
EL PROBLEMA DEL AGENTE VIAJERO USANDO LA HEURÍSTICA DE ACEPTACIÓN POR UMBRALES (*Threshold Accepting*)

Ángel Iván Gladín García
No. cuenta: 313112470
angelgladin@ciencias.unam.mx

6 de octubre de 2019

RESUMEN

El Problema del Agente Viajero es un problema *NP-Hard* que responde la siguiente pregunta; “dada una lista de ciudades y las distancias entre cada par de ellas, ¿cuál es la ruta más corta posible que visita cada ciudad exactamente una vez y al finalizar regresa a la ciudad origen?”

Que en su versión de optimización dice “Dada una gráfica completa con pesos $G = (V, E)$, encontrar un ciclo Hamiltoniano en G con un peso mínimo (si acaso existe)”.

El método de Aceptación por Umbrales (*Threshold Accepting*) es mucho más simple que Recocido Simulado (*Simulated Annealing*) y es el motivo por el cual se usará para TSP.

1. Introducción

Para la resolución de TSP, primero se contruyó una gráfica $G = (V, E)$ con las ciudades y sus respectivas distancias entre las ciudades con una base de datos que se nos fue dada. Esta gráfica ponderada tiene una función de peso para las aristas $w : E \rightarrow \mathbb{R}^+$. Sea $S \subset V$ una instancia de TSP que se quiera resolver.

Para hacer más sencillo la versión de optimización de este problema se hará uso de una gráfica completa $G_s = (V_s, E_s)$, donde $V_s = S$ y $E_s = \{(u, v) | u, v \in S \wedge u \neq v\}$, con la función de peso aumentada $w_s : E_s \rightarrow \mathbb{R}^+$ definida como:

$$w_s(u, v) = \begin{cases} w(u, v) & \text{si } (u, v) \in E \\ d(u, v) \times \max_d(S) & \text{e.o.c.} \end{cases}$$

donde $d(u, v)$ es la distancia natural entre dos vértices u y v ; y $\max_d(S)$ será la distancia máxima de S .

La **distancia natural** se utiliza para calcular la distancia natural entre dos elementos de S para de esta manera tener nuestra gráfica completa, se utilizarán las coordenadas de las ciudades correspondientes. Su fórmula está definida por

$$d(u, v) = R \times C$$

donde R es el radio de la Tierra y C está definida como $C = 2 \times \arctan(\sqrt{A}, \sqrt{1-A})$.

La **distancia máxima** de S se define como:

$$\max_d(S) = \max\{w(u, v) | u, v \in S \wedge (u, v) \in E\}$$

Una solución de TSP dada una instancia S , es cualquier permutación de los elementos de S y se puede asegurar que estas soluciones son válidas para G_s . Dándonos así, dos tipos de permutaciones: las factibles y las no factibles. Decimos que es factible si y sólo si las aristas entre dos elementos consecutivos de la permutación existen en E . Si al menos una arista no existe, decimos que no es factible.

La optimización de TSP necesitará una **función de costo** que evaluará “qué tan buena (o no) es una solución” para así poder comparar burdamente la evaluación de ésta y así poder decidir cuál es mejor utilizando el criterio de entre más

pequeña sea la evaluación es *mejor*. Para esto se va a normalizar la función de costo, pero para esto se necesitará un normalizador.

El normalizador, como su nombre lo dice, normalizar la función de costo y nos dirá si una solución S es factible si esta evaluada entre 0 y 1, y que una solución no factible se evalúe con un valor mayor que 1.

Función de costo, sea $S \subset V$ una instancia de TSP: la función de costo f de una permutación $P = v_{\rho(1)}, \dots, v_{\rho(k)}$ de los elementos de S está definida como:

$$f(P) = \frac{\sum_{i=2}^k w_s(v_{\rho(i-1)}, v_{\rho(i)})}{\mathcal{N}(S)}$$

2. Aceptación por Umbrales (*Threshold Accepting*)

Dado un problema \mathcal{P} de optimización y clasificado como NP-duro, sea S el conjunto de posibles soluciones a una instancia de \mathcal{P} . Se supondrá que se tiene una función $f : S \rightarrow \mathbb{R}^+$, (función objetivo), tal que $0 \leq f(s) \leq \infty$ para cualquier $s \in S$. Dadas s, s' si $f(s) < f(s')$, entonces se considerará a la solución s mejor que s' .

La idea central de **la aceptación por umbrales**, es dada una temperatura inicial $T \in \mathbb{R}^+$ y una solución inicial (obtenida de alguna manera), de forma aleatoria buscar una solución vecina s' tal que $f(s') \leq f(s) + T$, y entonces actualizar s para que sea s' ; en este caso diremos que la solución s' es *aceptada*. Se continúa de esta manera mientras la temperatura T es disminuida paulatinamente siguiendo una serie de condiciones: el proceso termina cuando $T < \epsilon$; cuando se han generado un determinado número de soluciones aceptadas; o cuando otra serie de condiciones es satisfecha.

Para más detalles del algoritmo ver las notas de clase, que están situadas en /spec.

Citando[1] el artículo,

La diferencia esencial entre Simulated Annealing y Threshold Accepting consiste de las diferentes reglas de aceptación. TA acepta *cualquier* nueva configuración que no es mucho peor que la antigua (SA acepta peores soluciones solo con probabilidades bastante pequeñas).

Una ventaja aparente de TA es una mayor simplicidad. No es necesario calcular las probabilidades o hacer una decisión aleatoria. Además se dice que:

TA genera mejores resultados que SA (aunque en un considerable menor cantidad de tiempo respectivamente en una cantidad menor de “nuevos pasos de elección de configuración”).

3. Elaboración del programa

Para ello, se escogió el lenguaje de programación Kotlin porque como requerimos que sea un lenguaje compilado y que sea “rápido”. Estoy utilizando Kotlin que se ejecuta sobre la JVM. Además la sintaxis del lenguaje es moderna (comparado con Java) y me permite ser más expresivo escribiendo menos, y la gran ventaja es que puedo utilizar todas las bibliotecas de Java.

Utilicé Gradle como sistema para la automatización de diferentes tareas, tales como la de compilar, ejecutar y limpiar el proyecto. Su configuración es a través de DSL con el lenguaje Groovy. Además permite la creación de *tasks* de forma muy sencilla, por ejemplo yo hice una *task* para la creación de semillas, así puedo tener varias *tasks* en el proyecto de forma sencilla y solo indicado cual se quiere ejecutar.

Utilicé el IDE IntelliJ IDEA, porque me parece que tiene muchas herramientas, es rápido y siempre da sugerencias útiles en el código y detecta errores de sintaxis muy rápido. Además funciona muy bien con Kotlin.

Use *gnuplot* para graficar las evaluaciones.

4. Configuración del sistema

Se pueden ver las constantes que usaron para la configuración del sistema, situadas en `src/main/kotlin/unam/ciencias/heuristicas/Constants.kt`, cabe notas que si se desean modificar se debe volver a compilar el proyecto.

Se usó esta configuración:

```

/** Epsilon used in Threshold Accepting heuristic */
EPSILON = 0.0001

/** Epsilon used in the initial temperature algorithm */
EPSILON_P = 0.0001

/** Initial system temperature */
T = 8.0

/** Upper bound for iterations when calculating a batch */
L = 2000

/** Cooling factor that determines how slow or fast the temperature [T] it's
going to decrease */
PHI = 0.9

/** Earth radius in meters */
EARTH_RADIUS_IN_METERS = 6373000.0

/** Percentage */
P = 0.6

/** Value of accepted neighbors used when calculating the initial temperature. */
ACCEPTED_NEIGHBORS = 100

/** Maximum number of attempts when calculating a batch. */
MAX_ITERATIONS = L * 42

```

5. Resultados

Probando diferentes semillas de un lote de 500 semillas para ambas instancias de TSP (la de 40 y 150 ciudades), se logró encontrar una semilla para cada ejemplar de forma que se obtuviera una solución “buena”. Para ello se generaron 500 semillas de forma aleatoria y se quedó con la que nos diera una solución mejor.

5.1. Instancia con 40 ciudades

Con los identificadores de las ciudades:

```

1,2,3,4,5,6,7,75,163,164,165,168,172,327,329,331,332,333,489,490,491,492,493,
496,652,653,654,656,657,792,815,816,817,820,978,979,980,981,982,984

```

Usando la semilla **74440** nos da los siguientes resultados:

```

Path: [652, 75, 792, 489, 817, 4, 165, 3, 333, 981, 6, 978, 5, 163, 172, 2, 656,
653,490, 654, 820, 332, 982, 816, 7, 1, 168, 657, 815, 496, 329, 493, 979, 331,
984, 491, 492, 164, 327, 980]
Evaluation: 0.25787324528228406
Feasible: true

```

Graficando las evaluaciones con gnuplot se obtienen:

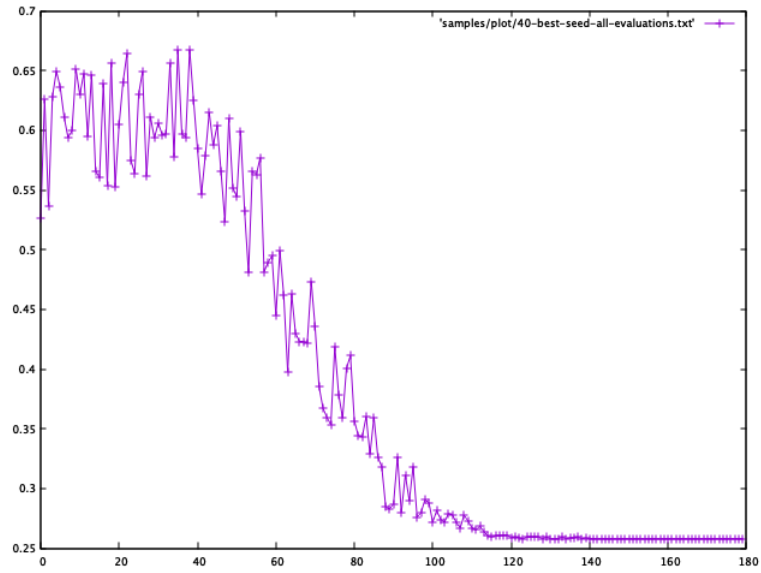


Figura 1: Mostrando todas las evaluaciones

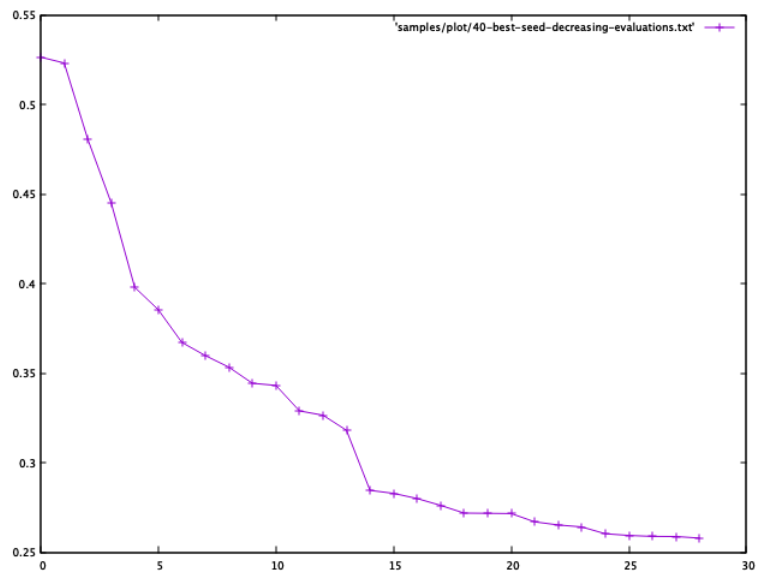


Figura 2: Mostrando la mejora de cada evaluación

Y si visualizamos la ruta en un mapa, luce así:

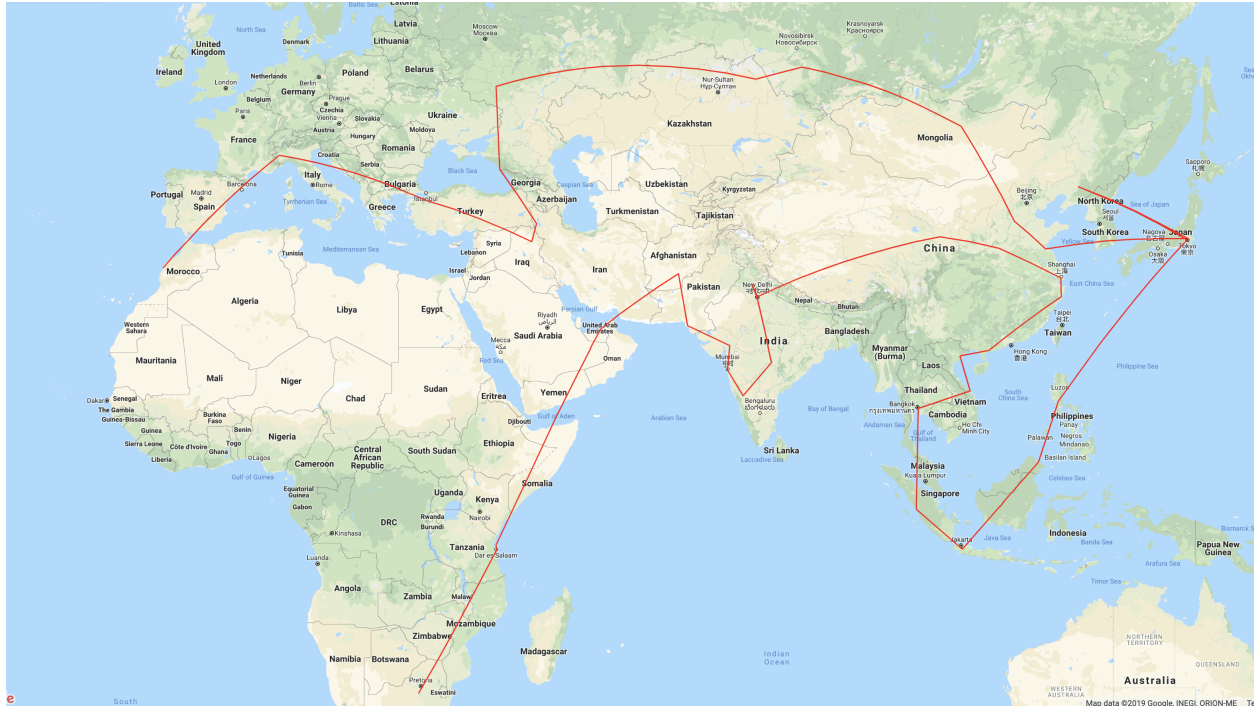


Figura 3: Graficando la ruta usando el API de Google Maps

5.2. Instancia con 150 ciudades

Con los identificadores de las ciudades:

1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 14, 16, 17, 19, 20, 22, 23, 25, 26, 27, 74, 75, 77, 163, 164, 165, 166, 167, 168, 169, 171, 172, 173, 174, 176, 179, 181, 182, 183, 184, 185, 186, 187, 297, 326, 327, 328, 329, 330, 331, 332, 333, 334, 336, 339, 340, 343, 344, 345, 346, 347, 349, 350, 351, 352, 353, 444, 483, 489, 490, 491, 492, 493, 494, 495, 496, 499, 500, 501, 502, 504, 505, 507, 508, 509, 510, 511, 512, 520, 652, 653, 654, 655, 656, 657, 658, 660, 661, 662, 663, 665, 666, 667, 668, 670, 671, 673, 674, 675, 676, 678, 792, 815, 816, 817, 818, 819, 820, 821, 822, 823, 825, 826, 828, 829, 832, 837, 839, 840, 978, 979, 980, 981, 982, 984, 985, 986, 988, 990, 991, 995, 999, 1001, 1003, 1004, 1037, 1038, 1073, 1075

Usando la semilla **30724** nos da los siguientes resultados:

Path: [339, 186, 675, 1038, 12, 502, 340, 840, 350, 825, 500, 20, 660, 510, 343, 985, 674, 999, 8, 662, 331, 349, 1003, 11, 164, 501, 491, 499, 347, 817, 4, 174, 165, 988, 23, 176, 668, 352, 978, 6, 5, 1004, 981, 3, 333, 990, 353, 27, 991, 351, 185, 22, 676, 490, 654, 26, 820, 345, 332, 14, 181, 982, 187, 816, 678, 823, 7, 507, 653, 344, 665, 673, 184, 667, 656, 2, 173, 815, 9, 1, 829, 661, 832, 663, 657, 986, 508, 168, 505, 19, 496, 839, 182, 172, 163, 329, 509, 493, 979, 837, 995, 984, 826, 444, 17, 346, 792, 75, 821, 512, 179, 183, 77, 489, 25, 492, 334, 504, 327, 511, 670, 336, 980, 297, 1001, 822, 166, 1037, 494, 495, 167, 328, 326, 169, 1073, 330, 819, 655, 818, 666, 658, 74, 828, 520, 16, 671, 1075, 652, 483, 171]
Evaluation: 0.16979788564331952
Feasible: true

Graficando las evaluaciones con gnuplot se obtienen:

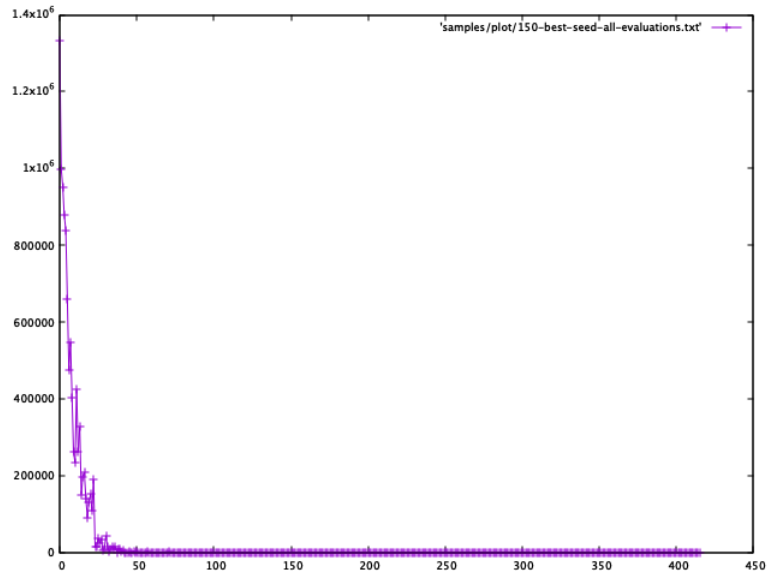


Figura 4: Mostrando todas las evaluaciones

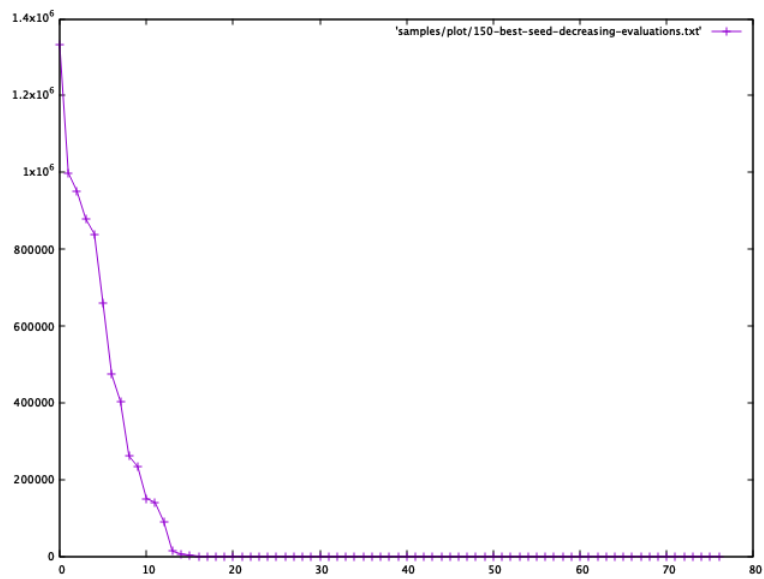


Figura 5: Mostrando la mejora de cada evaluación

Y si visualizamos la ruta en un mapa, luce así:



Figura 6: Graficando la ruta usando el API de Google Maps

6. Comentarios

En la elaboración y ejecución de este programa, me di cuenta lo importante que son las optimizaciones de los algoritmos usados, aunque parezcan ser “no tan importantes”, porque mejora su tiempo significativamente.

También me hubiera gustado hacer el programa en Rust para así obtener una mejor velocidad en la ejecución del programa.

Para ver como se ejecuta el programa y todo lo relacionado ver README.md

Se obtuvieron soluciones “buenas”, pero no logré superar las del profesor sintiéndome así un tanto enfadado conmigo.

Referencias

- [1] Gunter Dueck and Tobias Scheuer. Threshold accepting: A general purpose optimization algorithm appearing superior to simulated annealing. *Journal of Computational Physics*, 90(1):161 – 175, 1990.
- [2] Travelling salesman problem - wikipedia. https://en.wikipedia.org/wiki/Travelling_salesman_problem. (Accessed on 10/06/2019).
- [3] Notas de la clase de heurísticas de optimización combinatoria.