

Trabalho de Algoritmos Genéticos

Parte 2

Fábio Beranizo Fontes Lopes
Escola de Artes, Ciências e Humanidades (EACH)
Universidade de São Paulo (USP)
Email: f.lopes@usp.br

Abstract—Este relatório apresenta a discussão da parte 2 do trabalho de algoritmos genéticos (GA) para a disciplina de Inteligência Computacional. Foi avaliada a utilização de GA para roteamento de veículos. O foco se manteve em analisar o comportamento do algoritmo mediante a utilização de diferentes técnicas, operadores e parametrizações. O trabalho foi desenvolvido utilizando a linguagem de programação Python, especificamente sua distribuição Anaconda.

I. PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS

O problema de roteamento de veículos (VRP) é o nome dado a uma classe de problemas em que rotas de veículos são otimizadas para servir um grupo de clientes. Determinar a solução ótima é um problema NP-difícil, assim é limitado o tamanho das instâncias que tem solução ótima rapidamente calculada. Isto tudo faz deste um problema interessante para ser solucionado por heurísticas, como o algoritmo genético utilizado neste trabalho.

Existem muitas variações para o VRP:

- CVRP (Capacitated VRP): os veículos possuem capacidade limitada
- VRPTW (VRP with time windows): cada cliente tem que ser atendido dentro de uma janela de tempo
- MDVRP (Multiple Depot VRP): múltiplos depósitos são usados para atender os clientes
- VRPPD (VRP with Pick-up and Delivering): clientes podem devolver produtos para o depósito
- SDVRP (Split Delivery VRP): mais de um veículo pode atender um cliente
- PVRP (Periodic VRP): as entregas podem ser feitas em alguns dias
- OVRP (Open VRP): os veículos não precisam voltar ao depósito

Neste trabalho a variação de VRP avaliada foi o CVRP. Neste problema, uma quantidade de veículos com capacidade uniforme deve servir demandas de clientes com custo mínimo de deslocamento. Uma descrição mais formal deste problema se encontra a seguir:

Objetivo: Minimizar a frota de veículos e a soma das distâncias de viagem. A demanda total para cada rota não pode exceder a capacidade do veículo que serve essa rota.

Factibilidade: A solução é factível se a demanda total atribuída a cada rota não excede a capacidade do veículo que serve à rota.

Formulação:

- Seja $V = \{v_0, v_1, \dots, v_n\}$ um conjunto de vértices tal que:
 - Um depósito está localizado em v_0
 - $V' = V \setminus \{v_0\}$ é um conjunto de n clientes
- $A_{ij} = (v_i, v_j) / v_i, v_j \in V$ é um conjunto de arestas.
- C é uma matriz de distâncias não negativas c_{ij} entre clientes v_i e v_j
- d é um vetor de demandas de clientes
- R_i é a rota para o veículo i
- m é o número de veículos. Cada rota é atribuída a cada veículo
- Q é a capacidade de um veículo

Uma solução factível é composta de:

- uma partição R_1, \dots, R_m de V
- uma permutação σ_i de $R_i \cup 0$ especificando a ordem dos clientes na rota i

O custo de uma dada rota ($R_i = \{v_0, v_1, \dots, v_{m+1}\}$), onde $v_i \in V$ e $v_0 = v_{m+1} = 0$, é dado por: $F(R_i) = \sum_{i=0}^m c_{i,i+1} + \sum_{i=1}^m d_i$.

A demanda total de todos os clientes servidos em uma rota R_i não excede a capacidade do veículo Q : $\sum_{i=1}^m d_i \leq Q$.

II. ALGORITMO GENÉTICO

III. SELEÇÃO DE INDIVÍDUOS

Somente um operador de seleção de indivíduos foi analisado neste trabalho, o método da roleta. Ele operador foi escolhido por ser de fácil implementação e por apresentar bons resultados segundo a literatura. No entanto, durante o desenvolvimento foi possível perceber um problema: este operador aumenta consideravelmente o tempo de execução do algoritmo para grandes populações, uma vez que todos os indivíduos participam do sorteio.

A. Método da Roleta

O método da roleta leva em consideração o fitness de um indivíduo em relação ao fitness total da população. Nesse processo cada indivíduo possui uma probabilidade de ser selecionado (uma fatia da roleta) proporcional ao seu fitness. Embora não garanta que as melhores soluções sobrevivam, este método dá maiores probabilidades de sobrevivência às soluções com bom fitness.

IV. OPERADORES GENÉTICOS

Os indivíduos selecionados passam por um dos 3 tipos de operadores genéticos: reprodução, crossover e mutação. Neste trabalho foram analisados dois tipos de crossover e dois tipos de mutação, que são descritos abaixo:

A. Crossover

O operador crossover permite a criação de novos indivíduos a partir de organismos pais. Os descendentes possuem genótipo de ambos pais, embora geralmente sejam diferentes. O crossover é uma forma de ampliar o espaço de busca por soluções, porém mantendo-se material genético de boa qualidade de gerações anteriores.

V. INSTÂNCIAS DE TESTE

As instâncias de teste utilizadas foram obtidas a partir do site <http://www.bernabe.dorronsoro.es/vrp/>. Os grupos

VI. OPERADORES CLÁSSICOS

A. Geração de Instâncias

Para a geração de uma população inicial válida, foi tomada a seguinte abordagem:

- 1) Criar uma ordenação aleatória dos clientes
- 2) Iniciando do primeiro cliente ordenado, alocar demanda de cada cliente a um veículo
- 3) Se uma demanda exceder a capacidade restante do veículo, alocar outro veículo

O modelo de genótipo escolhido foi uma lista que guarda a sequência de clientes servidas por um veículo, e separada por um carácter “X” que representa o início do caminho de um outro veículo.

B. Problemas com operadores

Durante o desenvolvimento da solução, foi detectado que a aplicação dos operadores de mutação e de crossover poderia criar soluções infactíveis para o problema. Para um cromossomo cujos genes representam um caminho, a aplicação de crossover leva fatalmente à geração de caminhos incompletos.

Para contornar este problema uma primeira abordagem tomada foi repetir a realização do crossover por quantas vezes quanto necessário até que seja gerado um crossover válido. No entanto após a realização de testes esta possibilidade foi descartada, uma vez que demorava muito

até que surgisse uma solução válida. Além disso, muito recurso computacional era desperdiçado, fazendo com que essa solução fosse inviável. Assim, foi necessário buscar alternativas na literatura para resolver o problema.

A primeira solução adotada foi não realizar crossover. Foram analisadas diferentes combinações de população e porcentagens de reprodução e de mutação. Esta abordagem foi capaz de gerar soluções factíveis, porém a qualidade foi muito aleatória em cada execução.

VII. FUNÇÃO FITNESS

VIII. INTRODUCTION

This demo file is intended to serve as a “starter file” for IEEE conference papers produced under L^AT_EX using IEEEtran.cls version 1.8b and later. I wish you the best of success.

mds

August 26, 2015

A. Subsection Heading Here

Subsection text here.

1) *Subsubsection Heading Here*: Subsubsection text here.

IX. CONCLUSION

The conclusion goes here.

ACKNOWLEDGMENT

The authors would like to thank...

REFERENCES

- [1] H. Kopka and P. W. Daly, *A Guide to L^AT_EX*, 3rd ed. Harlow, England: Addison-Wesley, 1999.