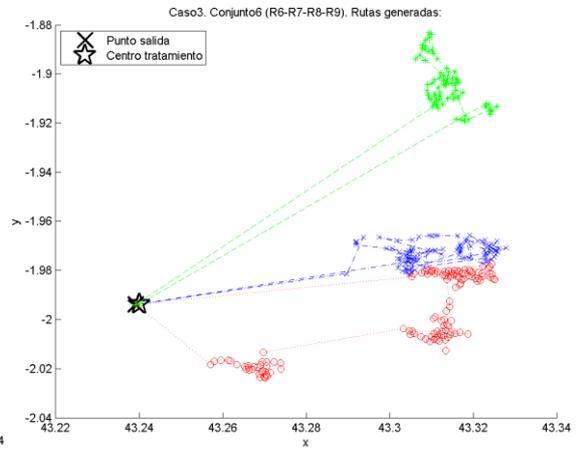
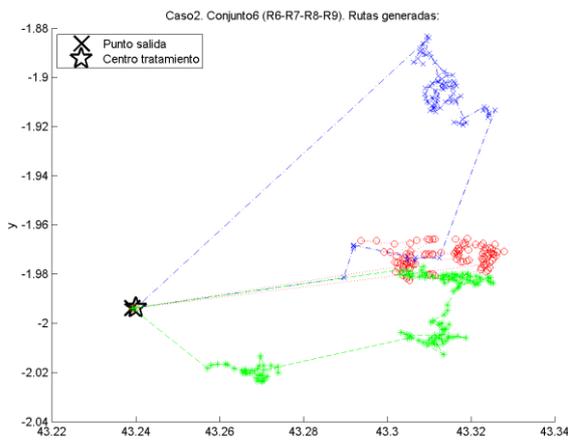
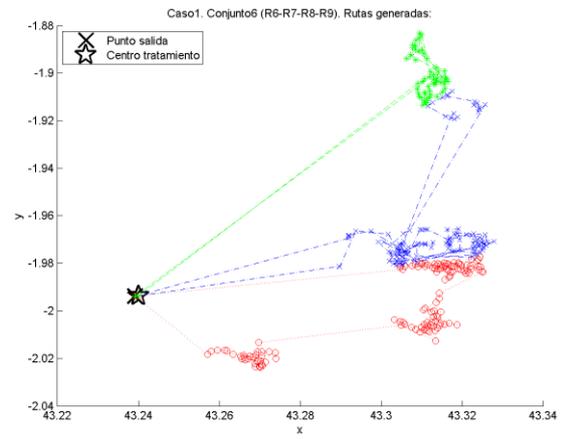
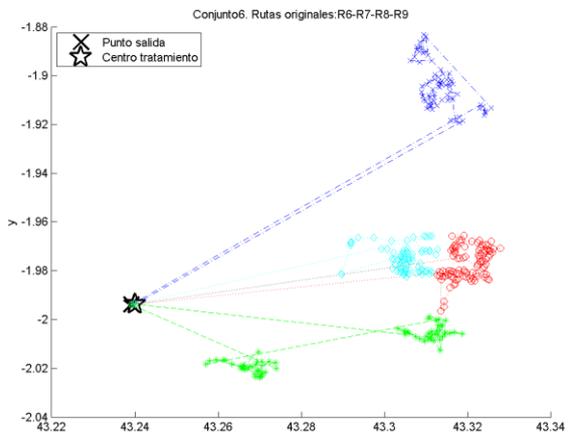
Resultados Conjunto 6

		Resultados					Ahorros					% Mejoras					kg CO ₂ eq. evitados	Tº Ejecución (s)
		Coste Total (€)	C. Comb. (€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total (€)	C. Comb.(€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total	C. Comb.	C. Personal	Tº	Dist		
ORIGINAL		346,6925	99,85	246,84	12,34	297,71	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CASO 1	pbl-st-co-mins	302,25	90,59	211,66	10,58	239,75	44,44	9,25	35,19	1,76	57,96	12,82	9,27	14,26	14,26	19,47	25,78	1043,01
	pbl-st-co-mcom	299,83	89,22	210,61	10,53	236,23	46,86	10,62	36,24	1,81	61,48	13,52	10,64	14,68	14,68	20,65	29,60	1027,13
	pbl-sr-co-mins	340,43	99,29	241,14	12,06	260,19	6,26	0,56	5,70	0,29	37,52	1,81	0,56	2,31	2,31	12,60	1,55	996,96
	pbl-sr-co-mcom	350,70	101,54	249,15	12,46	266,11	-4,01	-1,70	-2,31	-0,12	31,60	-1,16	-1,70	-0,94	-0,94	10,62	-4,73	988,86
CASO 2	pblmixta-st-co-mins	280,38	78,70	201,05	10,05	245,98	66,31	21,15	45,79	2,29	51,73	19,13	21,18	18,55	18,55	17,37	58,91	8013,29
	pblmixta-st-co-mcom	286,80	84,73	200,94	10,05	253,63	59,89	15,12	45,90	2,30	44,08	17,27	15,15	18,60	18,60	14,81	42,13	8031,58
	pblmixta-sr-co-mins	291,46	81,38	209,48	10,47	270,10	55,23	18,46	37,37	1,87	27,61	15,93	18,49	15,14	15,14	9,28	51,43	7936,36
	pblmixta-sr-co-mcom	272,58	81,35	190,27	9,51	229,00	74,11	18,50	56,57	2,83	68,71	21,38	18,53	22,92	22,92	23,08	51,54	7777,24
CASO 3	pblmixta2fases-st-co-mins	280,68	81,89	198,11	9,91	221,51	66,01	17,96	48,74	2,44	76,20	19,04	17,99	19,74	19,74	25,59	50,03	8199,00
	pblmixta2fases-st-co-mcom	284,24	84,20	198,80	9,94	224,77	62,46	15,65	48,04	2,40	72,94	18,01	15,68	19,46	19,46	24,50	43,60	8200,39
	pblmixta2fases-sr-co-mins	286,97	84,41	201,82	10,09	227,76	59,73	15,44	45,02	2,25	69,95	17,23	15,46	18,24	18,24	23,49	43,01	7979,34
	pblmixta2fases-sr-co-mcom	288,52	85,42	202,71	10,14	228,11	58,17	14,43	44,14	2,21	69,60	16,78	14,45	17,88	17,88	23,38	40,18	8009,56

Gráficas Conjunto 6



Rutas generadas y original Conjunto 6



ANEXO 3

Resultados de la incorporación del algoritmo de predicción del volumen de llenado de los contenedores

Descripción del Anexo 3

Este anexo presenta los resultados obtenidos tras incluir el algoritmo de predicción de llenado de los contenedores antes de aplicar los algoritmo de optimización de rutas y de generación de rutas.

La combinación de operadores escogida para cada uno de los algoritmos es:

Algoritmo	Población inicial	Selección padres	Cruce	Mutación
Optimización de rutas existentes	Aleatoria + BL INT-consecutivos	Torneo probabilista	OX	Combinada
Generación de rutas de una fracción	Población mixta	ruleta	OX	Combinada

Se ha planteado una planificación de las rutas a realizar durante una semana entera. Cada día se ha dividido en tres turnos, mañana, tarde y noche. Para el algoritmo de generación de rutas de una fracción, todas las rutas de la misma fracción establecidas en un mismo turno y día formaran un conjunto, que será sobre el que actuará el algoritmo. La distribución de las rutas se ha realizado de forma que pueda aplicarse tanto el algoritmo de optimización de rutas existentes como el algoritmo de generación de rutas de una fracción, de manera que se formen los conjuntos explicados en el apartado anterior.

A continuación se muestra la planificación de las rutas para ambos algoritmos:

Turno	Fracción	L	M	X	J	V	S	D
Mañana (M)	Papel y cartón	R2 R3		R4	R2 R3 R4 R5	R4 R5	R5	R6 R7 R8 R9
	Envases	R6 R7	R6 R7 R8	R8 R9			R6 R7 R8	
Tarde (T)	Papel y cartón		R2 R3 R4	R5		R2 R3		
	Envases				R9		R9	
Noche (N)	Papel y cartón	R4 R5	R5	R2 R3			R2 R3 R4	
	Envases	R8 R9	R9	R6 R7	R6 R7 R8	R6 R7 R8 R9		R2 R3 R4 R5

Para el algoritmo de optimización de rutas existentes se muestra una tabla con el resumen semanal, la media diaria, las medias por ruta y día y otra tabla con los resultados obtenidos de cada ruta por turno y día.

Para el algoritmo de generación de rutas de una fracción se muestra los costes obtenidos por ruta generada cada turno y día, el resumen por día de la semana en comparación con lo original y el resumen semanal, la media diaria, las medias por ruta y día.

Predicción del volumen de llenado + algoritmo genético de optimización de rutas existentes

Resumen de la planificación en comparación con las rutas originales

RESUMEN PLANIFICACIÓN																
Resultados											Ahorros					kg CO2 eq. evitados
Coste Total (€)		C. Comb. (€ y L)		C. Personal (€)		Tº (h)		Dist. (km)		Coste Total (€)	C. Comb.(€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)		
ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	RESULTADO					RESULTADO	
TOTAL SEMANA	5154,21	3873,36	1522,53	1137,57	3631,68	2735,79	181,58	136,79	4425,34	3372,73	1282,98	385,19	897,79	44,89	1053,18	1073,01
MEDIA AL DIA	736,32	553,34	217,50	162,51	518,81	390,83	25,94	19,54	632,19	481,82	183,28	55,03	128,26	6,41	150,45	153,29
MEDIA RUTA/DIA	92,04	69,17	27,19	20,31	64,85	48,85	3,24	2,44	79,02	60,23	22,91	6,88	16,03	0,80	18,81	19,16

Desglose de resultados obtenidos por turno y día, en comparación con rutas originales

PLANIFICACIÓN																							
DIA	TURNO	RUTA	Resultados										Ahorros					% Mejoras					kg CO2 eq. evitados
			Coste Total (€)		C. Comb. (€ y L)		C. Personal (€)		Tº (h)		Dist. (km)		Coste Total (€)	C. Comb.(€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total	C. Comb.	C. Personal	Tº	Dist	
			ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	RESULTADO					RESULTADO					
L	M	R2	71,91	60,02	18,62	15,74	53,29	44,28	2,66	2,21	59,09	50,53	11,89	2,89	9,01	0,45	8,55	16,54	15,50	16,90	16,90	14,48	8,04
		R3	91,17	57,37	26,75	17,95	64,42	39,43	3,22	1,97	84,83	58,34	33,80	8,80	24,99	1,25	26,49	37,07	32,91	38,80	38,80	31,23	24,52
		R6	105,01	67,67	29,27	17,40	75,74	50,27	3,79	2,51	74,57	54,55	37,33	11,87	25,47	1,27	20,02	35,55	40,55	33,62	33,62	26,84	33,06
	R7	85,59	63,29	26,66	19,40	58,93	43,89	2,95	2,19	85,06	62,47	22,30	7,27	15,04	0,75	22,59	26,06	27,25	25,52	25,52	26,55	20,24	
	N	R4	85,04	66,66	25,50	20,52	59,54	46,14	2,98	2,31	79,62	65,44	18,38	4,98	13,40	0,67	14,17	21,61	19,53	22,51	22,51	17,80	13,87
		R5	140,77	113,91	46,01	36,43	94,76	77,47	4,74	3,87	110,95	90,50	26,86	9,58	17,28	0,86	20,45	19,08	20,82	18,24	18,24	18,43	26,68

		R8	74,62	43,18	21,42	12,54	53,21	30,64	2,66	1,53	68,02	40,63	31,44	8,88	22,56	1,13	27,39	42,13	41,46	42,40	42,40	40,27	24,74
		R9	81,10	58,44	22,17	15,26	58,93	43,18	2,95	2,16	70,06	48,79	22,66	6,91	15,76	0,79	21,27	27,95	31,17	26,73	26,73	30,36	19,24
M	M	R6	105,09	67,96	29,35	17,60	75,74	50,36	3,79	2,52	74,57	54,93	37,13	11,76	25,38	1,27	19,64	35,33	40,05	33,51	33,51	26,34	32,75
		R7	85,74	68,44	26,81	20,62	58,93	47,81	2,95	2,39	85,06	66,18	17,30	6,18	11,12	0,56	18,88	20,18	23,07	18,86	18,86	22,20	17,23
		R8	74,69	44,49	21,49	12,05	53,21	32,44	2,66	1,62	68,02	39,01	30,20	9,44	20,76	1,04	29,01	40,44	43,94	39,02	39,02	42,65	26,30
	T	R2	72,05	59,06	18,76	15,34	53,29	43,72	2,66	2,19	59,09	48,95	12,98	3,42	9,57	0,48	10,13	18,02	18,22	17,95	17,95	17,15	9,52
		R3	91,42	68,36	27,00	20,38	64,42	47,98	3,22	2,40	84,83	64,99	23,06	6,62	16,44	0,82	19,84	25,22	24,51	25,52	25,52	23,39	18,43
		R4	85,26	68,50	25,72	21,03	59,54	47,47	2,98	2,37	79,62	66,37	16,76	4,69	12,07	0,60	13,25	19,65	18,23	20,27	20,27	16,64	13,06
	N	R5	140,94	112,12	46,18	36,61	94,76	75,51	4,74	3,78	110,95	89,61	28,82	9,57	19,25	0,96	21,34	20,45	20,72	20,32	20,32	19,24	26,65
		R9	81,05	57,55	22,11	15,11	58,93	42,44	2,95	2,12	70,06	48,19	23,50	7,00	16,49	0,82	21,87	28,99	31,66	27,99	27,99	31,21	19,50
	X	M	R4	85,22	70,39	25,68	21,46	59,54	48,93	2,98	2,45	79,62	67,82	14,83	4,22	10,61	0,53	11,80	17,40	16,42	17,82	17,82	14,82
R8			74,68	48,49	21,47	13,33	53,21	35,16	2,66	1,76	68,02	43,28	26,19	8,15	18,04	0,90	24,74	35,07	37,94	33,91	33,91	36,37	22,69
R9			81,09	56,56	22,16	14,60	58,93	41,96	2,95	2,10	70,06	46,36	24,53	7,56	16,98	0,85	23,70	30,26	34,10	28,81	28,81	33,83	21,05
T		R5	140,74	108,97	45,98	35,02	94,76	73,95	4,74	3,70	110,95	87,19	31,77	10,96	20,81	1,04	23,77	22,57	23,84	21,96	21,96	21,42	30,54
N		R2	72,09	57,88	18,80	15,14	53,29	42,74	2,66	2,14	59,09	48,21	14,21	3,66	10,55	0,53	10,88	19,71	19,46	19,80	19,80	18,41	10,19
		R3	91,60	64,14	27,17	19,67	64,42	44,47	3,22	2,22	84,83	62,49	27,46	7,51	19,95	1,00	22,33	29,98	27,62	30,97	30,97	26,33	20,91
		R6	105,26	76,19	29,52	22,60	75,74	53,59	3,79	2,68	74,57	57,25	29,07	6,92	22,14	1,11	17,32	27,61	23,45	29,24	29,24	23,23	19,28
		R7	85,75	69,55	26,82	20,77	58,93	48,78	2,95	2,44	85,06	66,64	16,20	6,05	10,15	0,51	18,42	18,89	22,55	17,22	17,22	21,65	16,85
J		M	R2	71,99	58,27	18,70	15,30	53,29	42,96	2,66	2,15	59,09	49,15	13,72	3,40	10,33	0,52	9,94	19,06	18,16	19,38	19,38	16,82
	R3		91,34	63,23	26,92	19,13	64,42	44,11	3,22	2,21	84,83	61,94	28,11	7,79	20,32	1,02	22,89	30,77	28,94	31,54	31,54	26,98	21,70
	R4		85,25	75,35	25,71	23,12	59,54	52,23	2,98	2,61	79,62	72,47	9,90	2,59	7,31	0,37	7,14	11,61	10,07	12,28	12,28	8,97	7,21
	R5		140,65	105,95	45,90	33,79	94,76	72,16	4,74	3,61	110,95	84,38	34,70	12,11	22,59	1,13	26,57	24,67	26,39	23,84	23,84	23,95	33,74
	T	R9	81,18	60,89	22,24	15,93	58,93	44,96	2,95	2,25	70,06	50,62	20,29	6,31	13,97	0,70	19,45	24,99	28,38	23,71	23,71	27,75	17,59
	N	R6	105,22	77,70	29,48	22,94	75,74	54,76	3,79	2,74	74,57	58,42	27,52	6,54	20,98	1,05	16,15	26,15	22,19	27,70	27,70	21,66	18,22
		R7	85,74	66,17	26,81	20,04	58,93	46,13	2,95	2,31	85,06	64,20	19,56	6,76	12,80	0,64	20,85	22,82	25,23	21,72	21,72	24,52	18,84
		R8	74,77	49,98	21,57	13,83	53,21	36,15	2,66	1,81	68,02	44,31	24,79	7,73	17,06	0,85	23,71	33,15	35,85	32,06	32,06	34,86	21,54
R5		140,83	110,09	46,08	35,88	94,76	74,21	4,74	3,71	110,95	88,58	30,74	10,20	20,54	1,03	22,38	21,83	22,13	21,68	21,68	20,17	28,41	
V	T	R2	72,19	62,55	18,90	16,46	53,29	46,09	2,66	2,30	59,09	51,39	9,64	2,44	7,19	0,36	7,70	13,35	12,93	13,50	13,50	13,02	6,81
		R3	91,44	63,06	27,01	18,93	64,42	44,13	3,22	2,21	84,83	60,55	28,38	8,08	20,29	1,01	24,28	31,03	29,92	31,50	31,50	28,62	22,51

	N	R6	105,24	76,29	29,50	22,60	75,74	53,69	3,79	2,68	74,57	57,31	28,95	6,90	22,05	1,10	17,26	27,51	23,39	29,11	29,11	23,15	19,22
		R7	85,77	67,11	26,84	20,19	58,93	46,92	2,95	2,35	85,06	64,71	18,66	6,65	12,01	0,60	20,35	21,76	24,77	20,38	20,38	23,93	18,53
		R8	74,82	51,41	21,62	14,09	53,21	37,32	2,66	1,87	68,02	45,30	23,41	7,52	15,89	0,79	22,72	31,29	34,80	29,86	29,86	33,40	20,95
		R9	81,11	58,63	22,18	15,29	58,93	43,34	2,95	2,17	70,06	48,57	22,48	6,89	15,59	0,78	21,49	27,72	31,06	26,46	26,46	30,68	19,19
S	M	R5	141,09	108,57	46,33	35,38	94,76	73,19	4,74	3,66	110,95	87,31	32,52	10,96	21,57	1,08	23,64	23,05	23,65	22,76	22,76	21,31	30,52
		R6	105,17	75,10	29,43	22,17	75,74	52,93	3,79	2,65	74,57	56,54	30,07	7,26	22,81	1,14	18,03	28,59	24,68	30,11	30,11	24,18	20,23
		R7	85,70	68,89	26,77	20,55	58,93	48,34	2,95	2,42	85,06	66,02	16,81	6,22	10,59	0,53	19,04	19,61	23,23	17,97	17,97	22,38	17,33
		R8	74,74	49,64	21,53	13,14	53,21	36,50	2,66	1,83	68,02	42,31	25,09	8,39	16,71	0,84	25,72	33,58	38,96	31,40	31,40	37,80	23,37
	T	R9	81,25	59,27	22,32	15,53	58,93	43,74	2,95	2,19	70,06	48,82	21,98	6,78	15,19	0,76	21,24	27,05	30,40	25,78	25,78	30,32	18,90
	N	R2	72,13	61,19	18,84	15,87	53,29	45,32	2,66	2,27	59,09	50,19	13,07	3,20	9,88	0,49	9,47	18,17	17,11	18,54	18,54	16,03	8,91
		R3	91,62	71,03	27,19	21,00	64,42	50,03	3,22	2,50	84,83	67,33	20,59	6,20	14,39	0,72	17,49	22,47	22,80	22,34	22,34	20,62	17,27
		R4	85,49	76,34	25,95	23,27	59,54	53,07	2,98	2,65	79,62	71,75	9,15	2,69	6,47	0,32	7,86	10,71	10,35	10,86	10,86	9,88	7,48
D	M	R6	105,14	73,67	29,40	21,57	75,74	52,11	3,79	2,61	74,57	54,91	31,47	7,83	23,63	1,18	19,67	29,93	26,65	31,20	31,20	26,37	21,82
		R7	85,71	63,29	26,79	19,53	58,93	43,76	2,95	2,19	85,06	62,83	22,43	7,25	15,17	0,76	22,23	26,16	27,08	25,75	25,75	26,14	20,21
		R8	74,67	52,09	21,46	13,75	53,21	38,34	2,66	1,92	68,02	44,54	22,58	7,71	14,87	0,74	23,49	30,24	35,94	27,94	27,94	34,53	21,49
		R9	81,02	57,54	22,09	15,47	58,93	42,08	2,95	2,10	70,06	49,56	23,48	6,62	16,86	0,84	20,50	28,98	29,97	28,60	28,60	29,26	18,44
	N	R2	71,98	58,90	18,69	15,49	53,29	43,41	2,66	2,17	59,09	49,61	13,07	3,20	9,88	0,49	9,47	18,17	17,11	18,54	18,54	16,03	8,91
		R3	91,49	63,68	27,07	19,72	64,42	43,96	3,22	2,20	84,83	62,66	27,82	7,36	20,46	1,02	22,17	30,40	27,17	31,76	31,76	26,13	20,49
		R4	85,29	71,85	25,75	21,93	59,54	49,92	2,98	2,50	79,62	68,51	13,44	3,83	9,62	0,48	11,10	15,76	14,86	16,15	16,15	13,95	10,66
		R5	141,02	115,81	46,26	37,54	94,76	78,27	4,74	3,91	110,95	91,69	25,21	8,72	16,49	0,82	19,27	17,88	18,85	17,40	17,40	17,36	24,29

Predicción del volumen de llenado + algoritmo genético de generación de rutas de una fracción

Resumen de la planificación en comparación con las rutas originales

RESUMEN PLANIFICACIÓN																
Resultados											Ahorros					kg CO2 eq. evitados
Coste Total (€)		C. Comb. (€ y L)		C. Personal (€)		Tº (h)		Dist. (km)		Coste Total (€)	C. Comb.(€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)		
ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	RESULTADO					RESULTADO	
TOTAL SEMANA	5158,16	3865,93	1522,60	1147,56	3635,56	2718,37	181,78	135,92	4425,38	3258,39	1292,23	375,03	917,19	45,86	1166,99	1044,72
MEDIA AL DIA	736,88	552,28	217,51	163,94	519,37	388,34	25,97	19,42	632,20	465,48	184,60	53,58	131,03	6,55	166,71	149,25
MEDIA RUTA/DIA	92,11	69,03	27,19	20,49	64,92	48,54	3,25	2,43	79,02	58,19	23,08	6,70	16,38	0,82	20,84	18,66

Comparación de resultados obtenidos con rutas originales por día de la semana

DIA	Resultados											Ahorros					% Mejoras					kg CO2 eq. evitados
	Coste Total (€)		C. Comb. (€ y L)		C. Personal (€)		Tº (h)		Dist. (km)		Contenedores recogidos	Coste Total (€)	C. Comb.(€ y L)	C. Personal (€)	Tº (h)	Dist. (km)	Coste Total	C. Comb.	C. Personal	Tº	Dist	
	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	ORIGINAL	RESULTADO	TOTAL: 639	RESULTADO					RESULTADO					
L	735,98	521,77	216,40	160,15	519,57	361,62	25,98	18,08	632,20	439,86	495	214,20	56,25	157,95	7,90	192,34	29,10	25,99	30,40	30,40	30,42	156,71
M	736,62	543,25	217,41	165,09	519,21	378,16	25,96	18,91	632,20	441,92	544	193,38	52,33	141,05	7,05	190,27	26,25	24,07	27,17	27,17	30,10	145,77
X	736,45	545,35	217,60	164,65	518,85	380,70	25,94	19,04	632,19	453,82	554	191,09	52,94	138,15	6,91	178,37	25,95	24,33	26,63	26,63	28,21	147,49
J	736,90	560,35	217,33	162,28	519,57	398,07	25,98	19,90	632,20	479,61	539	176,55	55,05	121,51	6,08	152,59	23,96	25,33	23,39	23,39	24,14	153,34
V	737,88	542,06	218,30	163,63	519,57	378,43	25,98	18,92	632,20	440,19	574	195,82	54,68	141,14	7,06	192,01	26,54	25,05	27,16	27,16	30,37	152,31
S	737,23	553,91	218,02	159,07	519,21	394,83	25,96	19,74	632,20	486,05	584	183,32	58,94	124,38	6,22	146,14	24,87	27,04	23,96	23,96	23,12	164,20
D	737,11	599,25	217,54	172,70	519,57	426,55	25,98	21,33	632,20	516,92	571	137,86	44,84	93,02	4,65	115,28	18,70	20,61	17,90	17,90	18,23	124,91

Desglose de rutas generadas por turno y día

DIA	TURNO	RUTA	FRACCIÓN	Resultados					nº contenedores recogidos
				COSTE TOTAL (€)	Coste comb.(€ y L)	Coste personal (€)	Tiempo (h)	Distancia (km)	
				RESULTADO	RESULTADO	RESULTADO	RESULTADO	RESULTADO	Recogidos
L	M	RG1L	pyc	108,659847	33,5042915	75,1555556	3,75777778	83,191	88
		RG2L	envase	72,74227978	18,8311687	53,91111111	2,69555556	58,889	80
		RG3L	envase	62,12319082	20,6787464	41,4444444	2,07222222	66,859	50
	N	RG4L	pyc	70,65431125	19,9876446	50,6666667	2,53333333	62,876	63
		RG5L	pyc	110,8119017	36,5007906	74,31111111	3,71555556	91,265	102
		RG6L	envase	96,78077976	30,6474464	66,1333333	3,30666667	76,778	112
M	M	RG1M	envase	59,86203234	17,0120323	42,85	2,1425	54,021	66
		RG2M	envase	126,208158	41,858158	84,35	4,2175	102,747	126
	T	RG3M	pyc	67,40558813	19,9666992	47,4388889	2,37194444	63,642	56
		RG4M	pyc	115,6489882	33,5489882	82,1	4,105	81,748	114
	N	RG5M	pyc	114,1006803	36,9229025	77,1777778	3,85888889	89,344	119
		RG6M	envase	60,02173733	15,7772929	44,2444444	2,21222222	50,422	63
X	M	RG1X	pyc	67,94246631	18,9480219	48,9944444	2,44972222	59,341	59
		RG2X	envase	98,48102063	29,4865762	68,9944444	3,44972222	73,891	113
	T	RG3X	pyc	113,4525244	36,8080799	76,6444444	3,83222222	91,455	119
	N	RG4X	envase	41,28532788	9,46310565	31,8222222	1,59111111	59,537	33
		RG5X	envase	108,640039	33,8455946	74,7944444	3,73972222	83,151	120
		RG6X	pyc	115,5525577	36,1025577	79,45	3,9725	86,444	110
J	M	RG1J	pyc	82,40515794	24,4384913	57,9666667	2,89833333	75,609	73
		RG2J	pyc	75,18131691	20,0590947	55,1222222	2,75611111	62,495	71
		RG3J	pyc	99,27868548	29,0564633	70,2222222	3,51111111	88,292	83
		RG4J	pyc	54,1130449	14,5352671	39,5777778	1,97888889	47,103	38
	T	RG5J	envase	59,49391924	16,0383637	43,4555556	2,17277778	50,617	69
	N	RG6J	envase	67,65500576	18,6827835	48,9722222	2,44861111	57,834	87
		RG7J	envase	122,2196719	39,4696719	82,75	4,1375	97,664	118
V	M	RG1V	pyc	71,89320749	19,6265408	52,2666667	2,61333333	60,244	76
		RG2V	pyc	110,8776685	37,1165574	73,7611111	3,68805556	91,097	103
	T	RG3V	pyc	117,607542	36,2630976	81,3444444	4,06722222	86,315	117
	N	RG4V	envase	61,14986038	16,016527	45,1333333	2,25666667	50,491	71
		RG5V	envase	83,26833598	26,3350026	56,9333333	2,84666667	81,722	86
		RG6V	envase	97,26322478	28,2687803	68,9944444	3,44972222	70,325	121
S	M	RG1S	pyc	113,4525244	36,8080799	76,6444444	3,83222222	91,455	119
		RG2S	envase	20,84491184	4,39491184	16,45	0,8225	27,707	29
		RG3S	envase	86,83140881	25,8091866	61,0222222	3,05111111	79,563	90
		RG4S	envase	76,16690871	20,100242	56,0666667	2,80333333	62,415	88
	T	RG5S	envase	59,4533318	16,1088874	43,3444444	2,16722222	50,556	70
	N	RG6S	pyc	65,01447115	20,8144711	44,2	2,21	65,879	68
		RG7S	pyc	68,44528293	17,106394	51,3388889	2,56694444	53,22	67
		RG8S	pyc	63,69653148	17,9298648	45,7666667	2,28833333	55,259	53

D	M	RG1D	envase	87,2523836	26,9246058	60,3277778	3,01638889	84,841	76
		RG2D	envase	57,30547478	16,7554748	40,55	2,0275	53,234	63
		RG3D	envase	105,8160537	31,0049426	74,81111111	3,74055556	77,691	127
	N	RG4D	pyc	38,50195821	7,8908471	30,61111111	1,53055556	50,499	23
		RG5D	pyc	109,8691348	31,580246	78,2888889	3,91444444	95,775	90
		RG6D	pyc	78,39662758	21,1855165	57,21111111	2,86055556	64,86	77
		RG7D	pyc	122,1045286	37,3545286	84,75	4,2375	90,024	115