



Otimização de Parâmetros de Metaheurísticas para Problemas de Otimização Combinatória

RESUMO

Rafael Hideo Toyomoto
toyomoto@alunos.utfpr.edu.br
Universidade Tecnológica Federal
do Paraná, Curitiba, Paraná, Brasil

Lucas Marcondes Pavelski
lpavelski@yahoo.com.br
Universidade Tecnológica Federal
do Paraná, Curitiba, Paraná, Brasil

Myriam Regattieri De Biase da
Silva Delgado
myriamdelg@utfpr.edu.br
Universidade Tecnológica Federal
do Paraná, Curitiba, Paraná, Brasil

OBJETIVOS: Algoritmos utilizados para a configuração paramétrica de outros algoritmos são denominados *tuners*. Esse artigo apresenta a utilização da otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) como *tuner* de metaheurísticas de busca local na solução de problemas de otimização combinatória. Mais especificamente será considerado o *Flowshop*. O objetivo é analisar a diferença da aplicação de um modelo probabilístico (MP) simples sobre parâmetros categóricos para a movimentação das partículas do algoritmo PSO (abordagem denominada HPPSOtuner) ao invés de apenas utilizar a movimentação tradicional do PSO (abordagem PSOtuner). **MÉTODOS:** Nesse trabalho as partículas da metaheurística PSO codificam configurações candidatas para a metaheurística *Hill Climbing*. O MP aplicado será um método simples de roleta baseado na frequência das ocorrências dos parâmetros categóricos nas melhores posições encontradas por cada partícula, onde é garantida uma probabilidade mínima para evitar que algumas opções de parâmetros sejam desprezadas. **RESULTADOS:** O HPPSOtuner obteve resultados superiores aos do PSOtuner quando associado ao MP elitista (baixa probabilidade mínima) e os piores resultados vieram do MP com distribuição uniforme. **CONCLUSÕES:** O uso do PSO como *tuner* é possível e quando associado a um modelo baseado em frequência nas melhores soluções, os benefícios são ainda maiores.

PALAVRAS-CHAVE: Metaheurística. PSO Tuner. Otimização por Enxame de partículas. Subida da Encosta. Flowshop.

INTRODUÇÃO

A otimização combinatória é uma classe especial de otimização onde a solução está codificada num espaço não-contínuo. Problemas práticos de otimização combinatória são bastante comuns e sua resolução passa por soluções que buscam minimizar gastos (ou maximizar lucros) nos processos aplicados a uma determinada atividade como por exemplo alocação de recursos em ambiente industrial. Uma opção para a solução desses problemas é a utilização de algoritmos aproximados capazes de fornecer uma solução que se aproxime da solução ótima, a fim de contornar a inviabilidade computacional dos algoritmos que encontram a solução ótima (algoritmo exatos). Há duas subclasses para algoritmos aproximados: algoritmos por aproximação e os algoritmos heurísticos. Neste trabalho serão considerados os algoritmos heurísticos. Estes visam fornecer um resultado bom, porém têm seu tempo de processamento viabilizado até mesmo para instâncias grandes de um problema complexo. Segundo Talbi (2009, p21) “[...] **heurísticas** ainda podem ser decompostos em duas categorias: **heurísticas específicas** e **metaheurísticas** [...]”. Heurísticas específicas são métodos adaptados para resolver um problema ou até uma determinada instância em específico, enquanto uma metaheurística são métodos de uso mais geral, podendo ser aplicada com diversos objetivos e em diversos problemas de otimização.

Este trabalho irá abordar duas metaheurísticas a serem usadas em níveis diferentes no processo de busca. A metaheurística *Particle Swarm Optimization* (PSO) (KENNEDY; EBERHART, 1995) será usada num nível mais elevado para buscar a melhor configuração de parâmetros para a metaheurística *Hill Climbing* (HC) (NORVIG; RUSSELL, 2016, p122) que será utilizada no nível base para resolver o problema considerado. Este artigo trata do problema *Flowshop* (HEJAZI; SAGHAFIAN, 2005).

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Um exemplo clássico de problema de otimização combinatória é o **Flowshop**, onde temos um conjunto de **M** máquinas (*machines*) e uma série de **N** tarefas (*jobs*) a serem processadas por essas máquinas. Cada tarefa deve passar por cada uma das máquinas, onde o tempo em que cada máquina leva para realizar essa tarefa é diferente, e cada máquina só pode processar uma tarefa por vez. Essa sequência de tarefas sendo processadas pelas máquinas irá constituir uma linha de produção, onde o objetivo da otimização é minimizar o tempo total que as máquinas levam para terminar de processar todas tarefas. A sequência de processamento de uma tarefa nas máquinas é fixa para esse problema.

Nesse projeto, a metaheurística inspirada na subida de uma encosta (*Hill Climbing* - HC) foi utilizada para solucionar o problema base escolhido, no caso o *Flowshop*. Essa metaheurística é um algoritmo de busca local simples baseada em um único indivíduo que busca, em um espaço de soluções possíveis, a solução em suas proximidades e que lhe forneça o melhor resultado. Ele percorre esse espaço de busca até atingir um local onde não haja mais soluções melhores em sua vizinhança.

Outra metaheurística utilizada foi a otimização por enxame de partículas (**PSO** do inglês *Particle Swarm Optimization*), que é inspirada no voo de bandos de pássaros, onde sempre há um líder momentâneo que guia os demais por um

caminho que ele considera o melhor. Nessa metaheurística, diferente da anterior, há uma série de indivíduos, no caso partículas, que percorrem um espaço de busca por uma solução. Essas partículas têm sua movimentação guiada por três componentes: uma componente inercial que representa a memória de seu último movimento ($v(t)$); uma outra componente cognitiva, que estabelece uma memória da melhor posição encontrada pela partícula ($PBest(t) - p(t)$); e uma última componente que representa a inteligência coletiva, sendo a melhor posição encontrada pelo enxame ($GBest(t) - p(t)$). A velocidade de cada partícula é obtida pela **Erro! Fonte de referência não encontrada.** ao somar a ponderação de todas essas componentes, onde as constantes r_1 e r_2 são valores aleatórios.

$$v(t + 1) = c_0 v(t) + c_1 r_1 (PBest(t) - p(t)) + c_2 r_2 (GBest(t) - p(t))$$

Realizado o cálculo da nova velocidade, a partícula então é movimentada de acordo com a **Erro! Fonte de referência não encontrada.**

$$p(t + 1) = p(t) + v(t + 1)$$

METODOLOGIA

O propósito do PSO nesse trabalho é realizar a otimização da configuração de metaheurísticas de busca local (nos experimentos apenas a metaheurística HC foi considerada), abordagem denominada de PSO *tuner*. Assim, as partículas do PSO *tuner* codificam configurações (parâmetros de inicialização e funcionamento do algoritmo) para a metaheurística HC, que irá, por sua vez, otimizar o problema base do *Flowshop*.

Há duas medidas de qualidade envolvidas: (i) qualidade da solução do problema base (sequenciamento encontrado pelo HC no problema do *Flowshop*) e que será denominada de **fitness**; (ii) qualidade da solução no nível mais elevado (configuração do algoritmo HC) e que será denominada **hyperfitness**. Esse valor será obtido pela média de K valores do **fitness** (ou seja, K execuções independentes do HC, cada uma com semente diferente para o gerador de números aleatórios). Nos experimentos o valor de K foi fixado como 5 dado o elevado custo computacional.

Devido ao fato de utilizarmos uma medida aproximada de média de K valores de **fitness** no cálculo do **hyperfitness**, ele é dito ruidoso, pois é muito suscetível à escolha das sementes que determinam os valores pseudoaleatórios que serão gerados para a execução do HC. Assim, será necessária uma reavaliação (refinamento) ao final do processo evolutivo, onde serão calculados novos valores **hyperfitness** para cada uma das partículas, mas agora utilizando um valor maior de K (30 nos experimentos realizados).

Uma característica observada para o HC é que grande parte da sua configuração envolve parâmetros categóricos e estes acabam não possuindo, a priori, a relação de proximidade que os parâmetros numéricos possuem, relação essa que forma a base de funcionamento do PSO. Assim, a equação de movimentação do PSO pode então não ser a mais adequada para esses elementos específicos.

Nesse projeto será aplicado um modelo probabilístico para a movimentação das partículas que é específico para parâmetros categóricos, mantendo a equação do PSO para os parâmetros numéricos. Essa abordagem híbrida e probabilística será denominada de HPPSO *tuner*. Para a parte probabilística será

usado um modelo simples baseado em roleta, realizando um sorteio tendo por base a frequência de ocorrência dos parâmetros entre os 50% melhores indivíduos da população.

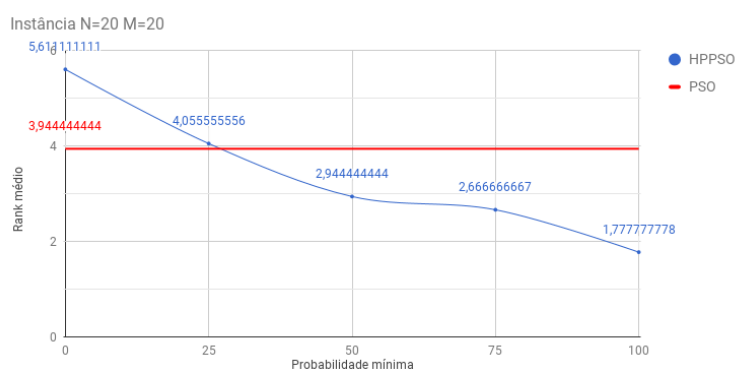
Para incrementar esse modelo será utilizado um parâmetro denominado percentual de probabilidade mínima, que se trata de um valor percentual do peso do sorteio que será destinado para distribuição igual (uniforme) entre todas opções. O objetivo é garantir que parâmetros que acabem não possuindo sua ocorrência entre os melhores indivíduos não sejam desconsiderados, visto de sua qualidade jamais será avaliada sem essa garantia. Nos experimentos esse valor variou de 0% (modelo probabilístico elitista) a 100%, onde neste caso temos um modelo totalmente aleatório (com distribuição uniforme entre os valores categóricos).

RESULTADOS

Foram realizados testes com uma população de $N=100$ partículas evoluindo por 50 gerações e constantes $C1$ e $C2$ iguais a 0,4. Este enxame foi aplicado sobre um total de 20 instâncias, sendo 10 mais simples com 20 tarefas e 20 máquinas, e 10 mais complexas com 50 tarefas e 10 máquinas. Para cada instância, foi realizado um teste com o PSO *tuner* e cinco com o HPPSO *tuner*, onde o valor do percentual associado à probabilidade mínima variou no conjunto {0%, 25%, 50%, 75%, 100%}.

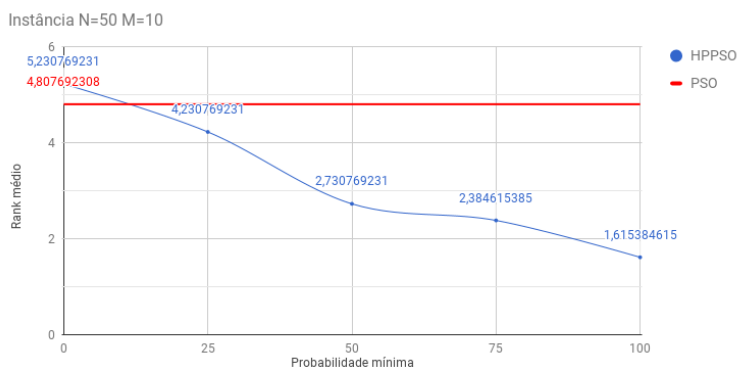
Baseado nos valores de *hyperfitness* finais (após o processo evolutivo e posterior refinamento), foram extraídos os melhores indivíduos (o melhor de cada um dos testes), e para cada instância foi realizado um *rankeamento* entre os seis modelos utilizados (valores maiores de rank indicam melhores resultados). Na Figura 1 é possível observar a média de todos *ranks* para as instâncias com 20 máquinas e 20 tarefas, e na **Erro! Fonte de referência não encontrada.2**, para as instâncias com 50 máquinas e 10 tarefas.

Figura 1 – Rank médio para as instâncias $N=20$ e $M=20$



Fonte: Autoria Própria (2017)

Figura 2 – Rank médio para instâncias $N=50$ e $M=10$



Fonte: Autoria Própria (2017)

CONCLUSÕES

Analizando os gráficos das Figuras 1 e 2 é possível observar que houve ganhos ao se utilizar o modelo probabilístico totalmente elitista (percentual de probabilidade mínima de 0%), e conforme aumentamos o valor de probabilidade mínima, os resultados vão piorando até o limite (percentual de probabilidade mínima de 100%) quando os resultados são os piores entre todos. Comparando os resultados obtidos pelo HPPSO *tuner* com os do PSO *tuner*, é possível observar que no HPPSO, apenas o modelo probabilístico totalmente elitista obteve resultados superiores ao PSO, revelando que quanto mais informação dos melhores for considerada nessas abordagens, melhor se apresentam os resultados. Entretanto, os bons resultados obtidos pelo PSO puro mostram que há alguma relação de proximidade e que também pode ser explorada pela equação da velocidade de movimentação das partículas. Essa análise está fora do escopo desse artigo.

Como trabalhos futuros pretende-se investigar estratégias de aquecimento para a versão HPPSO *tuner* com $\text{prob_min}=0$ e outros modelos mais complexos para se lidar com os parâmetros categóricos.

Metaheuristic's Parameters Optimization for Combinatorial Optimization Problems.

ABSTRACT

OBJECTIVE: Algorithms used to configure other algorithms are called tuners. This paper presents a Particle Swarm Optimization (PSO) as a tuner of local search metaheuristics on solving combinatorial optimization problems, more precisely, the Flowshop. We aim to analyze the difference of the application of a simple probabilistic model (PM) over categorical parameters to particle movements (HPPSO tuner approach) rather than just using PSO's usual movement (PSO tuner approach). **METHODS:** In this work, PSO metaheuristic's particles encode candidate settings for the metaheuristic Hill Climbing. The applied PM will be a simple roulette method based on the frequency of the categorical parameters on each particle's best position, in which a minimal probability is guaranteed to avoid that some parameter options are disregarded. **RESULTS:** The HPPSOtuner obtained better results than the PSOtuner when associated with the elitist PM (low minimum probability) and the worst results came from the PM with a uniform distribution. **CONCLUSIONS:** The use of PSO as a tuner is possible and when associated to a model based on the frequency of occurrence in the best solutions, the benefits are even greater.

KEYWORDS: Metaheuristics. PSO Tuner. Particle Swarm Optimization. Hill Climbing. Flowshop.

REFERÊNCIAS

HEJAZI, S. R.; SAGHAFIAN, S. **Flowshop-scheduling problems with makespan criterion**: a review. International Journal of Production Research, v. 43, n. 14, p. 2895–2929, 2005

KENNEDY, J.; EBERHART, R. C. **Particle swarm optimization**. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ. pp. 1942-1948, 1995.

NORVIG, P.; RUSSELL, S. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 3. ed. Upper Saddle River US-NJ: Pearson Education Limited, 2016. 1152 p.

TALBI, E. G. **METAHEURISTICS**: FROM DESIGN TO IMPLEMENTATION. Hoboken US-NJ: John Wiley & Sons, 2009. 593 p. 74 v.

Recebido: 31 ago. 2017.

Aprovado: 02 out. 2017.

Como citar:

TOYOMOTO, R. H. et al. Otimização de Parâmetros de Metaheurísticas para Problemas de Otimização Combinatória. In: SEMINÁRIO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA DA UTFPR, 22., 2017, Londrina. **Anais eletrônicos...** Londrina: UTFPR, 2017. Disponível em: <<https://eventos.utfpr.edu.br/sicite/sicite2017/index>>. Acesso em: XXX.

Correspondência:

Rafael Hideo Toyomoto

Rua Desembargador Isaías Bevilaqua, número 59, Bairro Mercês, Curitiba, Paraná, Brasil.

Direito autoral:

Este resumo expandido está licenciado sob os termos da Licença Creative Commons-Atribuição-Não Comercial 4.0 Internacional.

