GRASP para el problema de fijación de precios basado en preferencias

XVI Congreso Nacional sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados (MAEB)

Raúl Fauste-Jiménez (r.fauste.2020@alumnos.urjc.es)
Sergio Salazar (sergio.salazar@urjc.es)
Isaac Lozano-Osorio *(isaac.lozano@urjc.es)*
Jesús Sánchez-Oro (jesus.sanchezoro@urjc.es)

Universidad Rey Juan Carlos

grafo RESEARCH

Índice

Introducción

- El *Rank Pricing Problem* (**RPP**) es un problema $\mathcal{NP}$-**Completo** que busca **maximizar el beneficio** de una empresa, asignando el precio a sus productos, en función de unos presupuestos y preferencias.

- Cada **cliente comprará**, como mucho, **un solo producto** y se considera una **cantidad ilimitada** de cada **producto**.

- Aplicaciones del mundo real:
  - Retroalimentación empresarial.
  - Industria automovilística o electrónica.

Introducción

Definición formal del problema

Dado un conjunto de **productos** $I = \{i_1, ..., i_n\}$ y un conjunto de **clientes** $K = \{k_1, ..., k_t\}$, donde cada $k \in K$ tiene un subconjunto de productos preferidos $I^k \subseteq I$ tal que k no comprará ningún producto que no pertenezca a I^k. Cada cliente $k \in K$ tiene un valor de preferencia para cada producto $i \in I$, representado por p_i^k.

Cada cliente tiene un **presupuesto** fijo (b).

La **solución** consiste en obtener un **vector de precios** S que determine el precio de cada producto y que **maximice** el beneficio.

Introducción

Modelo

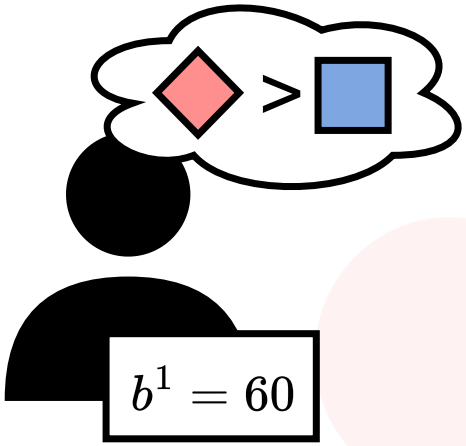
$$\begin{aligned} \max_{S} \quad & \sum_{k \in K} \sum_{i \in I^k} s_i x_i^k \\ \text{s.t.} \quad & \\ & s_i \geq 0, \qquad \forall i \in I, \end{aligned} \tag{1}$$

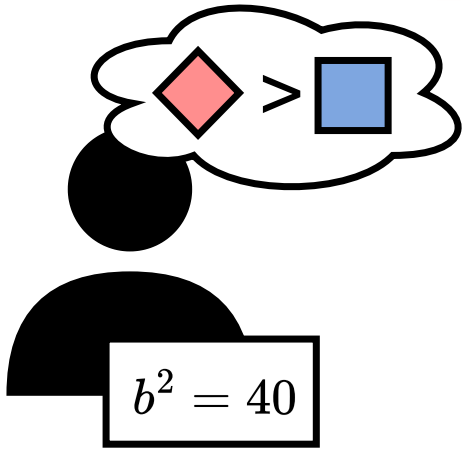
donde $\forall k \in K$, x_i^k es la solución óptima del problema mostrado en la Ecuación (2).

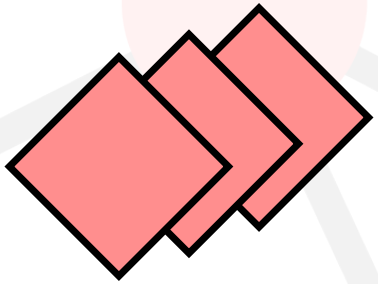
$$\begin{aligned} \max_{x^k} \quad & \sum_{i \in I^k} p_i^k x_i^k \\ \text{s.t.} \quad & \\ & \sum_{i \in I^k} x_i^k \leq 1, \\ & \sum_{i \in I^k} s_i x_i^k \leq b^k, \\ & x_i^k \in \{0,1\}, \qquad \forall i \in I^k, \forall k \in K \end{aligned} \tag{2}$$

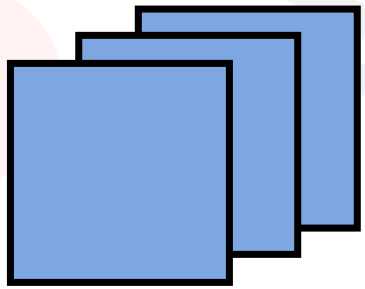
Introducción

Ejemplo



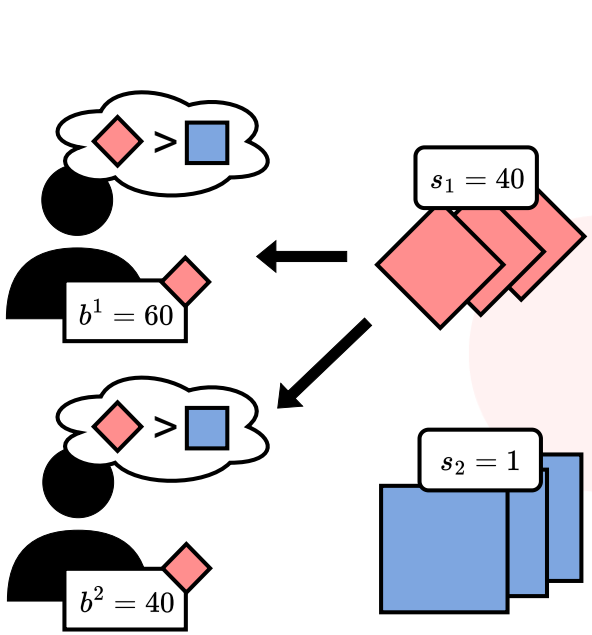




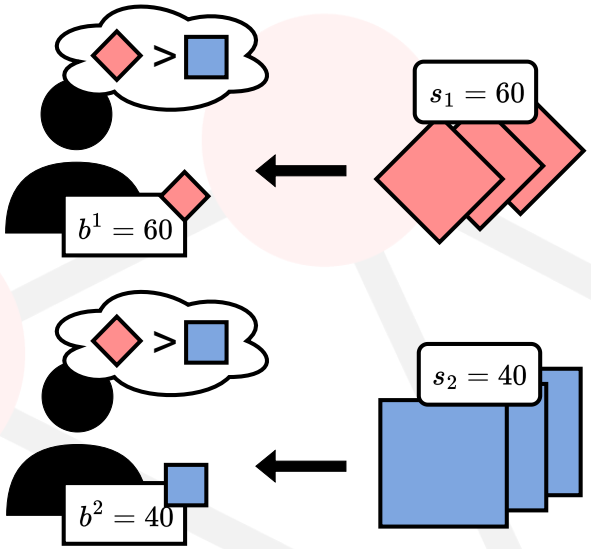


Introducción

Ejemplo



(a) Una posible solución.

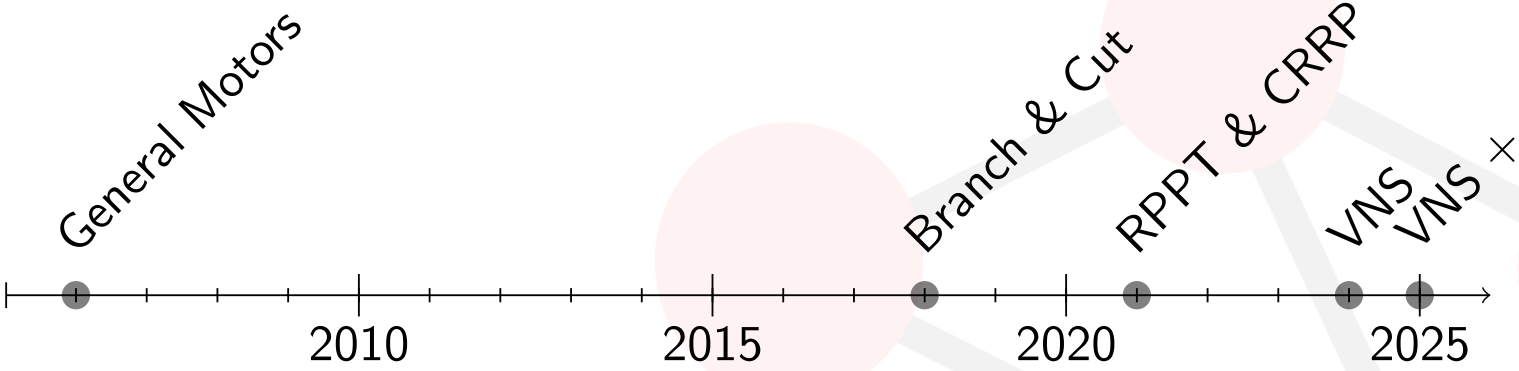


(b) Solución óptima.

Los **precios** de la **solución óptima** pertenecen al conjunto de **presupuestos**.

Introducción

Revisión de la literatura



Código no disponible y solo 3 instancias.

Propuesta algorítmica

Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP)

Propuesto por Feo y Resende en 1989.

Algoritmo 1 GRASP(α,I,B)

1: $S_b \leftarrow \emptyset$
2: **for** $i \in 1 \ldots it$ **do**
3: $S \leftarrow Constructivo(\alpha, I, B)$
4: $S \leftarrow Mejora(S, I)$
5: **if** $RPP(S) > RPP(S_b)$ **then**
6: $S_b \leftarrow S$
7: **end if**
8: **end for**
9: **return** S_b

Propuesta algorítmica

Fase constructiva

- El criterio **voraz** elegido es el **basado en función objetivo** (pueden ocurrir empates).
- Se establece un **umbral** para determinar los candidatos entre los que elegir aleatoriamente.

$$u = v_{max} - \alpha \cdot (v_{max} - v_{min})$$

- Se utiliza un parámetro α para calcular el **umbral** que determina el espacio a la aleatoriedad.

Propuesta algorítmica

Fase de mejora

Se usa el operador *Intercambiar*(S, i, j) que **intercambiará los precios** asignados a los elementos $i, j \in I$. En concreto, dada una solución S compuesta por la asignación:

$$S = (s_1, \ldots, s_{i-1}, s_i, s_{i+1}, \ldots, s_{j-1}, s_j, s_{j+1}, \ldots s_n)$$

intercambiará los valores de los elementos i, j, obteniendo la solución:

$$S = (s_1, \ldots, s_{i-1}, s_j, s_{i+1}, \ldots, s_{j-1}, s_i, s_{j+1}, \ldots s_n)$$

Se analizan las dos conocidas **estrategias de exploración**: *first improvement* y *best improvement*.

Resultados

Entorno experimental

- Lenguaje de programación: **Java 21**.
- Características del servidor: Ubuntu Server 20.04 en **AMD EPYC 7282**, **16 cores** y **8 GB** de RAM.
- Métricas:
  - **F.O:** media de la función objetivo.
  - **Tiempo (s):** tiempo medio de ejecución en segundos.
  - **GAP(%):** desviación media de la mejor solución conocida.
  - **#Óptimos:** veces que el algoritmo es capaz de alcanzar la solución óptima del experimento.
- Instancias: 3 + 33 **nuevas** con un **presupuesto** de 1 a 1000, para los **clientes** de 30 a 200, y de 5 a 150 **productos**.

Resultados

Experimentos preliminares

Se utilizó irace con un **conjunto preliminar** del 20% de instancias para obtener la mejor configuración.
Los **mejores parámetros** encontrados fueron:

- Búsqueda local: *Best Improvement*.
- Aleatoriedad: $\alpha = 0.01$.
- Condición de parada: 87 iteraciones.

López-Ibáñez, M., Dubois-Lacoste, J., Cáceres, L. P., Birattari, M., y Stützle, T. (2016). The irace package: Iterated racing for automatic algorithm configuration. Operations Research Perspectives, **3**, *43–58.*

Resultados

Experimento final: GRASP vs Estado del Arte

Propuesta más reciente del estado del arte: *Variable Neighborhood Search* (VNS).

	GRASP				VNS			
Instancias	**F.O**	**Tiempo (s)**	**GAP (%)**	**#Óptimo**	**F.O**	**Tiempo (s)**	**GAP (%)**	**#Óptimo**
30x5	807	0,18	0,00	1	807	600,00	0,00	1
30x25	1018	1,93	2,30	0	960	600,00	7,87	0
60x50	1962	39,30	2,73	0	1842	600,00	8,68	0
Total	1262,33	13,74	1,68	1	1203,00	600,00	5,52	1

Tabla 1: Comparativa GRASP frente a VNS.

Las 3 instancias del estado del arte van de 30 a 60 **clientes**, y de 5 a 50 **productos**.

Resultados

Experimento final: GRASP vs Gurobi

Las **nuevas instancias** generadas van de 100 a 200 **clientes** y de 25 a 150 **productos**.

Algoritmo	F.O.	Tiempo (s)	GAP. (%)	#Óptimos
GRASP	3762,89	201,59	2,85%	1
Gurobi	38833,72	12465,24	0,00%	18

Tabla 2: Comparativa GRASP frente a Gurobi.

Gurobi **no** es capaz de **generar una solución** para instancias $\geq$ 200 **clientes** y $\geq$ 50 **productos**.

Resultados

Experimento final: GRASP vs Gurobi

Instancias	F.O	Tiempo (s)	Instancias	F.O	Tiempo (s)
200x50_0	85146	678,62	200x100_0	90803	4929,35
200x50_1	85269	666,88	200x100_1	95345	4278,20
200x50_2	84620	675,62	200x100_2	98065	4493,50
200x50_3	88054	629,00	200x100_3	94881	4338,71
200x50_4	88629	624,93	200x100_4	85678	4672,00
200x150_0	93015	17039,00	200x150_3	97056	16426,00
200x150_1	96212	15124,42	200x150_4	99797	14056,74
200x150_2	102741	15087,95			

Tabla 3: Resultados GRASP en instancias $K \geq 200$ e $I \geq 50$.

Conclusiones

- Los resultados son **prometedores**.

- **Trabajos futuros:**
  - Obtener el **código del estado del arte** para poder evaluar frente al resto de instancias.
  - Añadir alguna componente que fomente la **diversidad** ($\alpha = 0.01$).
  - **Estudiar los parámetros** más detalladamente.
  - Incorporar técnicas de **aprendizaje automático** para guiar la exploración del espacio de soluciones.
  - Trabajar en **problemas relacionados** como **RPPT** y **CRPP**.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado gracias a:

- **Ministerio de Ciencia e Innovación** con ref. PID2021-126605NB-I00 y PID2021-125709OA-C22 financiado por MCIN /AEI /10.13039/501100011033 and by ERDF A way of making Europe.
- **CIRMA**: "This work has been supported by Comunidad Autónoma de Madrid, CIRMA-CM Project (TEC-2024/COM-404)".
- **Cátedra ENIA**: Ministerio para la Transformación Digital y de la Función Pública (Ref. TSI-100930-2023-3).

GRASP para el problema de fijación de precios basado en preferencias

XVI Congreso Nacional sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados (MAEB)

Raúl Fauste-Jiménez (r.fauste.2020@alumnos.urjc.es)
Sergio Salazar (sergio.salazar@urjc.es)
Isaac Lozano-Osorio *(isaac.lozano@urjc.es)*
Jesús Sánchez-Oro (jesus.sanchezoro@urjc.es)

Universidad Rey Juan Carlos

grafo RESEARCH