Implementação de uma metaheurística para o Problema do Caixeiro Viajante

Ronaldo de Figueiredo Silveira

11 de junho de 2015

Resumo

O presente trabalho tem como objetivo a apresentação de um algoritmo meta-heurístico, utilizando a busca tabu, para o Problema do Caixeiro Viajante (PCV) bem como os resultados computacionais dos testes com as instâncias da literatura.

Palavras-Chave: PCV, Caixeiro Viajante, Algoritmo meta-heurístico, busca tabu

1 Introdução

O Problema do Caixeiro Viajante (PCV) não possui data definida, mas estima-se que no século XIX já se falava dele, apesar de ter sido realmente estudado no século XX em Harvard e Viena [1]. Entretanto o problema, com esse nome, ficou mundialmente conhecido em 1950 [2]. PCV é um problema que visa encontrar o menor caminho com certas características, num conjunto de cidades e estradas que ligam essas cidades. As características são:

- Deve passar por todas as cidades exatamente uma vez. Nem mais, nem menos.
- Deve começar de uma cidade, digamos, v0 e voltar à mesma cidade no final.

Assim, temos que o problema pode ser traduzido para: encontrar o menor ciclo hamiltoniano em um grafo.

O Problema do Caixeiro Viajante pode parecer bastante simples à primeira vista, já que é um problema que se assemelha a muitos problemas do mundo real. Entretanto esse, ao ser implementado, percebe-se a complexidade enorme de encontrar tal ciclo.

Esse problema pode ser definido, formalmente como: Dado um grafo G=(V,E), onde V é o conjunto de vértices e E o conjunto de arestas, encontrar a permutação de vértices que forme um circuito hamiltoniano e minimize seu custo.

Em 1972, Richard Karp demonstrou que o problema do ciclo hamiltoniano é da classe NP-Completo $^{[3]}$. Sendo assim, seu equivalente em otimização, o Caixeiro Viajante, é um problema NP-Difícil.

2 A meta-heurística

2.1 Meta-heurísticas e busca tabu

Uma meta-heurística, é uma forma heurística de resolução de problemas genéricos de otimização [4]. Isto é, a meta-heurística é uma espécie de framework que pode ser utilizado para resolver diversos problemas considerados difíceis (problemas NP-árduos como o PCV supracitados são exemplos).

A meta-heurística se diferencia da heurística no que se diz respeito a utilização. A primeira é utilizada de modo geral, em diversos tipos de problemas de otimização, enquanto a segunda é específica para um problema. Como exemplos temos a meta-heurística Simulated Annealing e a heurística da inserção da aresta mínima (Problema do Caixeiro Viajante).

A meta-heurística escolhida para o presente trabalho foi a busca tabu. Essa funciona da maneira que segue:

Uma solução heurística para o problema é encontrada e, sobre esta, aplicamos as operações de vizinhança, como em uma busca local. Entretanto, a busca tabu utiliza de um artifício para não causar um grande número de repetições nas soluções vizinhas encontradas (o que acontece com a busca local).

Esse artifício é a utilização de uma tabela, ou uma lista tabu, na qual são armazenados os movimentos já realizados recentemente, os quais serão "proibidos" de se repetirem. Assim, causamos uma diversificação e uma intensificação maior nos resultados.

2.2 A busca tabu aplicada ao PCV

O algoritmo implementado aplica a busca tabu ao Problema do Caixeiro Viajante. O PCV, como já citado anteriormente, é um problema NP-Difícil, portanto é interessante, para aproximarmos os resultados, o uso de meta-heurísticas.

A primeira parte a ser entendida é a solução inicial. Nesse projeto, a solução inicial foi obtida através da utilização da heurística do vizinho mais próximo para cada um dos vértices como inicial. Ou seja, utilizamos essa heurística n vezes, e encontramos, dentre os resultados, o de menor custo.

Após isso, temos a operação de vizinhança escolhida. Dada uma solução (representada por um vetor de inteiros - a sequencia de vértices do ciclo), esta operação consiste em realizar permutações de modo que, inicialmente, temos um nodo de troca (V_k) setado para o primeiro nó do ciclo inicial e outro nó (V_i) como o segundo nó do ciclo inicial. A partir do momento em que ocorre essa troca de V_k com V_i , setamos o novo nodo de troca (V_k) para um nodo gerado aleatoriamente e V_i para V_{i+1} . Esse ciclo de trocas é repetido n vezes.

O algoritmo da busca tabu em si, gera a vizinhança da solução inicial e, para cada vizinho gerado, gera-se a vizinhança deste, selecionando das n vizinhanças, uma solução de menor custo. A partir do momento que é encontrada uma solução de custo menor do que o melhor ciclo já encontrado, atualizamos a melhor solução e, ao encerrar as analises da vizinhança, repetimos as operações para essa nova melhor solução. O algoritmo para quando, depois de analizar as n vizinhanças geradas pelos n vizinhos iniciais, não se encontrar nenhuma solução melhor que a original.

A lista tabu vai incluir os movimentos de troca, com seus respectivos índices. Por exemplo, ao trocarmos o vértice do índice 3 com o do 8, teremos, na lista

tabu, o vetor [3,8], simbolizando esse movimento, que não poderá ser repetido até a lista atingir o seu tamanho máximo, quando o primeiro elemento da lista é retirado para a adição de outro no fim desta.

3 Resultados Computacionais

Os testes foram realizados com instâncias retiradas da $TSPLIB^{[5]}$. O algoritmo foi implementado em Java, em uma máquina Intel Core i7-4510U 2.0GHz, com 8GB de RAM. O sistema operacional no quais foram realizados os testes é um Fedora 22 de 64 bits.

A seguinte tabela apresenta a instância executada, o resultado exato da instância (R_E) , o resultado encontrado apenas com a heurística do vizinho mais próximo (R_G) , a média dos resultados melhorados pela meta-heurística da busca tabu (R_H) , a média do tempo de execução do algoritmo para 10 testes (T_{exec}) , o nível de afastamento entre a solução exata e a heurística do vizinho mais próximo $(Afast_{E-G})$, a taxa de melhoramento, quando aplicamos a meta-heurística sobre a solução inicial (mel_{G-H}) , O afastamento da solução exata para a solução com a busca tabu $(Afast_{E-H})$ e a amplitude dos resultados encontrados (Amp).

Para os testes, foi	assumido	tamanho	da	tabela	tabu	igual	a 100).
---------------------	----------	---------	----	--------	------	-------	-------	----

instancia	R_E	R_G	R_H	T_{exec}	$Afast_{E-G}$	mel_{G-H}	$Afast_{E-H}$	Amp
kroA200	29368	101065	61376.6	3861.7464	344.1330%	39.2701%	208.9914%	6833
gil262	2378	7411	5007.6	8319.0839	311.6484%	32.4301%	47.4878%	590
a280	2579	4638	4018.4	4576.9329	179.8371%	13.3592%	155.8123%	1023
pr439	107217	253682	214716	47195.7521	236.6061%	15.3601%	200.2630%	18773
rat575	6773	15978	12877.2	105020.7221	235.9072%	19.4066%	190.1254%	2368
rat783	8806	22893	18479.33	539205.3763	259.9704%	19.2795%	209.8493%	453
pr1002	259045	456475	418829	1486234.3756	176.2145%	8.2471%	161.6819%	53503

Tabela 1: Resultados Computacionais

Sendo assim, podemos perceber um melhoramento em torno de 20% do resultado inicial, ao aplicarmos a busca tabu. As diferenças entre os resultados encontrados podem ser muito grandes.

4 Conclusão

Sendo assim, com o presente trabalho, foram apresentados resultados esperados para uma meta-heurística, com um tempo computacional muito menor que o tempo para a execução de um algoritmo exato, entretanto, obtendo resultados bastante afastados da solução ótima e com uma melhora não muito alto em relação ao algoritmo guloso heurístico.

Entendemos assim, que maior pesquisa na área de desenvolvimento de algoritmos é necessária, para a estimulação da criação de mais algoritmos eficientes, sejam aproximativos ou quiçá exatos para problemas difíceis como o caixeiro viajante

Referências

- [1] Wikipedia. Problema do Caixeiro-Viajante, 2015. http://pt.wikipedia.org/wiki/Problema_do_caixeiro-viajante [Acessado em: 27/04/2015].
- [2] David L. [et al.] Applegate. The travelling salesman problem: a computational study. *Princeton: Princeton University Press*, 2006.
- [3] Richard M. Karp. Reducibility among combinatorial problems. *Complexity of Computer Computations*, pages 85–103, 1972.
- [4] Leonora Bianchi; Marco Dorigo; Luca Maria Gambardella; Walter J. Gutjahr. A survey on metaheuristics for stochastic combinatorial optimization. *Natural Computing: an international journal*, 2009.
- [5] TSPLIB. http://comopt.ifi.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/[Acessado em 11/06/2015].