# Trabalho Final de Otimização Combinatória (2019/2)

# 1 Definição

O trabalho final consiste no estudo e implementação de uma meta-heurística sobre um problema  $\mathcal{NP}$ -completo, e na formulação matemática em programação linear inteira mista deste problema. O trabalho deve ser realizado em grupos, e cada grupo escolhe uma combinação (*problema*, *meta-heurística*). Não há restrições quanto a repetição de problemas e técnicas, mas cada grupo deve ter um combinação única de problema e técnica de resolução.

O trabalho é dividido em quatro partes: (i) formulação matemática, (ii) implementação da meta-heurística, (iii) relatório, e (iv) apresentação em aula das partes (i) e (ii) e dos resultados obtidos. Informações sobre cada parte são detalhadas nas seções a seguir. A definição dos problemas e instâncias, bem como alguns materiais adicionais, também se encontram neste documento.

A entrega deverá ser feita pelo *moodle* da disciplina, até a data previamente definida. As quatro partes devem ser entregues em um arquivo compactado (formatos .tar.gz, .zip, .rar, ou .7z). Note que para a implementação, deve ser entregue o código fonte e **não** o executável.

# 2 Formulação Matemática

O problema escolhido pelo grupo deve ser formulado matematicamente em Programação Linear Inteira Mista, e esta deve ser implementada em GNU MathProg para ser executada no GLPK. O arquivo de formulação **deve** ser separado do arquivo de dados, como visto em aula de laboratório. A entrega deve conter um arquivo de modelo (arquivo .mod), e os arquivos de dados das instâncias, já convertidos para o padrão do GLPK e de acordo com a formulação proposta.

# 3 Implementação

A implementação do algoritmo proposto pode ser feita nas **linguagens de programação gratuitas** (C, C++, Java, Python, Julia, etc.), **sem o uso de bibliotecas proprietárias**. A compilação e execução dos códigos deve ser possível em ambiente Linux **ou** Windows, pelo menos. Além disso, alguns critérios básicos devem ser levados em conta no desenvolvimento:

- Critérios de engenharia de software: documentação e legibilidade, mas sem exageros;
- Todas as implementações devem fazer a leitura de uma instância no formato do problema na entrada padrão (stdin) e imprimir a melhor solução encontrada, bem como o tempo de execução, na saída padrão (stdout);

- Os parâmetros do método de resolução devem ser **recebidos via linha de comando**<sup>1</sup>, em especial a semente para o gerador de números pseudo aleatórios;
- Critérios como qualidade das soluções encontradas e eficiência da implementação serão levados em conta na avaliação (i.e., quando modificar uma solução, calcular a diferença de custo do vizinho, e não o custo de toda a solução novamente).
- O critério de parada do algoritmo não deve ser tempo de execução. Alguns dos critérios de parada permitidos são: número de iterações, número de iterações sem encontrar uma solução melhor, ou proximidade com algum limitante, ou ainda a combinação de algum dos anteriores. Estes critérios devem ser calibrados de forma a evitar que o algoritmo demore mais do que cinco minutos para executar nas instâncias fornecidas;

A entrega da implementação é o **código fonte**. Junto com ele deve haver um arquivo README informando como compilar/executar o código, e se são necessárias quaisquer bibliotecas específicas (Boost, Apache Commons, etc.).

## 4 Relatório

O relatório, a ser entregue em formato PDF, deve possuir no máximo seis páginas (sem contar capa e referências), e deve apresentar configurações adequadas de tamanhos de fonte e margens. O documento deve conter, no mínimo, as seguintes informações:

- Introdução: breve explicação sobre o trabalho e a meta-heurística desenvolvida;
- Problema: descrição clara do problema a ser resolvido, e a formulação dele em Programação Linear, devidamente explicada, ressaltando a utilidade de cada restrição do problema e a função objetivo modelada;
- Descrição **detalhada** do algoritmo proposto: em especial, com as justificativas para as escolhas feitas em cada um dos itens a seguir,
  - 1. Representação do problema;
  - 2. Principais estruturas de dados;
  - 3. Geração da solução inicial;
  - 4. Vizinhança e a estratégia para seleção dos vizinhos;
  - 5. Parâmetro(s) do método, com os valores utilizados nos experimentos;
  - 6. O(s) critério(s) de parada do algoritmo.
- Uma tabela de resultados, com uma linha por instância testada, e com no mínimo as seguintes colunas:
  - 1. Valor da relaxação linear encontrada pelo GLPK com a formulação matemática;
  - 2. Valor da melhor solução inteira encontrada pelo GLPK com a formulação matemática (reportar mesmo que não ótima);
  - 3. Tempo de execução do GLPK (com limite de 1h, ou mais);
  - 4. Valor médio da solução inicial do seu algoritmo;
  - 5. Valor médio da melhor solução encontrada pelo seu algoritmo;
  - 6. Desvio padrão das melhores soluções encontradas pelo seu algoritmo;
  - 7. Tempo de execução médio, em segundos, do seu algoritmo;

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Na linguagem C++, por exemplo, os parâmetros da linha de comando são recebidos com uso de argc e argv na função main.

- 8. Desvio percentual médio das soluções obtidas pelo seu algoritmo em relação à melhor solução conhecida. Assumindo que S seja a solução obtida por seu algoritmo e  $S^*$  seja a melhor conhecida, o desvio percentual para problemas de minimização é dado por  $100\frac{S-S^*}{S^*}$ ; e de maximização por  $100\frac{S^*-S}{S^*}$ ;
- Análise dos resultados obtidos;
- Conclusões:
- Referências utilizadas.

Os resultados da meta-heurística devem ser a média de 10 execuções (no mínimo) para cada instância. Cada execução deve ser feita com uma *semente* (do inglês, *seed*) de aleatoriedade diferente, a qual deve ser informada para fins de reprodutibilidade (uma sugestão é usar sementes no intervalo [1,k], com k o número de execuções). Note que a semente é um meio de fazer com que o gerador de números aleatórios gere a mesma sequência quando a mesma semente é utilizada <sup>2</sup>.

## 5 Problemas

Esta seção descreve os problemas considerados neste trabalho. Cada grupo deve resolver aquele que escolheu.

#### **Mirrored Traveling Tournament Problem (mTTP)**

**Definição:** O *Mirrored Traveling Tournment Problem* consiste em organizar a agenda das partidas de um torneio esportivo, decidindo quais cidades devem sedear cada um dos confrontos. Cada equipe do problema possui uma cidade-sede própria, e quando a equipe compete em sua própria cidade, diz-se que ela está "em casa". Do contrário, a equipe está "fora de casa". O torneio é organizado em dois turnos, cada um com exatamente (número de equipes - 1) rodadas. Como consequência, cada equipe enfrenta as demais exatamente uma vez por turno. Os dois turnos são ditos espelhados: os confrontos de cada rodada do primeiro turno são exatamente os mesmos do segundo turno, mas o status de "fora" e "em casa" das equipes são espelhados. Por exemplo, se a equipe  $E_1$  confronta a  $E_2$  "em casa" na primeira rodada do primeiro turno, ela também enfrenta  $E_2$  na primeira rodada do segundo turno e, dessa vez, é a equipe  $E_2$  que joga "em casa". Adicionalmente, uma equipe não pode participar além de três confrontos seguidos "em casa" ou "fora de casa", em qualquer um dos turnos do torneio.

**Solução:** Agenda dos confrontos do torneio, com detalhes da cidade em que os confrontos ocorrem.

**Objetivo:** Minimizar a distância total percorrida pelas equipes para a execução do torneio esportivo.

**Referência base:** Santos e Carvalho. (2018). Algoritmo Genético Aplicado à Otimização do Planejamento de Torneios Esportivos. Anais do 50° SBPO. Carvalho e Lorena. (2012). *New models for the Mirrored Traveling Tournament Problem.* Computers & Industrial Engineering.

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Na linguagem C++, por exemplo, a semente é passada para o método construtor da classe std::mt19937, que implementa o gerador de números pseudo aleatórios de Mersenne.

**Arquivos de instâncias:** disponíveis na biblioteca do Challenge Traveling Tournament Instances. Note que somente as instâncias listadas abaixo devem ser resolvidas. Por questões de disponibilidade, as instâncias também estão disponíveis no Github.

**Melhores valores de solução conhecidos:** A table abaixo lista os *best known values* para as instâncias a serem testadas.

Instância	BKS
NL4	8276
NL6	26588
NL8	41928
NL10	63832
NL12	119608
NL14	199363
circ6	72
circ8	140
circ10	272
circ12	432

#### **Maximally Diverse Grouping Problem (MDGP)**

**Definição:** Busca-se agrupar  $i=1,\ldots,n$  pessoas em  $g=1,\ldots,m$  grupos de trabalho, de maneira que cada pessoa esteja vinculada a exatamente a um grupo, e que cada grupo tenha um entre  $a_g$  e  $b_g$  participantes, inclusive. Para cada par de pessoas i e j distintas, tem-se o peso de diversidade  $d_{ij}$  que cresce em magnitude para representar o quão diferente essas duas pessoas são. Observe que uma instância do problema pode especificar que  $a_g=b_g$ , para  $g=1,\ldots,m$ . Nesses casos, o tamanho dos grupos é fixo e deve ser estritamente obedecido.

**Solução:** Para cada grupo do problema, uma lista das pessoas vinculadas a ele.

**Objetivo:** Maximizar a soma da diversidade dos grupos.

**Referência base:** Araujo e Figueiredo (2018). O problema da diversidade máxima de grupos: uma abordagem de programação linear inteira. Anais do 50° SBPO.

**Arquivos de instâncias:** disponíveis na MDGPLIB. Por questões de disponibilidade, as instâncias também estão disponíveis no Github.

**Melhores valores de solução conhecidos:** Disponíveis no artigo referência. Valores marcados em negrito referem-se às soluções ótimas para as referidas instâncias. Instâncias com tamanho de grupo fixo referem-se a instâncias do tipo ss, enquanto as instâncias com tamanho de grupo variável referem-se as ds.

Instância	n	Tam. dos grupos	BKS
RanInt_07	10	Variável	1221.00
RanReal_10	10	Fixo	1195.92
RanInt_03	12	Fix	993.00
Geo_10	10	Fix	3752.03
RanInt_10	10	Fixo	1112.00
RanInt_03	60	Variável	17041
RanReal_04	60	Fixo	18050.80
RanInt_05	30	Fixo	5496.00
Geo_04	60	Fixo	45971.80
Geo_08	30	Variável	13282.00

# The home health care routing and scheduling problem with interdependent services (HHCRSP)

**Definição:** Considere um conjunto de veículos  $\mathcal{V}$ , e um conjunto  $\mathcal{C}$  que representam pacientes de um plano de saúde. O plano de saúde contempla atendimentos de um conjunto de especialidades médicas S e tanto pacientes quanto profissionais da saúde só podem requisitar ou prestar atendimento de especialidades cobertas pelo plano. No problema de home care, considera-se que cada veículo tem uma equipe de profissionais de saúde fixa. Em outras palavras, um veículo só pode atender uma certa especialidade médica caso haja um profissional adequado na equipe do veículo. Todos os veículos partem, inicialmente, de uma garagem central, e devem retornar para ela no final das suas operações. Cada paciente do problema possui uma ou mais demandas de saúde que devem ser atendidas por algum dos veículos do problema. Cada demanda refere-se a uma especialidade médica distinta, e leva um certo tempo de atendimento para ser cumprida. Além disso, cada paciente possui uma faixa de horário ideal para atendimento; Atendimentos antes do horário de início são proibidos; Atendimentos extrapolando o horário de término são penalizados como atraso. São conhecidas as distâncias entre todos os locais do problema, incluindo-se a garagem.

**Solução:** Para cada veículo, uma rota com a ordem de visitação dos pacientes. Para cada paciente, o horário que começa e encerra o atendimento de cada especialidade médica requisitada.

**Objetivo:** Encontrar uma solução cuja a soma dos seguintes fatores seja mínima: Distâncias percorridas pelos veículos; Soma dos atrasos nos atendimentos; Tempo do maior atraso observado na solução. Desconsiderar as restrições de sincronização (11) e (12)!

**Referência base:** Mankowska et al. (2014). The home health care routing and scheduling problem with interdependent services. Health Care Management Science.

**Arquivos de instâncias:** disponíveis em Benchmark instances for the HH-CRSP. Por questões de disponibilidade, as instâncias também estão disponíveis no Github.

Melhores valores de solução conhecidos: Neto et al. (2019). A Matheuristic

Algorithm Applied to the Home Health Care Problem. Anais do 51° SBPO. Use os valores de solução do seguinte trabalho como limitantes superiores do problema.

Instância	Limitante Superior (UB)
A3	305.90
В3	399.20
B9	403.80
C1	1006.72
C2	597.06
C6	852.04
D10	1306.60
E8	832.73
F1	1721.40
G9	2415.50

## 6 Material auxilar

Algumas referências auxiliares sobre as meta-heurísticas:

- Simulated Annealing: 'Optimization by simulated annealing, by Kirkpatrick, Scott, C. Daniel Gelatt, and Mario P. Vecchi. Science 220.4598 (1983): 671-680'. (http://leonidzhukov.net/hse/2013/stochmod/papers/ KirkpatrickGelattVecchi83.pdf)
- 2. Tabu Search: 'Tabu Search: A Tutorial, by Fred Glover (1990), Interfaces.' (http://leeds-faculty.colorado.edu/glover/Publications/TS%20-%20Interfaces%20Tutorial%201990%20aw.pdf)
- 3. Genetic Algorithm: 'A genetic algorithm tutorial, by D. Whitley, Statistics and computing 4 (2), 65-85.' (http://link.springer.com/content/pdf/10.1007%252FBF00175354.pdf)
- 4. GRASP: 'T.A. Feo, M.G.C. Resende, and S.H. Smith, A greedy randomized adaptive search procedure for maximum independent set, Operations Research, vol. 42, pp. 860-878, 1994' (http://mauricio.resende.info/doc/gmis.pdf).
- 5. VNS: 'A Tutorial on Variable Neighborhood Search, by Pierre Hansen (GERAD and HEC Montreal) and Nenad Mladenovic (GERAD and Mathematical Institute, SANU, Belgrade), 2003.' (http://www.cs.uleth.ca/~benkoczi/OR/read/vns-tutorial.pdf)
- 6. ILS: 'Iterated local search. Lourenço, Helena R., Olivier C. Martin, and Thomas Stutzle. International series in operations research and management science (2003): 321-354.' (https://arxiv.org/pdf/math/0102188.pdf).

### 7 Dicas

A seguir algumas dicas gerais para o trabalho:

1. Uma boa vizinhança é aquela que permite alcançar qualquer solução do problema, dado um número suficiente iterações (a vizinhança imediata de uma determinada solução **não deve** conter todas as possíveis soluções);

- No caso de vizinhos com mesmo valor de solução, utilizar escolhas aleatórias como critério de desempate pode trazer bons resultados (pode-se usar reservoir sampling, veja aqui);
- 3. É importante **analisar bem** a complexidade assintótica das operações do algoritmo, considerando as estruturas de dados escolhidas e as vizinhanças usadas;
- 4. Para mais informações e dicas sobre experimentos com algoritmos: Johnson, David S. "A theoretician's guide to the experimental analysis of algorithms." (2001). (https://www.cc.gatech.edu/~bader/COURSES/GATECH/CSE6140-Fall2007/papers/Joh01.pdf);
- 5. Veja a apresentação do Professor Marcus Ritt sobre "como perder pontos" (disponível em https://www.inf.ufrgs.br/~MRPRITT/lib/exe/fetch.php?media=inf05010:tp20171.pdf);
- 6. Ainda de autoria do Professor Marcus Ritt, há um *cheat sheet* interessante sobre GLPK e MathProg (disponível em https://www.inf.ufrgs.br/~mrpritt/lib/exe/fetch.php?media=inf05010:glpk-quickref.pdf)
- 7. Em caso de dúvidas, não hesitem em contatar a Prof. Luciana Buriol ou o Doutorando Alberto Kummer (Lab. 207 do prédio 43424 alberto.kummer@gmail.com)