Proposta de algoritmo transgenético híbrido para o problema da Árvore Geradora Multiobjetivo baseada no operador *OWA*

Prof^a. Dr^a. Elizabeth Ferreira Gouvêa Goldbarg Islame Felipe da Costa Fernandes

Departamento de Informática e Matemática Aplicada - DIMAp Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN

Natal, 14 novembro de 2017

Agenda

Introdução

2 Algoritmo transgenético

3 Experimentos computacionais

Introdução

- O objetivo desta pesquisa é:
 - propor uma abordagem memética M-SA e uma transgenética T-SA aplicada ao problema da OWA-ST;
 - comparar o desempenho do M-SA e do T-SA com o melhor exato da literatura (a saber, o modelo matemático de Fernández et al. (2017));
 - comparar o desempenho das meta-heurísticas entre si, em termos de qualidade de solução e tempo de processamento;
 - demonstrar que o desempenho da transgenética computacional, na grande maioria dos casos, é superior a do memético.
- Serão submetidas a experimentos computacionais 270 instâncias com 8 objetivos, possuindo de 30 a 1000 vértices, classificadas segundo critérios k-trimmed, k-centrum e Hurwicz e classes correlated e anticorrelated.

Algoritmo transgenético

- Cria a população P de #popSize endossimbiontes;
- 4 Hospedeiro inicialmente vazio;
- Copia o DNA dos endossimbiontes no hospedeiro;
- Para cada geração (#mas_gen):
 - Cria conjunto de plasmídeos;
 - Plasmídeos são sorteados para atacar cada endossimbionte, inclusive o ótimo corrente
 - primTrans tenta atacar com probabilidade #probTrans1;
 - SA_Trans tenta atacar com probabilidade #probTrans2;
 - **6** Caso um vetor qualquer consiga atacar um endossimbionte $p \in P$, então o DNA original de p é inserido no hospedeiro

População inicial

- Idêntico ao M-SA
- Representação do endossimbionte: lista de arestas (RAIDL; JULSTROM, 2003)
- Tamanho: #popSize
- Método: rmcPrim (KNOWLES, 2002)
- Vetores de escalarização ω para o rmcPrim:
 - SPEA/R (JIANG; YANG, 2017)
 - *k-centrum* : $k \in [1, M]$, $\omega_1 = ... = \omega_k = 1/k$ e $\omega_{k+1} = ... = \omega_M = 0$.
 - ▶ *k*-trimmed : $k \in [1, \frac{M}{2}[, \omega_1 = ... = \omega_k = 0, \omega_{k+1} = ... = \omega_{M-k} = \frac{1}{M-2k} e \omega_{M-k+1} = ... = \omega_M = 0$
 - ► Hurwicz : $\alpha \in \{0.2, 0.3, 0.4, 0.6, 0.7, 0.8\}$, $\omega_1 = \alpha$, $\omega_2 = \dots = \omega_{M-1} = 0$ e $\omega_M = 1 \alpha$.

Hospedeiro

- Estratégia: a posteriori;
- Tamanho: 3 * #popSize;
- Sempre que o ataque de um vetor transgenético é bem sucedido, o hospedeiro recebe o DNA original do indivíduo atacado;
- O objetivo é, ao invés de se desfazer complemente da cadeia atacada, guardá-la e utilizar seu material genético posteriormente;
- Caso o hospedeiro esteja lotado no momento da inserção de uma nova cadeia, então a cadeia de maior fitness é excluída do hospedeiro, a fim de dar lugar à nova;
- O hospedeiro, neste caso, caracteriza-se como um repositório elitista de cadeias de DNA recicláveis.

Plasmídeo 1 - plas1

- Proposto por Monteiro, Goldbarg e Goldbarg (2010);
- A informação genética deste plasmídeo recombinado advém do rmcPrim;
- O rmcPrim é executado para obter p_{size} arestas, formando uma subárvore

Plasmídeo 2 - plas2

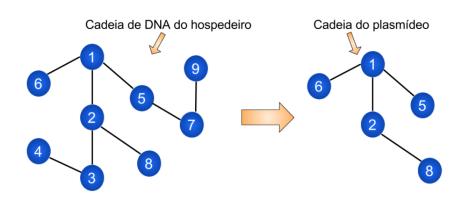


Figura 1: Esquematização do plas2

Plasmídeo 3 - plas3

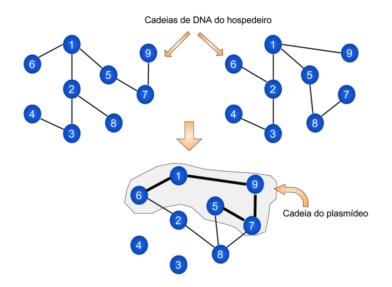


Figura 2: Esquematização do plas3

Transponson - primTrans

- Proposto por Monteiro, Goldbarg e Goldbarg (2010);
- A regra do primTrans consiste em, dado um endossimbionte p ∈ P, remover algumas arestas de p e completar a solução com o procedimento rmcPrim (KNOWLES, 2002);
- São removidas de 90% a 95% arestas;
- A escolha da aresta a ser removida depende do custo escalarizado obtido pela aplicação de um vetor de escalarização.

Operadores - transponson SA_trans

Algoritmo 2: Simulated Annealing

```
Entrada: sol: solução, T_0: temperatura inicial, L_0: quantidade inicial de iterações
 s = sol:
 2 T_i = T_0;
 з L_i = L_0;
 4 enquanto T_i > 0 faça
        para i=1 \dots L_i faça
 5
             escolha randomicamente dois pares de aresta (v_l, v_{l+1}) e (v_i, v_{i+1}) em s;
 6
             remova (v_l, v_{l+1}) e (v_i, v_{i+1}) de s;
 7
             religue os vértices v_l, v_{l+1}, v_i, v_{i+1} e produza s';
             \Delta C = OWA(s') - OWA(s);
 9
             se \Delta C \leq 0 então
10
                 s=s';
11
                 se OWA(s) < OWA(sol) então
12
                      sol = s;
13
                 fim
14
             senão
15
                 se random(0,1) < exp\{-\frac{\Delta C}{T_i}\} então
16
                      s = s'
17
                 fim
18
             fim
19
        fim
20
        T_i = \frac{T_i}{F_{cr}};
21
        L_i = L_i * F_L;
22
23 fim
```

Instâncias

- 270 instâncias
- 2 30 a 1000 vértices
- 8 objetivos
- 4 3 grupos de instâncias: n.1, n.2, n.3
- Classes: correlated e anti-correlated (KNOWLES, 2002)
 - correlated Coeficientes dos respectivos grupos: 0.2, 0.5 e 0.85
 - **a** anti-correlated Coeficientes dos respectivos grupos: -0.2, -0.5 e -0.85
- Três critérios OWA: k-trimmed, k-centrum, Hurwicz.

Parâmetros - IRACE

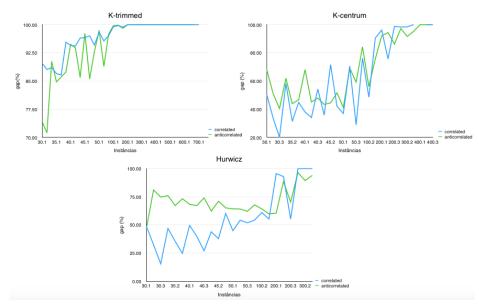
Metodologia dos experimentos

- Abordagens meta-heurísticas:
 - 30 execuções de cada instância;
 - qualidade final da solução retornada;
 - tempo para atingir a melhor solução;
 - tempo total;
 - contribuição de cada operador individualmente
- Abordagem exata:
 - Modelo de Fernández et al. (2017) melhorado;
 - Limite de tempo: 1h
- Comparar cada meta-heurística com o exato, calculando o desvio percentual da solução mediana:

$$d_{p} = \frac{OWA(s_{h}) - OWA(s_{s})}{OWA(s_{s})} * 100$$
 (1)

- M-SA vs T-SA:
 - Tempo total em segundos;
 - ► Tempo para atingir a melhor solução;
 - Qualidade de solução: teste Mann-Whitney one-tailed;

Comparação com o exato - gap do solver



Comparação com o exato

Abaixo, temos a porcentagem, por categoria, das instâncias em que o *T-SA* e *M-SA* conseguiram uma solução (**mediana**) melhor (desvio percentual negativo) que a do *solver* em 1h:

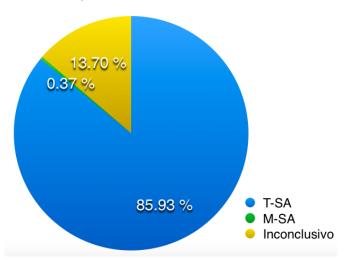
- k-trimmed
 - correlated T-SA: 97, 14% vs M-SA: 94, 28%;
 - ► anticorrelated *T-SA* : 93,94% vs *M-SA* : 84,85%;
- k-centrum
 - correlated T-SA: 91, 43% vs M-SA: 77, 14%;
 - ► anticorrelated *T-SA* : 87,88% vs *M-SA* : 84,85%;
- Hurwicz
 - correlated T-SA: 80,00% vs M-SA: 57,14%;
 - ▶ anticorrelated T-SA: 90,91% vs M-SA: 90,91%;

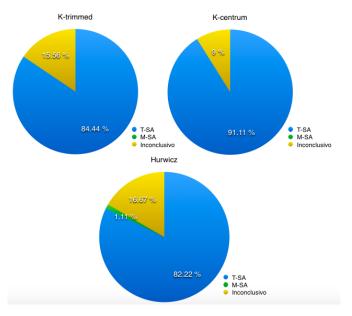
Comparação com o exato - Observações

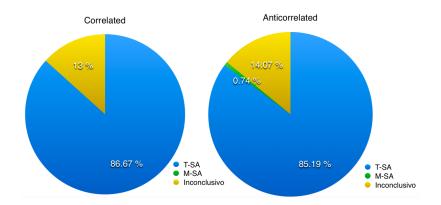
- As meta-heurísticas apresentam desvio percentual positivo para instâncias de até 100 vértices;
- Quanto maior a instância, mais negativo o desvio percentual;
- O desvio percentual máximo (positivo) respectivamente para *k-trimmed, k-centrum, Hurwicz*:
 - ► *M-SA*: 0,83%, 5,04% e 2,76%;
 - ► *T-SA*: 0,47%, 4,40% e 1,50%;

- Metodologia descrita por Knowles, Thiele e Zitzler (2006);
- Hipótese nula: "As amostras do T-SA e M-SA advêm da mesma distribuição";
- Hipótese alternativa: "A amostra do T-SA advém de uma distribuição melhor que M-SA (minimização)";
- Nível de significância: 0,05;
- p-valores menores que 0,05 indicam que a hipótese nula deve ser rejeitada em favor da hipótese alternativa;
- p-valores acima de 0.95 indicam que a hipótese nula deve ser aceita.

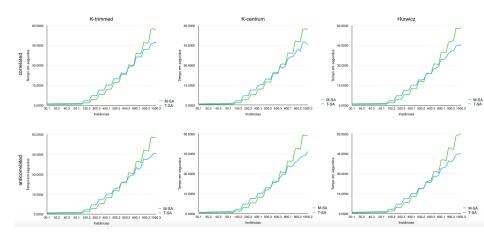
Comparação considerando todo o conjunto de insâncias



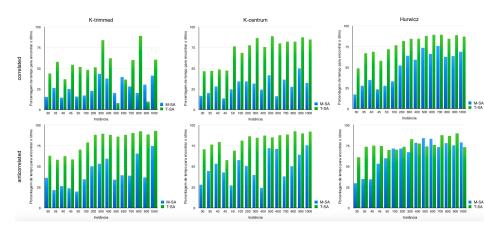




M-SA vs T-SA: Tempo total



M-SA vs T-SA: Tempo para atingir o ótimo



Outras estatísticas

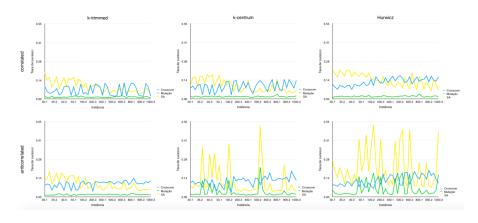


Figura 5: Taxas de sucesso dos operadores meméticos em função do tamanho das instâncias

Outras estatísticas

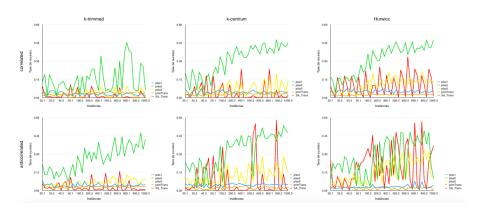


Figura 6: Taxas de sucesso dos operadores transgenéticos em função do tamanho das instâncias ${\cal C}$

Outras estatísticas

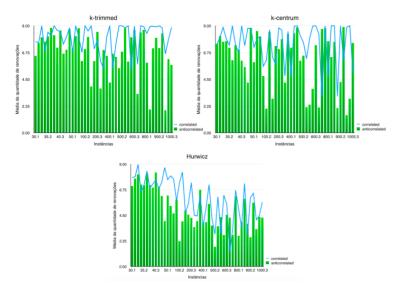


Figura 7: Taxas médica de renovação da população, efetuada pelo M-SA, em função do tamanho das instâncias

26/29

Considerações Finais

- O transgenético consideravelmente foi melhor que o memético em:
 - Qualidade de solução;
 - Aproveitamento do tempo para melhorar o ótimo corrente;
- O transgenético também ganhou em tempo de processamento na maioria das instâncias;
- Trabalho futuro: testar para 10 (FEITO!!!!) e 5 objetivos (ainda não).

Referências Bibliográficas I

FERNÁNDEZ, E. et al. Ordered weighted average optimization in multiobjective spanning tree problem. *European Journal of Operational Research*, Elsevier, v. 260, n. 3, p. 886–903, 2017.

JIANG, S.; YANG, S. A strength pareto evolutionary algorithm based on reference direction for multiobjective and many-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, IEEE, v. 21, n. 3, p. 329–346, 2017.

KNOWLES, J. Local-search and hybrid evolutionary algorithms for Pareto optimization. Tese (Doutorado) — Department of Computer Science, University of Reading, Reading, UK, 2002.

KNOWLES, J.; THIELE, L.; ZITZLER, E. A tutorial on the performance assessment of stochastic multiobjective optimizers. [S.I.], 2006.

Referências Bibliográficas II

MONTEIRO, S. M. D.; GOLDBARG, E. F. G.; GOLDBARG, M. C. A new transgenetic approach for the biobjective spanning tree problem. In: *IEEE CEC 2010 Congress on Evolutionary Computation, 2010, Barcelona. Proceedings of IEEE CEC 2010 Congress on Evolutionary Computation.* [S.I.]: Piscataway, IEEE, 2010. v. 1, p. 519–526. RAIDL, G. R.; JULSTROM, B. A. Edge sets: an effective evolutionary coding of spanning trees. *IEEE Transactions on*

Evolutionary Computation, v. 7, n. 3, p. 225–239, 2003.