

Marcos Daniel V. Baroni

A Hybrid Heuristic for the Multi-objective Knapsack Problem

Vitória - Espírito Santo - Brasil
November 27, 2017

Marcos Daniel V. Baroni

A Hybrid Heuristic for the Multi-objective Knapsack Problem

Tese de Doutorado apresentada de acordo com o regimento do Programa de Pós-graduação em Informática da Universidade Federal do Espírito Santo.

Universidade Federal do Espírito Santo – UFES
Departamento de Informática
Programa de Pós-Graduação em Informática

Advisor: Dr. Flávio Miguel Varejão

Vitória - Espírito Santo - Brasil
November 27, 2017

Marcos Daniel V. Baroni

A Hybrid Heuristic for the Multi-objective Knapsack Problem

Tese de Doutorado apresentada de acordo com o regimento do Programa de Pós-graduação em Informática da Universidade Federal do Espírito Santo.

Work approved. Vitória - Espírito Santo - Brasil, November 27, 2017:

Dr. Flávio Miguel Varejão
Advisor

Dr.^a Maria Claudia Silva Boeres
Member

Dr. Arlindo Gomes de Alvarenga
Guest

Dr.^a Simone de Lima Martins
Guest

Vitória - Espírito Santo - Brasil
November 27, 2017

Resumo

Many real applications like project selection, capital budgeting and cutting stock involves optimizing multiple objectives that are usually conflicting and can be modelled as a multi-objective knapsack problem (MOKP). Unlike the single-objective case, the MOKP is considered a NP-Hard problem with considerable intractability. This work propose a hybrid heuristic for the MOKP based on the shuffled complex evolution algorithm. A multi-dimensional indexing strategy for handling large amount of intermediate solutions are proposed as an optimization, which yields considerable efficiency, especially on cases with more than two objectives. A series of computational experiments show the applicability of the proposal to several types of instances.

Keywords: Multi-objective Knapsack Problem, Metaheuristic, Shuffled Complex Evolution, Multi-dimensional indexing

Contents

1	Introdução	7
2	O Problema da Mochila Multi-objetivo	9
3	A k-d tree	11
4	Experimentos	13
5	Conclusão	15

1 Introdução

Intro...

2 O Problema da Mochila Multi-objetivo

Na vida real é comum a existência de problemas de otimização que consideram mais de um objetivo os quais, geralmente, são conflitantes. Estes problemas são chamados multiobjetivos e tipicamente não possuem solução ótima, ou seja, uma solução que é a melhor em todos os objetivos, mas as soluções de interesse são chamadas *soluções eficientes*.

Um dos problemas multiobjetivos mais importantes é o problema da mochila multi-objetivo (MOKP). Muitos casos reais como seleção de projetos (??), orçamento de capital (??), carregamento de carga (??) and planejamento de estoque (??) podem ser modelados como MOKP. O MOKP é considerado um problema \mathcal{NP} -Hard, uma vez que é a generalização do problema da mochila 0 – 1.

A literatura contém várias propostas para resolver o MOKP de forma exata. Porém, nenhum método tem provado ser eficiente para grande instâncias com mais de dois objetivos. Mesmo para problemas bi-objetivo, algumas instâncias de tamanho considerado médio têm apresentando dificuldades na determinação da solução exata, o que tem motivado o desenvolvimento de métodos heurísticas que buscam determinar um conjunto Pareto aproximado em tempo computacional razoável.

O problema da mochila multi-objetivo pode ser descrito como uma função vetorial f que mapeia uma variável de decisão (solução) a uma tupla de m valores (objetivos). Formalmente:

$$\begin{aligned} \max \mathbf{y} = f(\mathbf{x}) &= (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})) \\ \text{sujeito a } \mathbf{x} &\in X \end{aligned}$$

onde \mathbf{x} é a *variável de decisão*, X denota o conjunto de soluções viáveis e \mathbf{y} representa o *vetor de objetivos* para os quais deseja-se maximizar.

Considerando duas soluções $\mathbf{a}, \mathbf{b} \in X$, \mathbf{a} é dita *dominar* \mathbf{b} se, e somente se, \mathbf{a} é ao menos tão boa quanto \mathbf{b} em todos os objetivos e melhor que \mathbf{b} em ao menos um dos objetivos. Por motivos práticos diremos que uma solução \mathbf{a} domina uma solução \mathbf{b} pela notação $\text{dom}(\mathbf{a}, \mathbf{b})$. Formalmente:

$$\text{dom}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \begin{cases} \forall i \in \{1, 2, \dots, m\} : f_i(\mathbf{a}) \geq f_i(\mathbf{b}) \text{ and} \\ \exists j \in \{1, 2, \dots, m\} : f_j(\mathbf{a}) > f_j(\mathbf{b}) \end{cases}$$

Uma solução viável $\mathbf{a} \in X$ é considerada *eficiente* se não é dominada por nenhuma outra solução viável. O conjunto de todas as soluções eficientes de um problema multi-objetivo é chamado de *conjunto Pareto*. Resolver um problema multi-objetivo consiste em determinar seu conjunto Pareto. Vale resaltar que o tamanho do conjunto Pareto para o problema em questão tende a crescer rapidamente com o tamanho do problema, especialmente com o número de objetivos.

Uma instância de um problema da mochila multi-objetivo (MOKP) com m objetivos consiste em uma capacidade inteira $W > 0$ e n itens. Cada item i possui um peso inteiro positivo w_i e m lucros inteiros $p_i^1, p_i^2, \dots, p_i^m$ não negativos. O lucro p_i^k representa a contribuição do i -ésimo item para com o k -ésimo objetivo. Uma solução é representada por um conjunto $\mathbf{x} \subseteq \{1, \dots, n\}$ contendo os índices dos itens incluídos na mochila. Uma solução é viável se o peso total incluído na mochila não ultrapassa a capacidade da mochila. Formalmente a definição do problema é a seguinte:

$$\begin{aligned} \max \quad & f(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})) \\ \text{subject to} \quad & w(\mathbf{x}) \leq W \\ & \mathbf{x} \subseteq \{1, \dots, n\} \end{aligned}$$

where

$$\begin{aligned} f_j(\mathbf{x}) &= \sum_{i \in \mathbf{x}} p_i^j \quad j = 1, \dots, m \\ w(\mathbf{x}) &= \sum_{i \in \mathbf{x}} w_i \end{aligned}$$

O MOKP é considerado um problema \mathcal{NP} -Hard visto ser uma generalização do bem conhecido problema da mochila 0-1, para o qual $m = 1$. É consideravelmente difícil determinar o conjunto Pareto para um MOKP, especialmente para vários objetivos. Até mesmo para casos bi-objetivos, problemas pequenos podem se apresentar intratáveis. Por este motivo interessa-se no desenvolvimento de métodos eficientes para manipular uma grande quantidade de soluções, o que pode eventualmente trazer tratabilidade a instâncias antes intratáveis.

Considerando duas soluções $\mathbf{x}, \mathbf{y} \subseteq \{1, \dots, n\}$, \mathbf{y} é considerada *extensão* de \mathbf{x} , denotada como $ext(\mathbf{y}, \mathbf{x})$, se, e somente se, $\mathbf{x} \subseteq \mathbf{y}$. Qualquer conjunto $\mathbf{e} \subseteq \{1, \dots, n\}$ tal que $\mathbf{x} \cap \mathbf{e} = \emptyset$ é dito ser um *extensor* de \mathbf{x} . Se $w(\mathbf{x}) + w(\mathbf{e}) \leq W$ então \mathbf{e} é considerado um *extensor viável* de \mathbf{x} . Uma solução \mathbf{x} é chamada *deficiente* se esta ainda possui capacidade suficiente para incluir um ou mais itens, ou seja, $w(\mathbf{x}) + \min\{w_i : i \notin \mathbf{x}\} \leq W$. Considera-se que \mathbf{x} *domina segundo a mochila* \mathbf{y} , denotado por $dom_k(\mathbf{x}, \mathbf{y})$, se \mathbf{x} domina \mathbf{y} e não pesa mais que \mathbf{y} . Formalmente:

$$dom_k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} dom(\mathbf{x}, \mathbf{y}) & \text{and} \\ w(\mathbf{x}) \leq w(\mathbf{y}) \end{cases} \quad (2.1)$$

O conceito de dominância segundo a mochila foi primeiramente proposto por Weingartner e Ness (??).

A Figura ?? ilustra o conceito para um problema com $m = 1$. Qualquer solução na área hachurada domina segundo a mochila a solução assinalada. Este conceito é largamente utilizado em diversos algoritmos, inclusive no algoritmo exato abordado neste Capítulo.

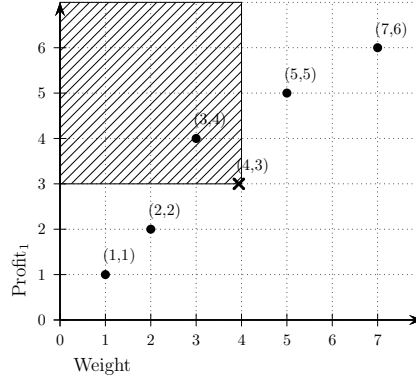


Figura 1 – A knapsack-dominated solution.

2.1 O Problema da Mochila Multi-objetivo Uni-dimensional

O algoritmo de Nemhauser e Ullmann é um algoritmo de programação dinâmica que resolve problemas da mochila de forma genérica aplicando o conceito de dominância da mochila para remover soluções parciais que não resultarão em soluções eficientes, ou seja, soluções que irão compor o conjunto Pareto(conjunto solução).

Algorithm 1 O algoritmo de Nemhauser e Ullmann para o MOKP.

```

1: function DP( $\mathbf{p}, \mathbf{w}, W$ )
2:    $S^0 = \{\emptyset\}$ 
3:   for  $k \leftarrow 1, n$  do
4:      $S_*^k = S^{k-1} \cup \{\mathbf{x} \cup k \mid \mathbf{x} \in S^{k-1}\}$  ▷ extensão de soluções
5:      $S^k = \{\mathbf{x} \mid \nexists \mathbf{a} \in S_*^k : dom_k(\mathbf{a}, \mathbf{x})\}$  ▷ filtro de dominância parcial
6:   end for
7:    $P = \{\mathbf{x} \mid \nexists \mathbf{a} \in S^n : dom(\mathbf{a}, \mathbf{x}) \mid w(\mathbf{x}) \leq W\}$  ▷ dominância/viabilidade
8:   return  $P$ 
9: end function

```

3 A k-d tree

4 Experimentos

5 Conclusão