# Problema de Mínima Latência Trabalho de Inteligência Artificial

Guilherme Dantas

PUC-Rio

Maio de 2020



### Sumário

- Introdução
- 2 Características
  - k-vizinhança ou Gamma Set
  - Cálculo do custo de movimento de vizinhança
  - Lower Bound e Upper Bound
- Variable Neighbourhood Search
  - Vizinhanças
  - Local Search
  - Perturbação
- 4 Iterated Local Search
- 6 Algoritmo genético
- 6 Resultados
  - II S
  - GA
- G/
- Conclusões





### Introdução

Foram desenvolvidas duas heurísticas:

- Iterated Local Search + Simulated Annealing + VNS 1
- Algoritmo Genético + VNS

A linguagem de programação escolhida foi C++.



#### Características da Busca Local

A implementação apresenta algumas otimizações:

- k-vizinhança (Gamma Set)
- Cálculo do custo de movimentos de vizinhança
- Lower Bound e Upper Bound no Local Search





### k-vizinhança ou Gamma Set

É o conjunto dos k nós mais próximos de um dado nó. A busca local opera somente entre os nós e seus k-vizinhos. Complexidade na ordem de O(kn), ao invés de  $O(n^2)$ .

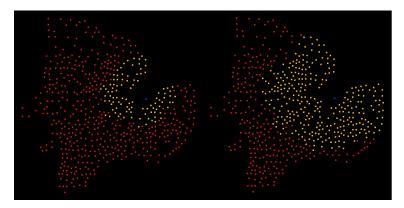


Figura: k = 100 .vs. k = 300





## Cálculo do custo de movimento de vizinhanca

Antes de aplicar um movimento, é calculado o seu custo para se certificar que é vantajoso (isto é, o custo da solução diminui).

#### Conceito

E chamado de "custo" de um movimento a diferença entre o custo da solução depois e antes de aplicado um movimento.

Para as vizinhanças definidas, o cálculo do custo tem complexidade O(1), e, no caso especial do 2-opt, O(k), aonde k é a diferença entre o primeiro e o último nó.





## Lower Bound e Upper Bound

Aplicado um movimento m(p,q), qualquer movimento que não envolve nós entre p e q possui o mesmo custo.

Assim, é possível rejeitar movimentos que são sabidamente desvantajosos.

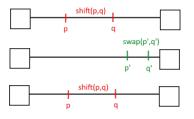


Figura: Exemplo de aplicação do Upper Bound



## Vizinhancas

O VNS foi utilizado tanto para a busca local quanto para a perturbação em soluções, usado em ambas as heurísticas desenvolvidas. As seguintes vizinhanças são iteradas em ordem de prioridade.

- Shift(p,q)
- 2-Opt(p,q)
- Swap(p,q)
- Shift2(p,q,r)



#### Local Search

```
t < -0
repeat:
    improved_once <- false</pre>
    for p in Clients(S, rng):
        for q in GammaSet(p, rng):
             feasible, delta <- Test(S, N(t), p, q)
             if not feasible or
                 (must_improve and delta >= 0):
                 continue
             S \leftarrow Apply(S, N(t), p, q)
             improved_once <- true</pre>
             t < -0
    if not improved_once:
        t < -t + 1
while t < |N|
```



## Perturbação

```
t. < -0
s <- perturbation_size
repeat:
    for p in Clients(S):
        for q in GammaSet(p):
             feasible, size <- Test(S, N(t), p, q)
             if (not feasible) or
                (size > s):
                 continue
             s < -s - size
             S \leftarrow Apply(S, N(t), p, q)
             t < - (t + 1) \% N
while s > 0
```



#### Iterated Local Search

```
S0 <- InitialSolution;
S <- LocalSearch(S0, rng);
repeat:
   S' <- Perturbation(S, history, rng);
   S'' <- LocalSearch(S', rng);
   S <- AcceptanceCriterion(S, S'', history);
until stopping criterion is not satisfied anymore return S;</pre>
```

A perturbação segue uma exponencial decrescente da forma  $p = p_0 \cdot e^{-i/I}$ , aonde  $p_0$  e I são parâmetros do algoritmo.





## Algoritmo genético

```
mating_pool <- binary_tournament(P, pool_size, rng)</pre>
for wife, husband in mating_pool:
    if wife == husband:
         continue
    offspring <- crossover_cx(wife, husband, rng)
    if should_apply_mutation(mutation_chance, rng):
        p <- unif(pmin, pmax, rng)</pre>
        offspring <- perturb(offspring, p, rng)
        offspring <- local_minima(offspring, rng)
    P <- P U {offspring}
if |P| > maxsize:
    P \leftarrow P - clones(P)
    repeat:
        P \leftarrow P - worst(P)
    while |P| > minsize
```



### Resultados - ILS

Instância	Gap (%)	Tempo (s)
brazil58	0,00%	< 1
dantzig42	0,00%	< 1
gr120	-0,60%	27
gr48	0,00%	< 1
pa561	-3,88%	1325
MÉDIA	-0,90%	270

Tabela: Resultados médios do algoritmo ILS





### Resultados - GA

Instância	Gap (%)	Tempo (s)
brazil58	0,00%	< 1
dantzig42	0,00%	< 1
gr120	-0,66%	35
gr48	0,00%	< 1
pa561	-1,48%	10900
MÉDIA	-0,43%	2187

Tabela: Resultados médios do algoritmo genético





#### Conclusões

Mesmo usando o mesmo algoritmo de busca local e de perturbação...

- ILS obteve bons resultados mais rapidamente
- GA obteve resultados melhores para a maior instância

Para instâncias pequenas (n < 120), a solução ótima foi obtida por ambas as heurísticas, e em períodos de tempo igualmente curtos.



