

Implementación de metaheurísticas en Python

Día 2: Modelado del problema



Jesús Sánchez-Oro Calvo



Motivación

- · La calidad de los algoritmos se suele medir mediante dos métricas:
 - · Valor de la función objetivo
 - Tiempo de ejecución







- Partimos de la base de que el **algoritmo** que vamos a implementar es **bueno**
- ·Si no, da igual cómo sea el programador





•Si el algoritmo es bueno, pero el programador **no lo es**...





•Si el algoritmo es bueno, y el programador es razonable...





•Si tanto el algoritmo como el programador son **excelentes**...





- •¡Cuidado al probar cosas **nuevas**!
 - Pueden salir bien...



•O mal...

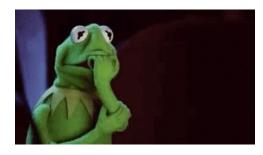




Elección del lenguaje de programación



















¿Cuál es el mejor lenguaje de programación?

- El mejor lenguaje de programación no existe
 - ·Si no, todos lo utilizaríamos
- ·¿Qué buscamos en un lenguaje de programación?
 - Fácil de aprender
 - Rendimiento
 - Depuración
 - Librerías externas





- Cuando nos enfrentamos a un problema de optimización, debemos pensar en la **organización** de nuestro código.
- •Si el problema es similar a otros en los que ya hemos trabajado, la **estructura** será muy **parecida**.



Primera alternativa

•La mayoría de las características que hemos implementado se repiten en casi todos los problemas.

•¿Es realmente necesario repetir el mismo código problema tras

problema?





Segunda alternativa

• Aprovechar las características del lenguaje para evitar repetir código.





Propuesta

- Diseñar una librería con la funcionalidad básica requerida en todos los proyectos:
 - Ejecutar un algoritmo sobre un conjunto de instancias en un directorio
 - Generar una tabla con los resultados obtenidos
 - Control del tiempo de ejecución
 - •



- · Dividiremos el código en paquetes según su funcionalidad
 - structure: modelo de la instancia y de la solución
 - constructives: un fichero por cada constructivo
 - localsearch: un fichero por cada búsqueda local
 - •algorithms: un fichero por cada algoritmo



¿Qué problema queremos resolver?

- Maximización de la diversidad
- Variante de la suma de distancias entre elementos seleccionados

$$f(S) = \sum_{i=1}^{|S|} \sum_{j=i+1}^{|S|} d_{ij}$$

 $ullet d_{ij}$ es la distancia entre los elementos i y j



GRASP

Greedy Randomized Adaptive Search Procedure

- Greedy: se basa en una función voraz
- Randomized: incluye cierta aleatoriedad para diversificar la búsqueda
- Adaptive: la elección de los nuevos candidatos se adapta a las modificaciones de la solución en construcción
- Search Procedure: se trata de un procedimiento de búsqueda

Dos fases

- Construcción
- Búsqueda local



- 1. $CL \leftarrow \{v \in V\}$
- v_f ← Random(CL)
- $S \leftarrow \{v_f\}$
- $4. \quad CL \leftarrow CL \setminus \{v_f\}$
- 5. while $CL \neq \emptyset$ do
- 6. $g_{min} \leftarrow \min_{v \in CL} g(v)$
- 7. $g_{max} \leftarrow \max_{v \in CL} g(v)$
- 8. $\mu \leftarrow g_{max} \alpha \cdot (g_{max} g_{min})$
- 9. $RCL \leftarrow \{v \in CL : g(v) \ge \mu\}$
- 10. $v_s \leftarrow \text{Random}(RCL)$
- II. $S \leftarrow S \cup \{v_s\}$
- 12. $CL \leftarrow CL \setminus \{v_s\}$
- 13. endwhile
- **14.** return *S*





- $1. \quad CL \leftarrow \{v \in V\}$
- 2. v_f ← Random(CL)
- $S \leftarrow \{v_f\}$
- 4. $CL \leftarrow CL \setminus \{v_f\}$
- 5. while $CL \neq \emptyset$ do
- 6. $g_{min} \leftarrow \min_{v \in CL} g(v)$
- 7. $g_{max} \leftarrow \max_{v \in CL} g(v)$
- 8. $\mu \leftarrow g_{max} \alpha \cdot (g_{max} g_{min})$
- 9. $RCL \leftarrow \{v \in CL : g(v) \ge \mu\}$
- 10. $v_s \leftarrow \text{Random}(RCL)$
- II. $S \leftarrow S \cup \{v_s\}$
- 12. $CL \leftarrow CL \setminus \{v_s\}$
- 13. endwhile
- **14.** return *S*

 La lista de candidatos contiene
todos los elementos salvo el primero, que se elige al azar.



- $1. \quad CL \leftarrow \{v \in V\}$
- v_f ← Random(CL)
- $S \leftarrow \{v_f\}$
- $4. \quad CL \leftarrow CL \setminus \{v_f\}$
- 5. while $CL \neq \emptyset$ do
- 6. $g_{min} \leftarrow \min_{v \in CL} g(v)$
- 7. $g_{max} \leftarrow \max_{v \in CL} g(v)$
- 8. $\mu \leftarrow g_{max} \alpha \cdot (g_{max} g_{min})$
- 9. $RCL \leftarrow \{v \in CL : g(v) \ge \mu\}$
- 10. $v_s \leftarrow \text{Random}(RCL)$
- II. $S \leftarrow S \cup \{v_s\}$
- 12. $CL \leftarrow CL \setminus \{v_s\}$
- 13. endwhile
- **14.** return *S*

La lista de candidatos restringida

contiene todos los elementos que superan el umbral de calidad μ .



- $1. \quad CL \leftarrow \{v \in V\}$
- 2. v_f ← Random(CL)
- $S \leftarrow \{v_f\}$
- $4. \quad CL \leftarrow CL \setminus \{v_f\}$
- 5. while $CL \neq \emptyset$ do
- 6. $g_{min} \leftarrow \min_{v \in CL} g(v)$
- 7. $g_{max} \leftarrow \max_{v \in CL} g(v)$
- 8. $\mu \leftarrow g_{max} \alpha \cdot (g_{max} g_{min})$
- 9 $RCL \leftarrow \{v \in CL : a(v) > \mu\}$
- 10. $v_s \leftarrow \text{Random}(RCL)$
- II. $S \leftarrow S \cup \{v_s\}$
- 12. $CL \leftarrow CL \setminus \{v_s\}$
- 13. endwhile
- **14.** return *S*

Se elige un elemento al azar de la RCL, actualizando la lista de candidatos.





Fase de mejora

- •Implementaremos una búsqueda local sencilla
- Movimiento: Intercambiar un elemento que está en la solución por uno que no está

$$Move(S, u, v) \leftarrow (S \setminus \{u\}) \cup \{v\}$$

Vecindad

$$N(S) \leftarrow \{S' \leftarrow Move(S, u, v) \ \forall u \in S \land \forall v \in V \setminus S\}$$



Fase de mejora

First improvement

•Se recorre la vecindad y cada vez que haya un movimiento de mejora se aplica y se comienza de nuevo la búsqueda

Best improvement

•Se recorre la vecindad completa, aplicando el mejor movimiento que podamos encontrar



¡Manos a la obra!



