

Aplicación de algoritmos evolutivos de optimización multi-objetivo para la toma de decisiones informadas en problemas complejos del ámbito logístico industrial

MUSIANI

Trabajo de Fin de Máster

Autor: Javier Andrés Tiniaco Leyba

Tutor: David Juan Greiner Sánchez

índice

- ➊ Introducción.
- ➋ Motivación.
- ➌ Objetivos.
- ➍ Algoritmos.
- ➎ Planteamiento.
- ➏ Problemas.
 - ➊ Bloques.
 - ➋ Tiendas.
- ➐ Metodología.
- ➑ Resultados.
- ➒ Conclusión.
- ➓ Futuras líneas de trabajo.
- ➑ Referencias.

Introducción

- 1 CEANI / DOI.
- 2 Resolución de problemas actuales.
- 3 Aplicar MOEAS.

Motivación

- 1 Resolver problemas de interés industrial.
- 2 Obtener múltiples soluciones para la toma de decisiones informadas.
- 3 Demostrar el valor de los MOEAs en problemas complejos actuales.

Objetivos

- 1 Implementar y obtener soluciones de diseño no-dominadas óptimas en dos problemas complejos de interés logístico-industrial mediante algoritmos de optimización multi-objetivo.
- 2 Obtener un conjunto de parámetros eficiente para cada uno de los algoritmos evolutivos multiobjetivo (NSGA-II, etc.) empleados en cada caso.
- 3 Analizar los resultados incluyendo indicadores (ej: hipervolumen) mediante pruebas de significancia estadística de contraste de hipótesis, tratando de obtener el mejor algoritmo de los estudiados para cada problema.

Objetivos

- 1 Implementar y obtener soluciones de diseño no-dominadas óptimas en dos problemas complejos de interés logístico-industrial mediante algoritmos de optimización multi-objetivo.
- 2 Obtener un conjunto de parámetros eficiente para cada uno de los algoritmos evolutivos multiobjetivo (NSGA-II, etc.) empleados en cada caso.
- 3 Analizar los resultados incluyendo indicadores (ej: hipervolumen) mediante pruebas de significancia estadística de contraste de hipótesis, tratando de obtener el mejor algoritmo de los estudiados para cada problema.

Objetivos

- 1 Implementar y obtener soluciones de diseño no-dominadas óptimas en dos problemas complejos de interés logístico-industrial mediante algoritmos de optimización multi-objetivo.
- 2 Obtener un conjunto de parámetros eficiente para cada uno de los algoritmos evolutivos multiobjetivo (NSGA-II, etc.) empleados en cada caso.
- 3 Analizar los resultados incluyendo indicadores (ej: hipervolumen) mediante pruebas de significancia estadística de contraste de hipótesis, tratando de obtener el mejor algoritmo de los estudiados para cada problema.

índice

- ➊ Introducción.
- ➋ Motivación.
- ➌ Objetivos.
- ➍ **Algoritmos.**
- ➎ Planteamiento.
- ➏ Problemas.
 - ➊ Bloques.
 - ➋ Tiendas.
- ➐ Metodología.
- ➑ Resultados.
- ➒ Conclusión.
- ➓ Futuras líneas de trabajo.
- ➔ Referencias.

Objetivos

NSGA-II, SPEA, SMS-EMOA.

NSGA-II : Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, second generation.

SPEA2 : Strength Pareto Evolutionary Algorithm, second generation.

SMS-EMOA : Evolutionary Multiobjective Optimization Algorithms.

Se exploran dos paradigmas: basados en el paradigma de Pareto (NSGA-II, SPEA2) y basados el paradigma de los indicadores (SMS-EMOA).

Objetivos

NSGA-II, SPEA, SMS-EMOA.

NSGA-II : Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, second generation.

SPEA2 : Strength Pareto Evolutionary Algorithm, second generation.

SMS-EMOA : Evolutionary Multiobjective Optimization Algorithms.

Se exploran dos paradigmas: basados en el paradigma de Pareto (NSGA-II, SPEA2) y basados el paradigma de los indicadores (SMS-EMOA).

Objetivos

NSGA-II, SPEA, SMS-EMOA.

NSGA-II : Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, second generation.

SPEA2 : Strength Pareto Evolutionary Algorithm, second generation.

SMS-EMOA : Evolutionary Multiobjective Optimization Algorithms.

Se exploran dos paradigmas: basados en el paradigma de Pareto (NSGA-II, SPEA2) y basados el paradigma de los indicadores (SMS-EMOA).

Objetivos

NSGA-II, SPEA, SMS-EMOA.

NSGA-II : Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, second generation.

SPEA2 : Strength Pareto Evolutionary Algorithm, second generation.

SMS-EMOA : Evolutionary Multiobjective Optimization Algorithms.

Se exploran dos paradigmas: basados en el paradigma de Pareto (NSGA-II, SPEA2) y basados el paradigma de los indicadores (SMS-EMOA).

Objetivos

NSGA-II, SPEA, SMS-EMOA.

NSGA-II : Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, second generation.

SPEA2 : Strength Pareto Evolutionary Algorithm, second generation.

SMS-EMOA : Evolutionary Multiobjective Optimization Algorithms.

Se exploran dos paradigmas: basados en el paradigma de Pareto (NSGA-II, SPEA2) y basados el paradigma de los indicadores (SMS-EMOA).

Planteamiento.

- Transformar problemas mono-objetivo en multi-objetivo para obtener un conjunto de soluciones parametrizadas.
- Problema mono-objetivo \rightarrow restricciones \rightarrow segundo objetivo \rightarrow problema multi-objetivo \rightarrow múltiples soluciones
- Primera función objetivo parametrizada en función de las restricciones como segundo objetivo.

Planteamiento.

- Transformar problemas mono-objetivo en multi-objetivo para obtener un conjunto de soluciones parametrizadas.
- Problema mono-objetivo \rightarrow restricciones \rightarrow segundo objetivo \rightarrow problema multi-objetivo \rightarrow múltiples soluciones
- Primera función objetivo parametrizada en función de las restricciones como segundo objetivo.

Planteamiento.

- Transformar problemas mono-objetivo en multi-objetivo para obtener un conjunto de soluciones parametrizadas.
- Problema mono-objetivo \rightarrow restricciones \rightarrow segundo objetivo \rightarrow problema multi-objetivo \rightarrow múltiples soluciones
- Primera función objetivo parametrizada en función de las restricciones como segundo objetivo.

índice

- ➊ Introducción.
- ➋ Motivación.
- ➌ Objetivos.
- ➍ Algoritmos.
- ➎ Planteamiento.
- ➏ Problemas.
 - ➊ **Bloques.**
 - ➋ Tiendas.
- ➐ Metodología.
- ➑ Resultados.
- ➒ Conclusión.
- ➓ Futuras líneas de trabajo.
- ➑ Referencias.

Problemas

Ambos problemas abordados fueron planteados de forma pública por la empresa INDITEX en retos públicos, por lo que son actuales, de elevada complejidad y de interés industrial.

Se abordaran dos problemas:

- Bloques: La elección de un conjunto de bloques de productos que maximicen las ventas.
- Tiendas: la elección de coordenadas para abrir nuevas tiendas de tal forma que se maximicen las ventas.

Problemas

Ambos problemas abordados fueron planteados de forma pública por la empresa INDITEX en retos públicos, por lo que son actuales, de elevada complejidad y de interés industrial.

Se abordaran dos problemas:

- Bloques: La elección de un conjunto de bloques de productos que maximicen las ventas.
- Tiendas: la elección de coordenadas para abrir nuevas tiendas de tal forma que se maximicen las ventas.

Problemas

Ambos problemas abordados fueron planteados de forma pública por la empresa INDITEX en retos públicos, por lo que son actuales, de elevada complejidad y de interés industrial.

Se abordaran dos problemas:

- Bloques: La elección de un conjunto de bloques de productos que maximicen las ventas.
- Tiendas: la elección de coordenadas para abrir nuevas tiendas de tal forma que se maximicen las ventas.

Bloques: definición

La elección de un conjunto de bloques de productos que maximicen las ventas. Se plantea como una variación del problema de la mochila.

- Cada bloque contiene N productos.
- Cada producto tiene una estimación de ventas.
- Maximizar las ventas eligiendo M productos.

Bloques: definición

La elección de un conjunto de bloques de productos que maximicen las ventas. Se plantea como una variación del problema de la mochila.

- Cada bloque contiene N productos.
- Cada producto tiene una estimación de ventas.
- Maximizar las ventas eligiendo M productos.

Bloques: definición

La elección de un conjunto de bloques de productos que maximicen las ventas. Se plantea como una variación del problema de la mochila.

- Cada bloque contiene N productos.
- Cada producto tiene una estimación de ventas.
- Maximizar las ventas eligiendo M productos.

Bloques: datos

- 15238 productos analizados.
- 2776 bloques estudiados.
- Valor del bloque como suma de los valores de los productos que contiene.
- Bloques ordenados por valor y se eligen los 110 primeros (3.96 %).

Bloque	Nº productos	Ventas estimadas
2443	6	52832
1412	5	44139
2128	6	43059
812	8	24390
1580	8	24222
358	7	24021
1143	10	23042
726	10	22796
1521	8	22157
⋮	⋮	⋮
711	8	9512
2555	8	9451

Figura: Lista con los primeros bloques de los ciento diez elegidos, ordenados por valor descendente.

Bloques: definición matemática

$$\max F_1 = \sum_{i=1}^N V_i x_i$$

$$\min F_2 = \sum_{i=1}^N x_i$$

$$\sum_{i=1}^N E_{B_i} x_i = M = 50$$

$$x_i \in \{0, 1\}$$

$$0 < E_{B_i} < 11$$

$$N > 0$$

$$V_i \geq 0$$

F_1 : Función objetivo, maximizar el valor del conjunto de los bloques elegidos.

F_2 Función objetivo, minimizar el número de bloques elegidos.

V : Valor de las ventas del bloque.

E_B : Cantidad de productos en un bloque.

x_i : Valor del dígito binario que se encuentra en la posición i dentro del cromosoma de un individuo específico.

N : Número de bloques a considerar en el estudio.

M : Número de productos totales incluidos en los bloques.

i : índice que indica un bloque específico.

Problema: bloques, cromosoma.

Cromosoma de un individuo representado por una cadena binaria de tantos dígitos como bloques estudiados (110).

$$I = [0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, \dots, 0, 1, 0]$$

- Un 1: se elige el bloque.
- Un 0: No se elige.
- Ventaja: no pueden repetirse bloques.
- La posición de un índice en la cadena binaria indexa el bloque en la lista de bloques ordenada por valor.

Tiendas: definición

Elección de coordenadas para abrir nuevas tiendas de tal forma que se maximicen las ventas para un país específico.

- Las tiendas deben respetar una distancia mínima entre si.
- Coordenadas de latitud y longitud asociadas a códigos postales.
- Se cuentan con datos de ventas en línea en el país.

Tiendas: definición

Elección de coordenadas para abrir nuevas tiendas de tal forma que se maximicen las ventas para un país específico.

- Las tiendas deben respetar una distancia mínima entre si.
- Coordenadas de latitud y longitud asociadas a códigos postales.
- Se cuentan con datos de ventas en línea en el país.

Tiendas: definición

Elección de coordenadas para abrir nuevas tiendas de tal forma que se maximicen las ventas para un país específico.

- Las tiendas deben respetar una distancia mínima entre si.
- Coordenadas de latitud y longitud asociadas a códigos postales.
- Se cuentan con datos de ventas en línea en el país.

Tiendas: definición

Elección de coordenadas para abrir nuevas tiendas de tal forma que se maximicen las ventas para un país específico.

- Las tiendas deben respetar una distancia mínima entre si.
- Coordenadas de latitud y longitud asociadas a códigos postales.
- Se cuentan con datos de ventas en línea en el país.

Tiendas: datos

Se tienen dos tablas una con las ventas en la pagina web y otra con las tiendas ya establecidas en la región deseada.

- Más de 8000 posibles localizaciones.
- Más de 70 tiendas ya establecidas.
- Tiendas establecidas: coordenadas.
- Ventas: código postal y cantidad de unidades.

Nombre tienda	Longitud	Latitud
OSNA-GROSSE STRASSE	8.047614	52.274105
HAN-GROSSE PACKHOFSTRASSE	9.737234	52.373569
BRAU-DAMM	10.524323	52.262852
STU-MILANEO	9.183149	48.791246
⋮	⋮	⋮

Figura: Muestra de tiendas establecidas.

Tiendas: datos

Se tienen dos tablas una con las ventas en la pagina web y otra con las tiendas ya establecidas en la región deseada.

- Más de 8000 posibles localizaciones.
- Más de 70 tiendas ya establecidas.
- Tiendas establecidas: coordenadas.
- Ventas: código postal y cantidad de unidades.

Nombre tienda	Longitud	Latitud
OSNA-GROSSE STRASSE	8.047614	52.274105
HAN-GROSSE PACKHOFSTRASSE	9.737234	52.373569
BRAU-DAMM	10.524323	52.262852
STU-MILANEO	9.183149	48.791246
⋮	⋮	⋮

Figura: Muestra de tiendas establecidas.

Tiendas: datos procesados

Ventas asociadas a cada código postal tras aplicar procesado.

Código postal	Longitud	Latitud	Unidades
42349	7.1418	51.216	169730
42117	7.1239	51.2498	161966
42115	7.103	51.2497	161351
42119	7.1661	51.2441	151078
42369	7.2021	51.2298	148142
42285	7.1695	51.2589	141824
⋮	⋮	⋮	⋮
37079	9.9333	51.5333	43739
24232	10.2833	54.3167	43734
14471	13.0102	52.3744	43729

Figura: Muestra de ventas online procesadas.

Tiendas: definición matemática

$$\max F_1 = \sum_{i=1}^N V_i x_i; \quad \max F_2 = \sum_{i=1}^N x_i \sum_{j=i+1}^N \text{Haversine}(i, j)$$

$$\text{Haversine}(i, j) = 2r \cdot \sqrt{\sin^2 \frac{\phi_i - \phi_j}{2} + \cos(\phi_i) \cos(\phi_j) \sin^2 \frac{\lambda_i - \lambda_j}{2}}$$

$$\text{Haversine}(i, j) > D = 20 \quad \forall \quad i \neq j$$

$$\sum_{i=1}^N I_i = M = 15$$

$$x_i \in \{0, 1\}; \quad N = 350; \quad V_i > 0$$

Tiendas: definición matemática

- F_1 : Función objetivo, maximizar el valor de las ventas del conjunto de localizaciones elegidas.
- F_2 Función objetivo, maximizar la suma de la distancia entre tiendas.
- V : Valor de las ventas calculado.
- N : Número de localizaciones a considerar en el estudio.
- M : Número de nuevos establecimientos que se desean abrir.
- D : Distancia mínima entre tiendas.
- ϕ : Latitud de la localización.
- λ : Longitud de la localización.
- r : Radio de la esfera, el terrestre.
- l : Cadena binaria de N dígitos.
- x_j : Valor del dígito binario que se encuentra en la posición i dentro del cromosoma de un individuo específico.
- i, j : índices que indican una localización dentro de la cadena binaria.

Problema: tiendas, cromosoma.

Cromosoma de un individuo representado por una cadena binaria de tantos dígitos como bloques estudiados (350).

$$I = [0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, \dots, 0, 1, 0]$$

- Un 1: Se elige la localización.
- Un 0: No se elige.
- Ventaja: no pueden repetirse localizaciones.
- La posición de un índice en la cadena binaria indexa la tienda en la lista ordenada por ventas.

Problema: Tiendas, flujo de proceso.



índice

- ➊ Introducción.
- ➋ Motivación.
- ➌ Objetivos.
- ➍ Algoritmos.
- ➎ Planteamiento.
- ➏ Problemas.
 - ➊ Bloques.
 - ➋ Tiendas.
- ➐ **Metodología.**
- ➑ Resultados.
- ➒ Conclusión.
- ➓ Futuras líneas de trabajo.
- ➔ Referencias.

Metodología.

Tasa de mutación calculada como la inversa del número de genes de un cromosoma. Luego se varían 50 % en ambos sentidos para obtener otras dos tasas.

Tamaño de población	Multiplicador de mutación
150	1.5
100	1.0
50	0.5

Figura: Configuraciones de parámetros para las ejecuciones.

- Dos problemas.
- Tres algoritmos.
- Tres tamaños de población.
- Tres tasas de mutación.
- Veinte ejecuciones por configuración de parámetros y por algoritmo.

$$2 \cdot 3 \cdot 9 \cdot 20 = 1080 \text{ optimizaciones}$$

Metodología.

Tasa de mutación calculada como la inversa del número de genes de un cromosoma. Luego se varían 50 % en ambos sentidos para obtener otras dos tasas.

Tamaño de población	Multiplicador de mutación
150	1.5
100	1.0
50	0.5

Figura: Configuraciones de parámetros para las ejecuciones.

- Dos problemas.
- Tres algoritmos.
- Tres tamaños de población.
- Tres tasas de mutación.
- Veinte ejecuciones por configuración de parámetros y por algoritmo.

$$2 \cdot 3 \cdot 9 \cdot 20 = 1080 \text{ optimizaciones}$$

Metodología.

A los resultados se les aplica la prueba estadística no paramétrica de Friedman, para formar una clasificación. Luego, se efectúan pruebas estadísticas post-hoc para evaluar si existen diferencias significativas entre los resultados de la clasificación, mediante los p-valores corregidos de Schaffer.

Para el desarrollo, se emplea la librería de optimización multi-objetivo del estado del arte MOEAFramework, implementada en el lenguaje de programación java.

Para el análisis de resultados se emplean librerías del estado del arte del lenguaje de programación python, como numpy, pandas, scipy, matplotlib, seaborn, scikit-learn, entre otras.



Metodología.

A los resultados se les aplica la prueba estadística no paramétrica de Friedman, para formar una clasificación. Luego, se efectúan pruebas estadísticas post-hoc para evaluar si existen diferencias significativas entre los resultados de la clasificación, mediante los p-valores corregidos de Schaffer.

Para el desarrollo, se emplea la librería de optimización multi-objetivo del estado del arte MOEAFramework, implementada en el lenguaje de programación java.

Para el análisis de resultados se emplean librerías del estado del arte del lenguaje de programación python, como numpy, pandas, scipy, matplotlib, seaborn, scikit-learn, entre otras.



Metodología.

A los resultados se les aplica la prueba estadística no paramétrica de Friedman, para formar una clasificación. Luego, se efectúan pruebas estadísticas post-hoc para evaluar si existen diferencias significativas entre los resultados de la clasificación, mediante los p-valores corregidos de Schaffer.

Para el desarrollo, se emplea la librería de optimización multi-objetivo del estado del arte MOEAFramework, implementada en el lenguaje de programación java.

Para el análisis de resultados se emplean librerías del estado del arte del lenguaje de programación python, como numpy, pandas, scipy, matplotlib, seaborn, scikit-learn, entre otras.



Metodología.

Se normalizan los objetivos entre cero y uno para evitar que uno de los objetivos domine el otro, puesto que existen diferencias de varios órdenes de magnitud entre ellos.

- Tiendas: $3e4$ suma de distancias vs $1e6$ ventas.
- Bloques: 10 bloques vs $3e5$ ventas.

El cálculo del indicador S o hipervolumen se ve fuertemente afectado por la diferencia de los valores en cada objetivo, hecho que se pudo comprobar experimentalmente y por el cual se decidió realizar la normalización.

La hipótesis nula es que todas las configuraciones de parámetros producen resultados similares, si es posible rechazarla, se sabe que algunas configuraciones son mejores con diferencias estadísticamente significativas.

índice

- ➊ Introducción.
- ➋ Motivación.
- ➌ Objetivos.
- ➍ Algoritmos.
- ➎ Planteamiento.
- ➏ Problemas.
 - ➊ Bloques.
 - ➋ Tiendas.
- ➐ Metodología.
- ➑ **Resultados.**
- ➒ Conclusión.
- ➓ Futuras líneas de trabajo.
- ➔ Referencias.

Resultados.

Para cada par (algoritmo, configuración de parámetros), se pueden observar tres gráficos y dos tablas. Se dará una muestra con un solo par y se presentarán los resultados del problema.

- Gráfico del hipervolumen normalizado para ejecución y configuración de parámetros.
- Gráfico del hipervolumen normalizado para cada configuración según el número de ejecuciones.
- Gráfico con diagrama de cajas para el hipervolumen normalizado por configuración de parámetros.
- Tabla con la clasificación de los algoritmos por la prueba estadística no paramétrica de Friedman.
- Tabla con resultados de las configuraciones comparadas por pares mediante las pruebas post-hoc.

Resultados.

Para cada par (algoritmo, configuración de parámetros), se pueden observar tres gráficos y dos tablas. Se dará una muestra con un solo par y se presentarán los resultados del problema.

- Gráfico del hipervolumen normalizado para ejecución y configuración de parámetros.
- Gráfico del hipervolumen normalizado para cada configuración según el número de ejecuciones.
- Gráfico con diagrama de cajas para el hipervolumen normalizado por configuración de parámetros.
- Tabla con la clasificación de los algoritmos por la prueba estadística no paramétrica de Friedman.
- Tabla con resultados de las configuraciones comparadas por pares mediante las pruebas post-hoc.

Resultados.

Para cada par (algoritmo, configuración de parámetros), se pueden observar tres gráficos y dos tablas. Se dará una muestra con un solo par y se presentarán los resultados del problema.

- Gráfico del hipervolumen normalizado para ejecución y configuración de parámetros.
- Gráfico del hipervolumen normalizado para cada configuración según el número de ejecuciones.
- Gráfico con diagrama de cajas para el hipervolumen normalizado por configuración de parámetros.
- Tabla con la clasificación de los algoritmos por la prueba estadística no paramétrica de Friedman.
- Tabla con resultados de las configuraciones comparadas por pares mediante las pruebas post-hoc.

Resultados.

Para cada par (algoritmo, configuración de parámetros), se pueden observar tres gráficos y dos tablas. Se dará una muestra con un solo par y se presentarán los resultados del problema.

- Gráfico del hipervolumen normalizado para ejecución y configuración de parámetros.
- Gráfico del hipervolumen normalizado para cada configuración según el número de ejecuciones.
- Gráfico con diagrama de cajas para el hipervolumen normalizado por configuración de parámetros.
- Tabla con la clasificación de los algoritmos por la prueba estadística no paramétrica de Friedman.
- Tabla con resultados de las configuraciones comparadas por pares mediante las pruebas post-hoc.

Resultados.

Para cada par (algoritmo, configuración de parámetros), se pueden observar tres gráficos y dos tablas. Se dará una muestra con un solo par y se presentarán los resultados del problema.

- Gráfico del hipervolumen normalizado para ejecución y configuración de parámetros.
- Gráfico del hipervolumen normalizado para cada configuración según el número de ejecuciones.
- Gráfico con diagrama de cajas para el hipervolumen normalizado por configuración de parámetros.
- Tabla con la clasificación de los algoritmos por la prueba estadística no paramétrica de Friedman.
- Tabla con resultados de las configuraciones comparadas por pares mediante las pruebas post-hoc.

Resultados.

Para cada par (algoritmo, configuración de parámetros), se pueden observar tres gráficos y dos tablas. Se dará una muestra con un solo par y se presentarán los resultados del problema.

- Gráfico del hipervolumen normalizado para ejecución y configuración de parámetros.
- Gráfico del hipervolumen normalizado para cada configuración según el número de ejecuciones.
- Gráfico con diagrama de cajas para el hipervolumen normalizado por configuración de parámetros.
- Tabla con la clasificación de los algoritmos por la prueba estadística no paramétrica de Friedman.
- Tabla con resultados de las configuraciones comparadas por pares mediante las pruebas post-hoc.

Resultados.

Se obtienen 672 MB de datos a partir de las ejecuciones, con los que se realizan los análisis.

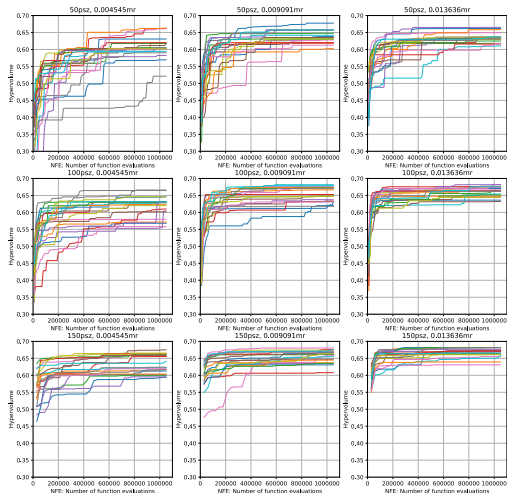
- Algoritmo.
- Tamaño de población.
- Tasa de mutación.
- Número de ejecución.
- Número de evaluaciones de funciones objetivo.
- Valor de ventas.
- Número de bloques.
- Distancias entre tiendas.
- Tiempo transcurrido.
- Hipervolumen.
- Objetivos normalizados.
- Cromosomas.

algo,psz,mr,run,nfe,sales,dist,sales norm,dist norm,zipcodes,elapsed,hv

NSGAII,50,0.001429,0,10000,1157205,35114.34,0.343,0.496,42399 74223 63517 72760 45768 79289 79541 73262 69245 24214 33175 35396 83026 15732 3052 ,3773,0.4196

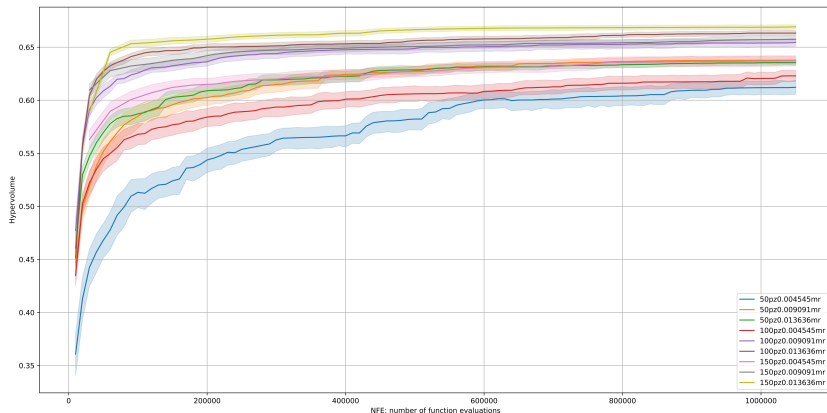
Resultados: bloques

Bloques, NSGAI1: Hipervolumen normalizado para cada ejecución y configuración de parámetros.



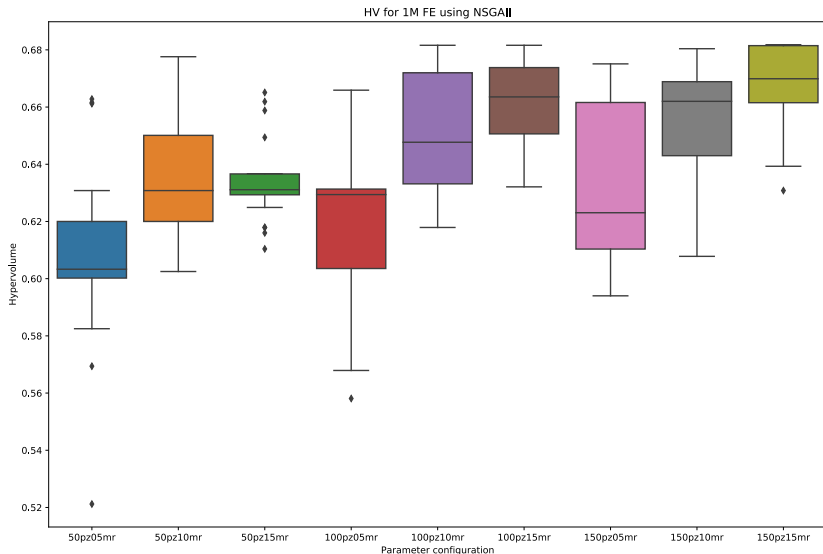
Resultados: bloques

Bloques, NSGAI: **Promedio** del hipervolumen para cada configuración de parámetros según número de ejecuciones.



Resultados: bloques

Bloques, NSGAll: Diagrama de caja del hipervolumen normalizado.



Resultados: bloques

Bloques, NSGAll: Clasificación de los algoritmos por test de Friedman.
(Menos es mejor)

Algoritmo	Clasificación
150pz15mr	2.275
100pz15mr	3.224
150pz10mr	3.449
100pz10mr	3.899
150pz05mr	5.675
50pz15mr	5.974
50pz10mr	6.075
100pz05mr	6.900
50pz05mr	7.525

El p-valor calculado por el test de Friedman es 5.4579E-11

Resultados: bloques

Bloques, NSGAll: configuraciones de parámetros comparadas por pares.

Hipótesis	p_{Shaf} ajustado
50pz05mr vs .150pz15mr	4.8344622478268735E-8
100pz05mr vs .150pz15mr	2.595479491964155E-6
50pz05mr vs .100pz15mr	1.9215266435666686E-5
50pz05mr vs .150pz10mr	7.094159754713868E-5
50pz10mr vs .150pz15mr	3.2051695803201393E-4
50pz15mr vs .150pz15mr	5.414842468323324E-4
100pz05mr vs .100pz15mr	6.161018042468946E-4
50pz05mr vs .100pz10mr	7.956946947699715E-4
100pz05mr vs .150pz10mr	0.0018996796692081442
150pz05mr vs .150pz15mr	0.0019002868708385954
100pz05mr vs .100pz10mr	0.011704121113062784
50pz10mr vs .100pz15mr	0.021971100341965772
50pz15mr vs .100pz15mr	0.032915614374402866
50pz10mr vs .150pz10mr	0.05360816579775902
50pz15mr vs .150pz10mr	0.0780964499680993
100pz15mr vs .150pz05mr	0.0980517679054877
150pz05mr vs .150pz10mr	0.18347588983994745
50pz10mr vs .100pz10mr	0.2164108573371126

Hipótesis	p_{Shaf} ajustado
50pz15mr vs .100pz10mr	0.2983486814973587
50pz05mr vs .150pz05mr	0.5226150669585772
100pz10mr vs .150pz05mr	0.6464659134115796
100pz10mr vs .150pz15mr	0.9090295456800948
50pz05mr vs .50pz15mr	0.9553485147936827
50pz05mr vs .50pz10mr	1.2228912112349468
100pz05mr vs .150pz05mr	1.88655304008004
150pz10mr vs .150pz15mr	1.923386375826226
100pz15mr vs .150pz15mr	2.726564687950044
50pz15mr vs .100pz05mr	2.726564687950044
50pz10mr vs .100pz05mr	2.726564687950044
100pz10mr vs .100pz15mr	3.0501146202221565
50pz05mr vs .100pz05mr	3.0501146202221565
100pz10mr vs .150pz10mr	3.0501146202221565
50pz10mr vs .150pz05mr	3.0501146202221565
50pz15mr vs .150pz05mr	3.0501146202221565
100pz15mr vs .150pz10mr	3.0501146202221565
50pz10mr vs .50pz15mr	3.0501146202221565

Resultados: bloques

Se elige la mejor configuración de parámetros para cada algoritmo y se comparan mediante el mismo procedimiento:

Algoritmo	Clasificación
SPEA2-150pz15mr	1.60000
NSGAI-150pz15mr	1.85000
SMS-EMOA-150pz15mr	2.54999

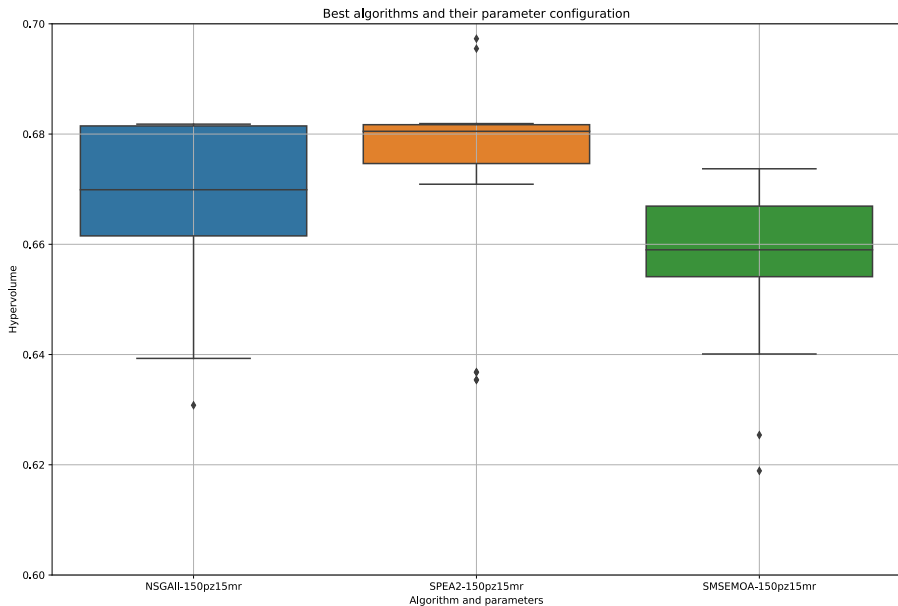
Cuadro: Bloques, clasificación de los algoritmos por las pruebas de Friedman.

El p-valor calculado por la prueba de Friedman es 0.00783.

Hipótesis	p_{Shaf} ajustado
SPEA2-150pz15mr vs .SMS-EMOA-150pz15mr	0.0079893
NSGAI-150pz15mr vs .SMS-EMOA-150pz15mr	0.0268566
NSGAI-150pz15mr vs .SPEA2-150pz15mr	0.4291953

Cuadro: Bloques, mejores configuraciones de algoritmos comparadas por pares.

Resultados: bloques



Resultados: bloques

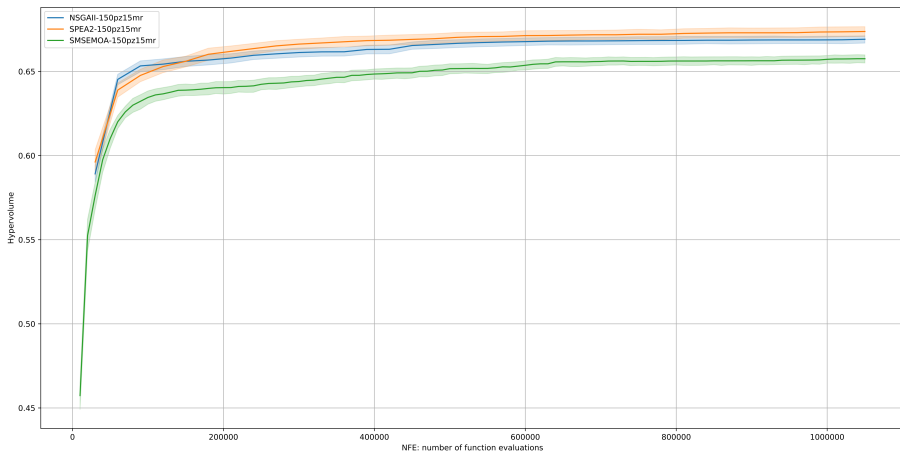


Figura: Bloques, **promedio** del hipervolumen normalizado en función del número de evaluaciones de funciones objetivo para las mejores configuraciones de parámetros.

Resultados: bloques

El frente de soluciones presenta para cada número de bloques, el **valor máximo de ventas posibles** y para cada valor de ventas, el **mínimo número de bloques**.

Ventas	Num. Bloques	Ventas norm.	Num. B. Norm.	Identificador de los bloques
100319	5	0.832	0.0	1143 726 1121 2223 2574
185355	6	0.549	0.1	2443 2128 812 1143 726 1121
235705	7	0.381	0.2	2443 1412 2128 812 1580 358 1143
256325	8	0.312	0.3	2443 1412 2128 812 1580 358 2037 1546
274017	9	0.253	0.4	2443 1412 2128 812 1580 358 2037 2321 1850
288333	10	0.206	0.5	2443 1412 2128 812 1580 358 2037 861 1850 96
301410	11	0.162	0.6	2443 1412 2128 812 358 2037 2321 861 1850 2306 96
312773	12	0.124	0.7	2443 1412 2128 358 2037 1546 2321 861 1850 2306 96 2335
320805	13	0.0969	0.8	2443 1412 2128 812 2037 2321 861 1850 2254 2306 96 2335 2359
321236	14	0.096	0.9	2443 1412 2128 2037 2321 861 1850 2254 2306 96 2335 2503 2359 1679

Cuadro: Bloques, mejor frente de soluciones no-dominadas: Tabla con algunos individuos selectos.

Resultados: bloques

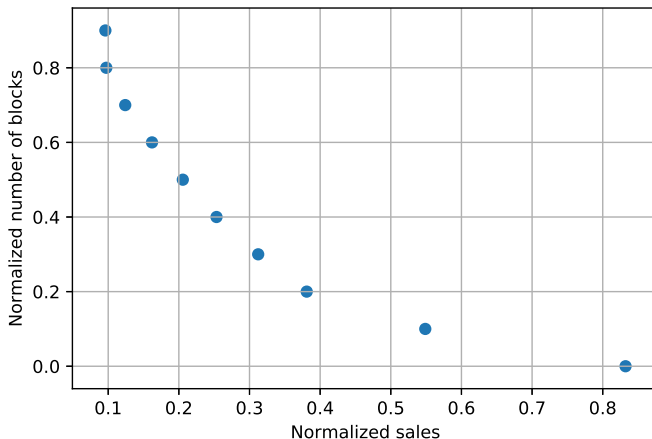


Figura: Bloques, frente de soluciones no-dominadas normalizado.

Resultados: bloques

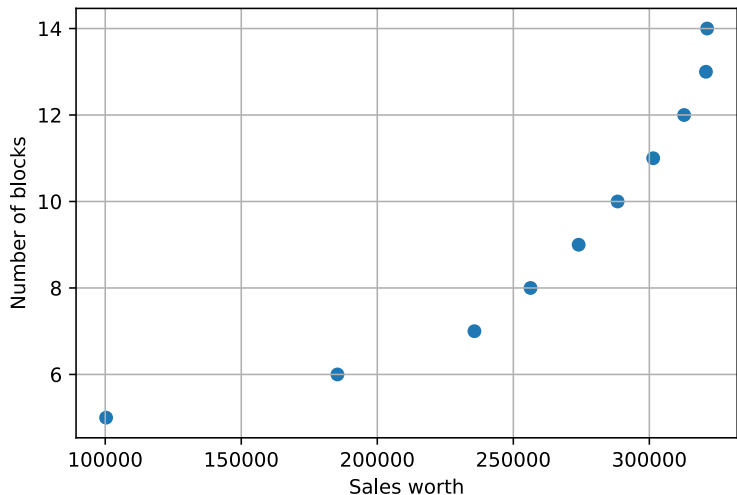
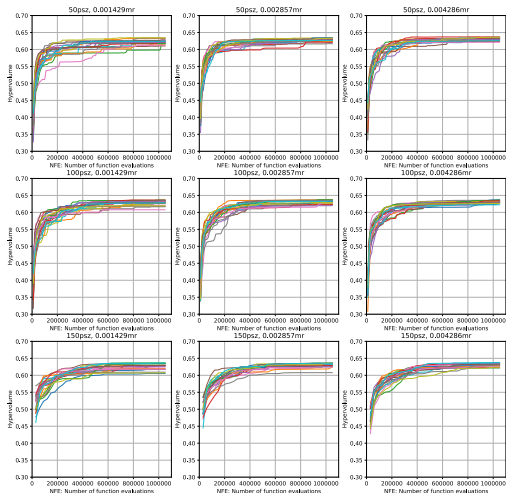


Figura: Bloques, mejor frente de soluciones no-dominadas.

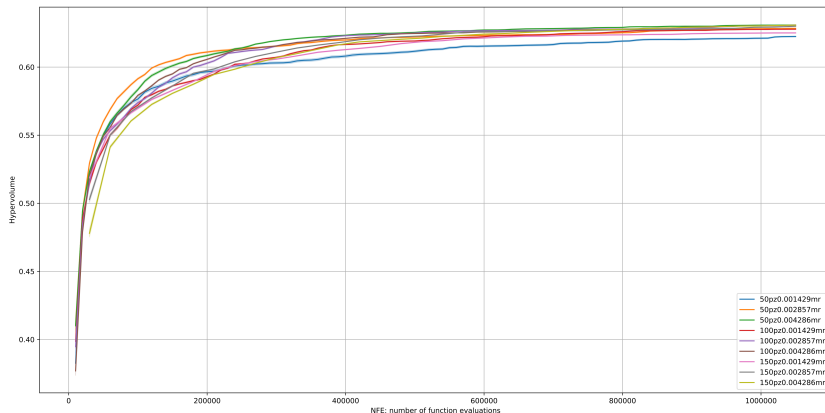
Resultados: tiendas

Tiendas, NSGAI: Hipervolumen normalizado para cada ejecución y configuración de parámetros.



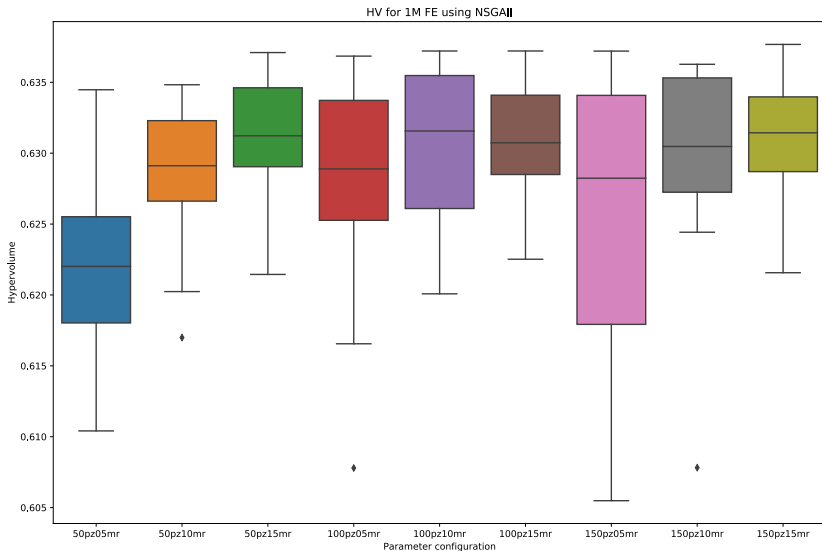
Resultados: tiendas

Tiendas, NSGAI: **Promedio** del hipervolumen para cada configuración de parámetros según número de ejecuciones.



Resultados: tiendas

Tiendas, NSGAI: Diagrama de caja del hipervolumen normalizado.



Resultados: tiendas

tiendas, NSGAll: Clasificación de los algoritmos por test de Friedman.
(Menos es mejor)

Algoritmo	Clasificación
150pz15mr	3.9750
100pz10mr	4.0000
100pz15mr	4.1000
50pz15mr	4.3000
150pz10mr	4.5500
50pz10mr	5.3500
100pz05mr	5.3750
150pz05mr	5.9750
50pz05mr	7.3750

Cuadro: Tiendas, NSGAll: clasificación de los algoritmos por la prueba de Friedman.

El p-valor calculado por el test de Friedman es 5.235E-4.

Resultados: tiendas

Tiendas, NSGAll: configuraciones de parámetros comparadas por pares.

Hipótesis	p_{Shaf} ajustado
50pz05mr vs .150pz15mr	0.0031095603340994685
50pz05mr vs .100pz10mr	0.0031095603340994685
50pz05mr vs .100pz15mr	0.0043622850064596215
50pz05mr vs .50pz15mr	0.01075765675697799
50pz05mr vs .150pz10mr	0.030972989154260198
50pz05mr vs .50pz10mr	0.5424529412845944
50pz05mr vs .100pz05mr	0.5857973894582271
150pz05mr vs .150pz15mr	0.5857973894582346
100pz10mr vs .150pz05mr	0.6321297506477417
100pz15mr vs .150pz05mr	0.6684220834847069
50pz15mr vs .150pz05mr	1.1681550602828394
150pz05mr vs .150pz10mr	2.197302860923816
50pz05mr vs .150pz05mr	2.331313800798429
100pz05mr vs .150pz15mr	2.331313800798449
100pz05mr vs .100pz10mr	2.4717263491902046
50pz10mr vs .150pz15mr	2.4717263491902046
50pz10mr vs .100pz10mr	2.4717263491902046
100pz05mr vs .100pz15mr	2.5371939445986826

Hipótesis	p_{Shaf} ajustado
50pz10mr vs .100pz15mr	2.680464117217782
50pz15mr vs .100pz05mr	3.4319009245362775
50pz10mr vs .50pz15mr	3.605531099226671
100pz05mr vs .150pz10mr	5.111679203444316
50pz10mr vs .150pz10mr	5.111679203444316
50pz10mr vs .150pz05mr	6.116323486764275
100pz05mr vs .150pz05mr	6.116323486764275
150pz10mr vs .150pz15mr	6.116323486764275
100pz10mr vs .150pz10mr	6.116323486764275
100pz15mr vs .150pz10mr	6.116323486764275
50pz15mr vs .150pz15mr	6.116323486764275
50pz15mr vs .100pz10mr	6.116323486764275
50pz15mr vs .150pz10mr	6.116323486764275
50pz15mr vs .100pz15mr	6.116323486764275
100pz15mr vs .150pz15mr	6.116323486764275
100pz10mr vs .100pz15mr	6.116323486764275
50pz10mr vs .100pz05mr	6.116323486764275
100pz10mr vs .150pz15mr	6.116323486764275

Resultados: tiendas

Se elige la mejor configuración de parámetros para cada algoritmo y se comparan mediante el mismo procedimiento:

Algoritmo	Clasificación
SPEA2-150pz15mr	1.7500
NSGAI-150pz15mr	2.1000
SMS-EMOA-50pz15mr	2.1500

Cuadro: Tiendas, clasificación de los algoritmos por el test de Friedman.

El p-valor calculado por la prueba de Friedman es 0.38674.

Hipótesis	p_{Shaf} ajustado
SPEA2-150pz15mr vs .SMS-EMOA-50pz15mr	0.617709
NSGAI-150pz15mr vs .SPEA2-150pz15mr	0.617605
NSGAI-150pz15mr vs .SMS-EMOA-50pz15mr	0.874367

Cuadro: Tiendas, mejores configuraciones de algoritmos comparadas por pares.

Resultados: tiendas

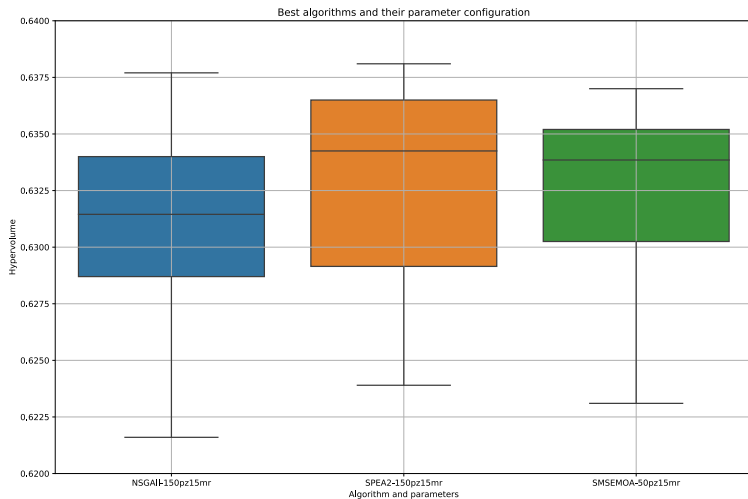


Figura: Tiendas, diagrama de caja con mejores configuraciones de parámetros para cada algoritmo.

Resultados: tiendas

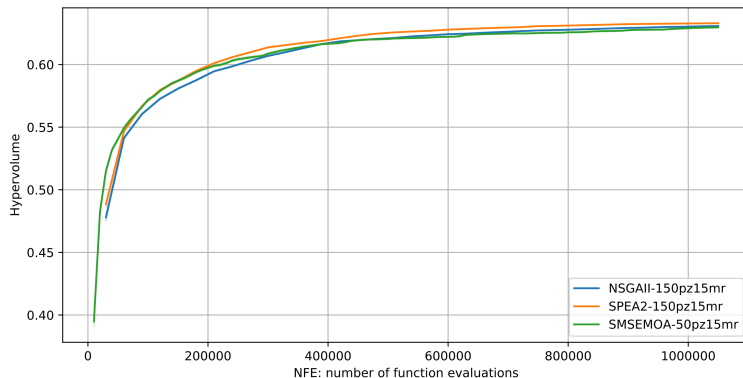


Figura: Tiendas, **promedio** del hipervolumen normalizado en función del número de evaluaciones de funciones objetivo para las mejores configuraciones de parámetros.

Resultados: tiendas

Ventas	Distancia	Dist.Media	Ventas norm.	Distancia norm.
820510	42956	409	0.679	0.235
1138100	41229	393	0.362	0.292
1238562	39420	375	0.261	0.353
1319947	37458	357	0.18	0.41
1416948	26194	249	0.083	0.794

Cuadro: Tiendas, mejor frente de soluciones no-dominadas: Tabla con algunos individuos selectos.

Códigos postales																								
45768	79227	24226	79594	82256	38448	21529	52382	88097	88289	12527	83115	3042	78078	46562										
42349	69181	79194	72138	45770	24106	79541	88287	83064	82256	38448	21529	12527	3042	46562										
42349	69181	74223	72138	79098	73249	45770	24106	79541	38442	83064	21529	88097	12527	3042										
42349	69181	74081	79194	72138	73249	63517	45770	24106	79541	59199	83022	21529	15732	3042										
42349	69181	74076	79194	72138	73249	63517	45770	24106	73113	79541	59199	73663	63743	33104										

Cuadro: Tiendas, mejor frente de soluciones no-dominadas: códigos postales.

Resultados: tiendas

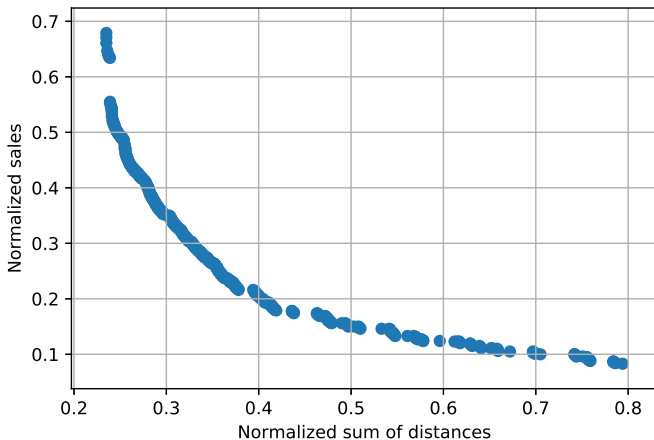


Figura: Tiendas, mejor frente de soluciones no-dominadas normalizado.

Resultados: tiendas

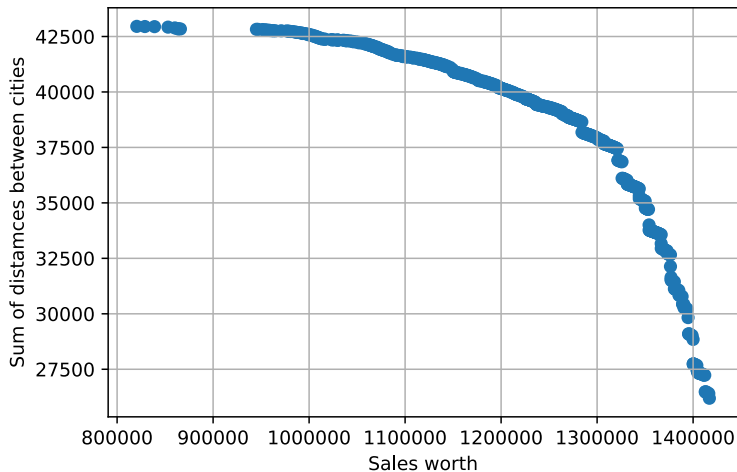


Figura: Tiendas, gráfico del mejor frente de soluciones no-dominadas.

Resultados: tiendas.

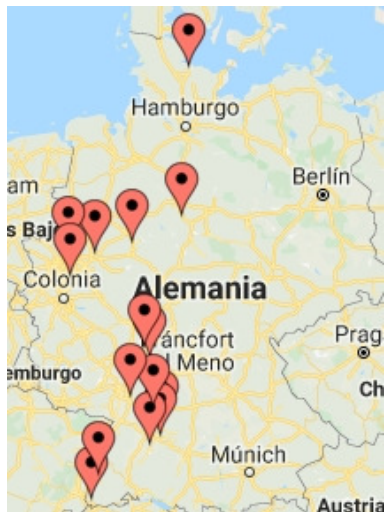


Figura: Tiendas, distribución geográfica de máxima distancia

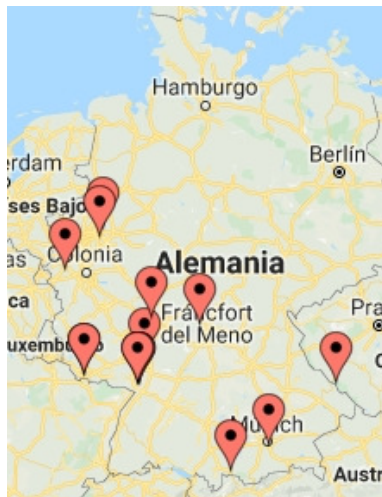


Figura: Tiendas, distribución geográfica de máxima venta

índice

- ➊ Introducción.
- ➋ Motivación.
- ➌ Objetivos.
- ➍ Algoritmos.
- ➎ Planteamiento.
- ➏ Problemas.
 - ➊ Bloques.
 - ➋ Tiendas.
- ➐ Metodología.
- ➑ Resultados.
- ➒ **Conclusión.**
- ➓ Futuras líneas de trabajo.
- ➑ Referencias.

Conclusiones.

- En ambos problemas se halla la mejor configuración de parámetros para el rango estudiado con diferencias estadísticamente significativas.
- Se han obtenido un conjunto de soluciones óptimas en función de las restricciones como distancia y número de bloques.
- Mejores resultados obtenidos con las mayores tasas de mutación y tamaños de población con diferencias significativas en la mayoría de las configuraciones. Mayor relevancia de la exploración frente a la explotación.
- La normalización de los objetivos resulta fundamental en el proceso de optimización, especialmente cuando las funciones objetivo difieren en varios órdenes de magnitud.
- Las soluciones de todos los algoritmos en el problema de las tiendas parecen converger hacia un mismo conjunto de códigos postales, lo que aporta mayor seguridad en la elección final de las localizaciones, ya que se encontraron soluciones muy similares con distintos métodos.

Conclusiones.

- En ambos problemas se halla la mejor configuración de parámetros para el rango estudiado con diferencias estadísticamente significativas.
- Se han obtenido un conjunto de soluciones óptimas en función de las restricciones como distancia y número de bloques.
- Mejores resultados obtenidos con las mayores tasas de mutación y tamaños de población con diferencias significativas en la mayoría de las configuraciones. Mayor relevancia de la exploración frente a la explotación.
- La normalización de los objetivos resulta fundamental en el proceso de optimización, especialmente cuando las funciones objetivo difieren en varios órdenes de magnitud.
- Las soluciones de todos los algoritmos en el problema de las tiendas parecen converger hacia un mismo conjunto de códigos postales, lo que aporta mayor seguridad en la elección final de las localizaciones, ya que se encontraron soluciones muy similares con distintos métodos.

Conclusiones.

- En ambos problemas se halla la mejor configuración de parámetros para el rango estudiado con diferencias estadísticamente significativas.
- Se han obtenido un conjunto de soluciones óptimas en función de las restricciones como distancia y número de bloques.
- Mejores resultados obtenidos con las mayores tasas de mutación y tamaños de población con diferencias significativas en la mayoría de las configuraciones. Mayor relevancia de la exploración frente a la explotación.
- La normalización de los objetivos resulta fundamental en el proceso de optimización, especialmente cuando las funciones objetivo difieren en varios órdenes de magnitud.
- Las soluciones de todos los algoritmos en el problema de las tiendas parecen converger hacia un mismo conjunto de códigos postales, lo que aporta mayor seguridad en la elección final de las localizaciones, ya que se encontraron soluciones muy similares con distintos métodos.

Conclusiones.

- En ambos problemas se halla la mejor configuración de parámetros para el rango estudiado con diferencias estadísticamente significativas.
- Se han obtenido un conjunto de soluciones óptimas en función de las restricciones como distancia y número de bloques.
- Mejores resultados obtenidos con las mayores tasas de mutación y tamaños de población con diferencias significativas en la mayoría de las configuraciones. Mayor relevancia de la exploración frente a la explotación.
- La normalización de los objetivos resulta fundamental en el proceso de optimización, especialmente cuando las funciones objetivo difieren en varios órdenes de magnitud.
- Las soluciones de todos los algoritmos en el problema de las tiendas parecen converger hacia un mismo conjunto de códigos postales, lo que aporta mayor seguridad en la elección final de las localizaciones, ya que se encontraron soluciones muy similares con distintos métodos.

Conclusiones.

- En ambos problemas se halla la mejor configuración de parámetros para el rango estudiado con diferencias estadísticamente significativas.
- Se han obtenido un conjunto de soluciones óptimas en función de las restricciones como distancia y número de bloques.
- Mejores resultados obtenidos con las mayores tasas de mutación y tamaños de población con diferencias significativas en la mayoría de las configuraciones. Mayor relevancia de la exploración frente a la explotación.
- La normalización de los objetivos resulta fundamental en el proceso de optimización, especialmente cuando las funciones objetivo difieren en varios órdenes de magnitud.
- Las soluciones de todos los algoritmos en el problema de las tiendas parecen converger hacia un mismo conjunto de códigos postales, lo que aporta mayor seguridad en la elección final de las localizaciones, ya que se encontraron soluciones muy similares con distintos métodos.

Futuras líneas de trabajo.

- Evaluar la complejidad computacional de los problemas dentro del marco de la teoría computacional de complejidad para estimar su escalabilidad.
- Experimentar con diferentes operadores de mutación y cruce.
- Evaluar otros criterios para construir la función objetivo que distribuya el espacio geográfico en el problema de tiendas. Por ejemplo, maximizar mínimas distancias entre tiendas.
- Aumentar los rangos de tamaños de población y tasas de mutación para comprobar si los resultados mejorarían al aumentar la exploración.
- Incrementar el número de ejecuciones en todas las configuraciones de parámetros y algoritmos para intentar hallar diferencias significativas entre algoritmos en el problema de las tiendas.
- Incluir en el estudio algoritmos basados en el paradigma de la descomposición de objetivos como el MOEA/D o el NSGAIII.

Futuras líneas de trabajo.

- Evaluar la complejidad computacional de los problemas dentro del marco de la teoría computacional de complejidad para estimar su escalabilidad.
- Experimentar con diferentes operadores de mutación y cruce.
- Evaluar otros criterios para construir la función objetivo que distribuya el espacio geográfico en el problema de tiendas. Por ejemplo, maximizar mínimas distancias entre tiendas.
- Aumentar los rangos de tamaños de población y tasas de mutación para comprobar si los resultados mejorarían al aumentar la exploración.
- Incrementar el número de ejecuciones en todas las configuraciones de parámetros y algoritmos para intentar hallar diferencias significativas entre algoritmos en el problema de las tiendas.
- Incluir en el estudio algoritmos basados en el paradigma de la descomposición de objetivos como el MOEA/D o el NSGAIII.

Futuras líneas de trabajo.

- Evaluar la complejidad computacional de los problemas dentro del marco de la teoría computacional de complejidad para estimar su escalabilidad.
- Experimentar con diferentes operadores de mutación y cruce.
- Evaluar otros criterios para construir la función objetivo que distribuya el espacio geográfico en el problema de tiendas. Por ejemplo, maximizar mínimas distancias entre tiendas.
- Aumentar los rangos de tamaños de población y tasas de mutación para comprobar si los resultados mejorarían al aumentar la exploración.
- Incrementar el número de ejecuciones en todas las configuraciones de parámetros y algoritmos para intentar hallar diferencias significativas entre algoritmos en el problema de las tiendas.
- Incluir en el estudio algoritmos basados en el paradigma de la descomposición de objetivos como el MOEA/D o el NSGAIII.

Futuras líneas de trabajo.

- Evaluar la complejidad computacional de los problemas dentro del marco de la teoría computacional de complejidad para estimar su escalabilidad.
- Experimentar con diferentes operadores de mutación y cruce.
- Evaluar otros criterios para construir la función objetivo que distribuya el espacio geográfico en el problema de tiendas. Por ejemplo, maximizar mínimas distancias entre tiendas.
- Aumentar los rangos de tamaños de población y tasas de mutación para comprobar si los resultados mejorarían al aumentar la exploración.
- Incrementar el número de ejecuciones en todas las configuraciones de parámetros y algoritmos para intentar hallar diferencias significativas entre algoritmos en el problema de las tiendas.
- Incluir en el estudio algoritmos basados en el paradigma de la descomposición de objetivos como el MOEA/D o el NSGAIII.

Futuras líneas de trabajo.

- Evaluar la complejidad computacional de los problemas dentro del marco de la teoría computacional de complejidad para estimar su escalabilidad.
- Experimentar con diferentes operadores de mutación y cruce.
- Evaluar otros criterios para construir la función objetivo que distribuya el espacio geográfico en el problema de tiendas. Por ejemplo, maximizar mínimas distancias entre tiendas.
- Aumentar los rangos de tamaños de población y tasas de mutación para comprobar si los resultados mejorarían al aumentar la exploración.
- Incrementar el número de ejecuciones en todas las configuraciones de parámetros y algoritmos para intentar hallar diferencias significativas entre algoritmos en el problema de las tiendas.
- Incluir en el estudio algoritmos basados en el paradigma de la descomposición de objetivos como el MOEA/D o el NSGAIII.

Futuras líneas de trabajo.

- Evaluar la complejidad computacional de los problemas dentro del marco de la teoría computacional de complejidad para estimar su escalabilidad.
- Experimentar con diferentes operadores de mutación y cruce.
- Evaluar otros criterios para construir la función objetivo que distribuya el espacio geográfico en el problema de tiendas. Por ejemplo, maximizar mínimas distancias entre tiendas.
- Aumentar los rangos de tamaños de población y tasas de mutación para comprobar si los resultados mejorarían al aumentar la exploración.
- Incrementar el número de ejecuciones en todas las configuraciones de parámetros y algoritmos para intentar hallar diferencias significativas entre algoritmos en el problema de las tiendas.
- Incluir en el estudio algoritmos basados en el paradigma de la descomposición de objetivos como el MOEA/D o el NSGAIII.

Todas las referencias pueden encontrarse en la bibliografía del Trabajo de Fin de Máster: **Aplicación de algoritmos evolutivos de optimización multi-objetivo para la toma de decisiones informadas en problemas complejos del ámbito logístico industrial.**

Todos los datos y el código empleado en el proyecto se encuentran disponibles en el repositorio del mismo:

<https://github.com/javier-andres-tiniaco-leyba/Master-Thesis>

Aplicación de algoritmos evolutivos de optimización multi-objetivo para la toma de decisiones informadas en problemas complejos del ámbito logístico industrial

MUSIANI

Trabajo de Fin de Máster

Autor: Javier Andrés Tiniaco Leyba

Tutor: David Juan Greiner Sánchez