

BRKGA-MP-IPR aplicado ao Problema de Localização de Contadores de Tráfego em redes de transporte

Ennio Willian Lima Silva¹, Francisco Glaubos Nunes Clímaco²

¹Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Tocantins (IFTO)
Araguatins – TO – Brasil

²Dep. de Ciência da Computação – Universidade Federal do Maranhão (UFMA)
São Luís – MA – Brasil

ennio.silva@ifto.edu.br, francisco.glaubos@ufma.br

Abstract. *The Traffic Counter Location Problem (TCLP) is characterized by determining the number and location of traffic counting bases in transportation networks aiming to estimate origin-destination matrices. Classified as an NP-hard problem, solving it with exact methods in large-scale networks presents a very high computational cost to converge to optimality. In this context, this work proposes an approach based on the BRKGA-MP-IPR algorithm associated with three constructive heuristics to solve the TCLP. The efficacy of the algorithm was evaluated on 26 real instances mapped from the Brazilian road infrastructure. Computational experiments demonstrate that the BRKGA-MP-IPR outperformed literature metaheuristics (standard GA and BRKGA) in almost all instances and found better solutions than the exact solver CPLEX in high-density instances. These results evidence that the proposed approach is robust and promising for the TCLP.*

Resumo. *O Problema de Localização de Contadores de Tráfego (PLCT) caracteriza-se por determinar o número e a localização das bases de contagem de tráfego em redes de transporte com o objetivo de estimar matrizes de origem-destino. Classificado como um problema NP-difícil, a resolução deste problema por métodos exatos em redes de grande porte apresenta um custo computacional muito alto para a convergência à otimalidade. Neste contexto, este trabalho propõe uma abordagem baseada no algoritmo BRKGA-MP-IPR associado a três heurísticas construtivas para a solução do PLCT. A eficácia do algoritmo foi avaliada em 26 instâncias reais, mapeadas a partir da infraestrutura rodoviária brasileira. Os experimentos computacionais demonstram que o BRKGA-MP-IPR superou metaheurísticas da literatura (GA e BRKGA padrão) em quase todas as instâncias e encontrou soluções melhores que o solver exato CPLEX em instâncias de alta densidade. Estes resultados evidenciam que a abordagem proposta é robusta e promissora para o PLCT.*

1. Introdução

O Brasil é um país com dimensões continentais e, por isso, é necessária uma ampla rede articulada que interligue diferentes pontos do território nacional a fim de possibilitar o melhor deslocamento de pessoas e mercadorias. Neste universo, o modal rodoviário é o meio responsável pela maior parte desse fluxo. Sua principal vantagem é a extensão ao longo

de todos os estados brasileiros, possibilitando acessibilidade a inúmeros municípios, flexibilidade na organização das rotas e integração com outros modais. Por outro lado, a conservação e a manutenção das rodovias, bem como o alto tráfego, são grandes desafios na melhoria da logística brasileira. Adotar estratégias para a mitigação desses problemas é, portanto, uma ação de grande importância para o desenvolvimento socioeconômico do país.

Monitorar as condições do tráfego nas rodovias é uma etapa fundamental para um planejamento assertivo no que diz respeito às ações de melhoria do sistema rodoviário. A realização desta atividade, por sua vez, pode ser feita por intermédio de vários métodos. Um desses métodos consiste na instalação de contadores de tráfego nas rodovias – sensores que conseguem descrever características como o tráfego médio diário, o tráfego médio diário anual, o volume na hora pico e a distância de viagem por veículo em uma determinada região [Garber and Hoel 2014]. Além disso, esses dados viabilizam a estimativa de matrizes de origem e destino (OD), parâmetros essenciais para o planejamento e a operação eficiente dos sistemas de transporte [Karakose and İslam Diri 2025].

Devido às limitações orçamentárias das agências de tráfego e à inviabilidade de colocar contadores em cada segmento da rede brasileira de transportes rodoviários, há a necessidade de localizar os sensores em pontos estratégicos para melhorar a qualidade e a quantidade das informações coletadas. Neste contexto, emerge o Problema de Localização de Contadores de Tráfego (PLCT), que se caracteriza por determinar o número e a localização das bases de contagem de tráfego em redes de transporte, com o objetivo de estimar o fluxo de veículos entre pares de origem-destino. Considerado um problema combinatório NP-Difícil [Chen et al. 2007], uma das possíveis abordagens para a resolução do PLCT compreende enumerar todos os caminhos possíveis para cada par O-D; entretanto, este método demanda um tempo computacional muito elevado, que cresce exponencialmente em relação ao tamanho da rede.

No PLCT, busca-se selecionar um subconjunto de arestas $S \subseteq A$ para posicionamento de contadores, de modo que, para cada par O-D $(i, j) \in W$, não exista caminho entre i e j no grafo residual $G(N, A \setminus S)$. Equivalentemente, exige-se que todo caminho entre i e j contenha ao menos uma aresta instrumentada. Assim, a solução caracteriza-se como um conjunto de arestas cuja remoção desconecta todos os pares O-D considerados.

As metaheurísticas têm-se apresentado como técnicas que conseguem entregar boas soluções de forma computacionalmente eficiente. A saber, técnicas como Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP) [LIMA 2018], Clustering Searching (CS) [Silva et al. 2019] [Monteiro et al. 2019] e Algoritmo Genético [Chen et al. 2007] têm sido utilizadas para a solução do PLCT. Mais recentemente, [Clímaco et al. 2019] propuseram a utilização de um algoritmo genético com chaves aleatórias viciadas (BRKGA, do inglês *Biased Random-key Genetic Algorithm*) em associação com três heurísticas construtivas apresentadas por [González Silva et al. 2016].

Dessa forma, este artigo tem como objetivo propor um algoritmo baseado no BRKGA-MP-IPR, aplicado ao problema de localização de contadores de tráfego em redes de transporte, e compará-lo com os demais algoritmos descritos na literatura. O restante do artigo está organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta a definição matemática do problema. As Seções 3 e 4 descrevem o BRKGA-MP-IPR e sua aplicação ao PLCT.

Na Seção 5, são detalhados os experimentos e discutidos os resultados. Por fim, a Seção 6 reúne as considerações finais.

2. Definição matemática do problema

Uma rede de transporte rodoviário pode ser representada como um grafo não direcionado $G = (N, A)$, no qual N é um conjunto de nós e A é o conjunto de segmentos (ou arestas) da rede. O fluxo de veículos ocorre estritamente entre pares de origem-destino (O-D), os quais compõem o conjunto W . Define-se cada par $w = (i, j) \in W$ pela sua origem $i \in N$ e destino $j \in N$. A premissa de conectividade do grafo assegura a existência de, no mínimo, um caminho viável para todo par $w \in W$.

Para o monitoramento da rede, o Problema de Localização de Contadores de Tráfego pode ser classificado como um problema clássico de cobertura em Programação Linear Inteira (PLI). A variável de decisão de alocação é estritamente binária, definida como $x_a \in \{0, 1\}$ para todo $a \in A$, assumindo valor 1 caso a aresta a seja instrumentada com um sensor e 0 na sua ausência.

Adotando o princípio de observabilidade topológica estruturado por [Yang et al. 2006], o objetivo da modelagem é interceptar a totalidade dos fluxos O-D utilizando o menor contingente possível de equipamentos. A formulação matemática do problema é apresentada na Equação 1:

$$\min \sum_{a \in A} x_a \quad (1)$$

sujeito a:

$$\sum_{a \in A} \delta_{ra}^w x_a \geq 1 \quad r \in R_w, w \in W \quad (2)$$

$$x_a \in \{0, 1\} \quad a \in A \quad (3)$$

Neste modelo, R_w consiste no conjunto de todas as rotas associadas a um par O-D w . A relação de incidência aresta-caminho é controlada pelo parâmetro δ_{ra}^w , que assume o valor 1 se a aresta a integra a rota $r \in R_w$, e 0 caso contrário. A Função Objetivo expressa em (1) minimiza os custos de instrumentação da rede. O conjunto de restrições de cobertura (2) garante que todo trajeto viável de qualquer par O-D seja obrigatoriamente seccionado por pelo menos um contador. Por fim, a restrição (3) impõe o domínio binário ao espaço de soluções.

3. BRKGA-MP-IPR

O BRKGA-MP-IPR, do inglês *Multi-Parent Biased Random-Key Genetic Algorithm with Implicit Path-Relinking*, é uma variação do BRKGA na qual é empregada uma técnica de seleção de múltiplos pais para a geração de uma nova descendência e realizada uma variante da busca local *Path-Relink*, denominada *Implicit Path-Relinking* (IPR), com o intuito de aprimorar as soluções encontradas.

Para entender mais claramente o BRKGA-MP-IPR, os conceitos de BRKGA, BRKGA-MP e IPR são introduzidos separadamente.

3.1. BRKGA

De uma forma geral, nos Algoritmos Genéticos, cada indivíduo ou cromossomo da população representa uma solução viável para um problema específico. A qualidade é medida por uma função objetivo e a busca é realizada ao longo de um determinado número de gerações. Dois operadores tradicionais do AG são o cruzamento e a mutação. No primeiro, procura-se obter uma solução de boa qualidade por meio da combinação de duas soluções da população e, no último, visando acrescentar diversidade à busca, é feita a modificação de um ou mais alelos do indivíduo.

AGs tradicionais costumam ter dificuldade em manter uma solução viável após as operações de cruzamento e mutação e, por isso, [Bean 1994] propôs o Algoritmo Genético com Chaves Aleatórias (ou RKGA, do inglês *Random-key genetic algorithms*). Neste método, os cromossomos são representados como vetores de números decimais pertencentes ao intervalo $[0,1]$ e um algoritmo determinístico, denominado *decoder*, recebe um vetor de chaves e o associa a uma solução do problema em questão. Deste modo, a representação por chaves aleatórias permite a elaboração de operadores que são independentes do problema abordado.

O algoritmo BRKGA (*Biased Random-key Genetic Algorithm*) é uma variante do RKGA e tem sido alvo de diversos estudos na literatura nos últimos anos [Gonçalves et al. 2014, Pinto et al. 2018, Guerriero et al. 2026].

3.2. BRKGA-MP

Uma extensão natural do BRKGA padrão é aumentar a quantidade de indivíduos para a combinação. Esta variante é denominada *Multi-Parent Biased Random-Key Genetic Algorithm* (BRKGA-MP) e seleciona π_t pais, dos quais π_e pertencem à classe elite e $\pi_t - \pi_e$ pertencem à classe não-elite. A utilização de múltiplos pais é uma tentativa de elevar a qualidade das soluções, mantendo a diversidade da população.

3.3. Implicit Path-Relinking

O *Path-Relinking*, ou Reconexão por Caminhos, é uma técnica de otimização que visa intensificar a busca sobre regiões próximas às soluções de alta qualidade já encontradas [Glover 1998]. Para tal, o algoritmo inicia computando a diferença simétrica entre duas soluções. A diferença simétrica é a quantidade de movimentos necessários para sair da solução inicial e chegar à solução guia. Deste modo, um caminho de soluções é gerado ligando a solução inicial à solução guia, e a melhor solução encontrada no percurso é retornada pelo algoritmo.

Vários trabalhos têm utilizado o *Path-Relinking* com sucesso [Souffriau et al. 2010, Resende et al. 2010, Ribeiro and Resende 2012]. Algo em comum nos métodos de otimização que utilizam o *Path-Relinking* é que o procedimento é implementado em torno do problema [Andrade et al. 2021]. Por outro lado, o IPR constrói o caminho utilizando a função *decoder* para mapear os vetores intermediários no espaço de solução, separando o espaço do problema e o espaço da solução. O IPR reduz consideravelmente o tempo de pesquisa e desenvolvimento, assim como fornece uma hibridização robusta para qualquer algoritmo genético que utiliza chaves aleatórias, como o BRKGA [Andrade et al. 2021].

Para a aplicação do mecanismo de intensificação *Implicit Path-Relinking* (IPR), é fundamental definir uma métrica de distância capaz de quantificar a dissimilaridade entre duas soluções. Neste trabalho, como a decodificação de um indivíduo resulta na seleção de um subconjunto de arestas $S \subseteq A$ para a instalação dos contadores de tráfego, a distância entre duas soluções foi calculada com base na Distância de *Hamming*.

No contexto prático do PLCT, esta métrica é estritamente equivalente à cardinalidade da diferença simétrica entre os conjuntos de arestas de duas soluções decodificadas. Sejam S_1 e S_2 os conjuntos de arestas monitoradas correspondentes a duas soluções distintas; a distância $d(S_1, S_2)$ é dada pela Equação 4:

$$d(S_1, S_2) = |S_1 \Delta S_2| = |(S_1 \cup S_2) \setminus (S_1 \cap S_2)|, \quad (4)$$

em que $S_1 \Delta S_2$ denota a diferença simétrica entre os dois conjuntos.

Desta forma, a distância representa exatamente o número de contadores que precisariam ser adicionados ou removidos para transformar a topologia da solução S_1 na configuração da solução guia S_2 . Esta formulação formal garante que o algoritmo avalie corretamente o grau de dispersão das soluções e avance de forma consistente e calculada no espaço de busca durante o processo de *path-relinking*, evitando assim a estagnação prematura em ótimos locais.

4. BRKGA-MP-IPR aplicado ao PLCT

Até onde se pôde verificar, não foram identificados trabalhos que apliquem especificamente o BRKGA-MP-IPR ao Problema de Localização de Contadores de Tráfego. Essa verificação baseou-se em buscas bibliográficas por combinações de termos como “BRKGA-MP-IPR”, “biased random-key genetic algorithm”, “implicit path-relinking”, “traffic counter location” e “sensor location” em bases e mecanismos de busca acadêmicos amplamente utilizados, bem como na inspeção das referências dos estudos mais próximos ao tema. Nesse contexto, a aplicação do BRKGA-MP-IPR ao PLCT configura-se como uma alternativa ainda pouco explorada na literatura.

Neste trabalho, foi utilizado o framework BRKGA-MP-IPR disponibilizado por [Andrade et al. 2021], que gerencia automaticamente a população e seu respectivo processo de evolução. Nesta seção, por conseguinte, são descritos os procedimentos para a geração da população inicial, a codificação da solução, bem como a decodificação desta.

4.1. Geração da População Inicial

Sabe-se que, por padrão, a população inicial do BRKGA-MP-IPR é gerada de forma aleatória. No entanto, no PLCT, indivíduos aleatórios tendem a produzir soluções inviáveis ou de baixa qualidade. Assim, para induzir viabilidade e diversidade, parte da população inicial foi construída por três heurísticas construtivas (C1–C3) descritas em [González Silva et al. 2016] e também empregadas em [Clímaco et al. 2019].

A heurística C1 é baseada em um limite superior associado ao fluxo máximo: para cada par O–D k , identifica-se o extremo (origem ou destino) com o menor número de arestas incidentes, e essas arestas são inseridas no conjunto solução.

A heurística C2 constrói a solução iterativamente por geração de caminhos: para cada par O–D, obtém-se um caminho por busca em largura, escolhe-se aleatoriamente

uma aresta desse caminho para receber um contador e remove-se essa aresta do grafo, repetindo-se o procedimento até que não exista mais caminho entre origem e destino.

Por fim, a heurística C3 utiliza separação sucessiva por corte mínimo: seleciona-se um par O–D, calcula-se um corte mínimo para separar origem e destino e adicionam-se as arestas do corte à solução; em seguida, removem-se do conjunto W todos os pares que tenham sido separados direta ou indiretamente, repetindo-se até que todos os pares sejam separados.

Para integrar as soluções construtivas ao BRKGA-MP-IPR, cada heurística produz um conjunto de arestas $S \subseteq A$. Em seguida, constrói-se um cromossomo $x \in [0, 1]^{|A|}$ atribuindo-se, para cada aresta $e \in A$, $x_e \sim U(0.5, 1)$ se $e \in S$, e $x_e \sim U(0, 0.5)$ caso contrário. Essa estratégia preserva a solução construída pela heurística após o limiar de decodificação e, ao mesmo tempo, introduz diversidade intraclasse entre indivíduos originados da mesma heurística.

4.2. Codificação e decodificação da solução

No framework do BRKGA, a solução do PLCT é codificada como um vetor x contendo n chaves aleatórias, em que n é o número de arestas candidatas da rede. Cada chave $x_i \in [0, 1)$ está associada a uma aresta $i \in A$.

A etapa de decodificação transforma o vetor x em uma solução prática (um conjunto de contadores) e avalia sua qualidade. A regra de extração consiste em selecionar uma aresta i para receber um contador de tráfego caso sua respectiva chave atenda à condição $x_i > 0.5$. O subconjunto formado por todas as arestas selecionadas é denotado por S , de modo que o custo numérico da solução corresponde ao número de contadores instalados ($cost = |S|$).

Após a definição de S , o decodificador verifica a viabilidade da solução, ou seja, se o conjunto de contadores escolhido é capaz de interceptar o fluxo de todos os pares Origem-Destino (O-D). Para isso, as arestas monitoradas são temporariamente suprimidas do grafo original, gerando o subgrafo $G' = G(N, A \setminus S)$. Em seguida, para cada par O-D $k \in W$, executa-se uma Busca em Largura (BFS) em G' . Se a busca encontrar qualquer caminho viável para algum par, conclui-se que há fluxo não monitorado, tornando a solução inviável ($inviavel \leftarrow 1$). Caso o fluxo de todos os pares seja devidamente interrompido no subgrafo, a solução é declarada viável ($inviavel \leftarrow 0$).

Por fim, a função de avaliação (*fitness*) a ser minimizada pelo algoritmo é calculada pela Equação 5, que contabiliza o custo real da rede e penaliza fortemente configurações que não cobrem todo o fluxo:

$$fitness(x) = (inviavel \times punicao) + custo, \quad (5)$$

em que *punicao* é uma constante de penalização de alto valor (por exemplo, 9999). O procedimento completo de decodificação é resumido no Algoritmo 1.

Algoritmo 1: *AvaliaSolucao* ($x, W, G(N, A)$)

```

início
     $punicao \leftarrow 9999$ ;
     $inviavel \leftarrow 0$ ;
     $S \leftarrow \emptyset$ ;
    /* Mapeamento vetor-solução */
    para  $i \leftarrow 1$  to  $n$  faça
        se  $x_i > 0.5$  então
             $S \leftarrow S \cup \{i\}$ ;
    /* Verificação de viabilidade */
     $G' \leftarrow G(N, A \setminus S)$ ;
    para  $w \in W$  faça
         $caminho \leftarrow \text{BFS}(G', w)$ ;
        se  $|caminho| > 0$  então
             $inviavel \leftarrow 1$ ;
            break;
    /* Cálculo do Fitness */
     $custo \leftarrow |S|$ ;
    retorne  $(inviavel \times punicao) + custo$ ;
    
```

5. Experimentos e resultados

Para garantir a comparabilidade, as metaheurísticas foram executadas sob o mesmo critério de parada: um limite máximo de *max_gen* gerações, sem reinicializações adicionais além das previstas no framework. Para cada instância, cada método foi executado com 10 sementes distintas.

Para a validação da abordagem descrita neste trabalho, foram utilizadas 26 instâncias reais, extraídas da base rodoviária georreferenciada brasileira, disponibilizada pelo Departamento Nacional de Infraestrutura de Transportes (DNIT). Cada uma dessas instâncias representa um estado brasileiro. Neste cenário, os municípios representam os pares O-D e as rodovias estaduais e federais representam as arestas da rede. A Tabela 1 apresenta as principais características das instâncias utilizadas no problema. A saber, $|N|$ representa a quantidade de nós e $(|A|)$ a quantidade de arestas. $|W|$, por sua vez, diz respeito à quantidade de pares O-D.

Tabela 1. Características das instâncias

Instância	 N 	 A 	 O-D
AC	61	84	190
AL	169	219	4656
AM	74	77	666
AP	52	77	78
BA	812	1113	77815
CE	401	612	15576
ES	283	394	2775
GO	799	1165	28920
MA	257	355	13203
MG	1474	1917	322003
MS	343	497	2850
MT	711	1069	9730
PA	289	370	7381
PB	384	480	22578
PE	362	472	14706
PI	405	550	22366
PR	780	1083	72390
RJ	502	721	3655
RN	333	433	12720
RO	185	258	1225
RR	75	97	78
RS	675	859	76245
SC	481	604	35245
SE	183	248	2701
SP	1280	1683	183315
TO	372	524	8911

Para a implementação do algoritmo descrito neste trabalho, desenvolveu-se um protótipo em C/C++, utilizando a estrutura de código do framework de [Andrade et al. 2021] para padronizar a leitura das instâncias, a organização dos operadores e a instrumentação dos experimentos. O ambiente para a execução dos experimentos foi um notebook Intel Core(TM) 13th Gen Intel® Core™ i7-13620H com 32 GB de RAM e sistema operacional Ubuntu 24.04.4 LTS 64-bits.

Para efeitos de comparação, nas Tabelas 2, 3 e 4 são apresentados os parâmetros utilizados no algoritmo genético proposto em [Chen et al. 2007], no BRKGA proposto em [Clímaco et al. 2019] e no BRKGA-MP-IPR empregado neste trabalho. É importante ressaltar que esses dados do AG e do BRKGA foram extraídos de [Clímaco et al. 2019].

Tabela 2. Parâmetros do Algoritmo Genético

Parâmetro	Valor
Tamanho da população	150
Quantidade de novos indivíduos por geração	50
Taxa de elitismo	0.08
Taxa de mutação	0.02
Número de gerações	250

Tabela 3. Parâmetros utilizados no BRKGA

Parâmetro	Significado	Valor
p	Número de indivíduos.	100
max_gen	Número de gerações	200
p_e	Fração da população para o conjunto elite	0.30
p_m	Fração da população trocada por mutantes	0.20
rho_e	Probabilidade da descendência herdar um gene de indivíduo elite	0.70

Tabela 4. Parâmetros utilizados no BRKGA-MP-IPR

Parâmetro	Significado	Valor
p	Número de indivíduos.	100
max_gen	Número de gerações	200
p_e	Fração da população para o conjunto elite	0.30
p_m	Fração da população trocada por mutantes	0.20
π_t	Número de pais para o cruzamento	3
π_e	Número de pais da classe elite para o cruzamento	2
sel	Seleção do indivíduo	random elite
cp	Número de pares de indivíduos a serem testados	5
md	Distância mínima entre os cromossomos	5
typ	Tipo do Path-relinking	direct

Para calibrar os parâmetros adotados neste trabalho, foram realizados testes preliminares em um subconjunto correspondente a 1/3 das instâncias, escolhidas de forma aleatória. Essa estratégia visa reduzir o custo computacional da etapa de calibração e, ao mesmo tempo, evitar o ajuste excessivo (*overfitting*) a um conjunto específico, preservando as instâncias restantes para uma avaliação imparcial. Após a definição dos parâmetros, para fins de comparação com os demais algoritmos da literatura, cada instância foi executada com sementes randômicas de 1 a 10, conforme [Clímaco et al. 2019]. Em [Clímaco et al. 2019], os valores do *solver* matemático CPLEX foram obtidos com um limite de 3600 segundos, fato que não garante a otimalidade.

A Tabela 5 apresenta o desempenho comparativo dos algoritmos da literatura (CPLEX, GA e BRKGA) em relação ao método proposto (BRKGA-MP-IPR). Para cada instância e método, é dada a melhor solução encontrada (MS) e, no caso das metaheurísticas, a média das soluções obtidas ao longo de 10 execuções independentes (MI), avaliando assim tanto a capacidade de exploração quanto a estabilidade dos algoritmos.

Tabela 5. Comparação entre CPLEX, GA, BRKGA e BRKGA-MP-IPR

Ins.	CPLEX	GA		BRKGA		BRKGA-MP-IPR	
	MS	MS	MI	MS	MI	MS	MI
AC	30	30	30,0	30	30,0	30	30,0
AL	137	137	137,0	137	137,8	137	137,4
AM	39	39	39,0	39	39,0	39	39,0
AP	22	22	22,0	22	22,0	22	22,0
BA	630	645	646,6	632	634,4	631	633,1
CE	331	337	340,2	332	333,6	331	332,1
ES	144	148	150,3	145	145,0	145	144,7
GO	483	496	503,0	474	480,4	474	475,2
MA	250	250	250,0	250	250,0	250	250,0
MG	1133	1136	1153,9	1129	1133,8	1126	1127,9
MS	152	158	160,1	154	155,6	152	152,6
MT	313	329	335,3	311	315,0	312	313,4
PA	174	178	179,1	174	174,8	174	174,0
PB	296	296	296,4	296	296,0	296	296,0
PE	252	255	256,2	253	253,0	253	253,0
PI	316	322	323,8	316	317,6	316	317,1
PR	599	616	617,1	602	606,8	601	602,1
RJ	169	167	169,4	176	179,3	166	167,3
RN	233	238	238,6	233	233,0	233	233,0
RO	88	88	90,8	88	88,8	88	88,2
RR	19	19	19,0	19	19,0	19	19,0
RS	545	549	549,8	546	546,8	546	546,6
SC	371	373	374,1	371	371,0	371	371,0
SE	112	112	114,5	112	112,8	112	112,0
SP	885	909	924,4	880	888,8	879	881,1
TO	232	241	242,8	234	232,0	231	232,6

Os resultados indicam que o BRKGA-MP-IPR apresentou um desempenho bastante consistente. Na comparação com o BRKGA tradicional e com o GA, a abordagem proposta atingiu valores de MS iguais ou melhores em 25 das 26 instâncias analisadas. A única exceção foi a instância MT, na qual o BRKGA padrão encontrou uma solução ligeiramente melhor (311 contra 312 contadores) e, ainda assim, o BRKGA-MP-IPR superou o limite superior reportado pelo CPLEX nessa instância (312 contra 313), mantendo sua vantagem em relação ao solver exato. Considerando a métrica de média (MI), o BRKGA-MP-IPR também se destacou, superando as versões anteriores na maioria dos casos e sugerindo uma convergência mais estável.

Outro ponto relevante é o comportamento da metaheurística quando comparada ao modelo exato resolvido pelo CPLEX. Em instâncias maiores e com alta complexidade combinatória – especialmente MG, RJ, SP e TO – o solver não alcançou a otimalidade em tempo viável (3600 segundos) e permaneceu em soluções subótimas. Nessas situações, o BRKGA-MP-IPR obteve resultados melhores do que os limites superiores reportados pelo CPLEX (por exemplo, 879 contra 885 em SP, e 1126 contra 1133 em MG), o que

reforça o potencial do algoritmo para lidar com redes de transporte reais mais densas.

Esse ganho de qualidade e de estabilidade pode ser explicado pela própria arquitetura do método. O cruzamento multiparental contribui para explorar o espaço de busca de forma mais ampla, enquanto a intensificação via *Implicit Path-Relinking* (IPR) atua como uma busca local mais direcionada, explorando caminhos entre soluções promissoras e reduzindo a chance de estagnação em ótimos locais. Nas instâncias em que ainda se observou alguma variância (como em MT), ajustes nos critérios de parada ou o aumento do número de gerações sem melhoria podem ajudar a aproximar ainda mais o algoritmo do ótimo global.

6. Conclusões

Neste trabalho, foi proposto o uso do BRKGA-MP-IPR combinado a três heurísticas construtivas [Clímaco et al. 2019, González Silva et al. 2016] para a geração da população inicial. A abordagem foi avaliada em 26 instâncias reais, correspondentes aos estados brasileiros.

Os experimentos indicam que o BRKGA-MP-IPR apresenta desempenho consistente. Na comparação com o BRKGA tradicional e com o GA, a abordagem proposta obteve valores de MS iguais ou melhores em 25 das 26 instâncias, com exceção de MT, em que o BRKGA padrão apresentou uma solução ligeiramente superior. Além disso, em instâncias de maior porte nas quais o CPLEX não atingiu a otimalidade no tempo previamente estabelecido de 3600 segundos (por exemplo, MG, RJ, SP e TO), o BRKGA-MP-IPR alcançou soluções melhores do que os limites superiores reportados, reforçando sua adequação para cenários reais mais densos.

De forma geral, os resultados sugerem que a combinação do cruzamento multiparental com a intensificação via *Implicit Path-Relinking* contribui para maior estabilidade e qualidade das soluções. Como trabalhos futuros, pretende-se aprofundar a calibração de parâmetros (por exemplo, critérios de parada e número de gerações) e investigar a integração com outras estratégias de intensificação e heurísticas construtivas, visando aproximar as soluções do ótimo em instâncias mais desafiadoras.

Referências

- Andrade, C. E., Toso, R. F., Gonçalves, J. F., and Resende, M. G. (2021). The multi-parent biased random-key genetic algorithm with implicit path-relinking and its real-world applications. *European Journal of Operational Research*, 289(1):17 – 30.
- Bean, J. C. (1994). Genetic algorithms and random keys for sequencing and optimization. *ORSA journal on computing*, 6:154–160.
- Chen, A., Pravinvongvuth, S., Chootinan, P., Lee, M., and Recker, W. (2007). Strategies for selecting additional traffic counts for improving o-d trip table estimation. *Transportmetrica*, 3:191 – 211.
- Clímaco, G., Gonzalez, P. H., Ribeiro, G. M., Mauri, G. R., and Simonetti, L. (2019). A biased random-key genetic algorithm for the traffic counting location problem. In *2019 8th Brazilian Conference on Intelligent Systems (BRACIS)*, pages 275–280.
- Garber, N. J. and Hoel, L. A. (2014). *Traffic and highway engineering*. Cengage Learning,.

- Glover, F. (1998). A template for scatter search and path relinking. In Hao, J.-K., Lutton, E., Ronald, E., Schoenauer, M., and Snyers, D., editors, *Artificial Evolution*, pages 1–51, Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg.
- González Silva, P. H., Clímaco, G., Simonetti, L., Gomes, H., and Ribeiro, G. (2016). Heurísticas para o problema de localização de contadores de tráfego em redes de transporte. In *Anais do XXX ANPET*.
- Gonçalves, J. F., Resende, M. G., and Toso, R. F. (2014). AN EXPERIMENTAL COMPARISON OF BIASED AND UNBIASED RANDOM-KEY GENETIC ALGORITHMS. *Pesquisa Operacional*, 34:143 – 164.
- Guerriero, F., Macrina, G., Mosca, V., Scalzo, E., and Di Puglia Pugliese, L. (2026). Smart routing for perishable products: A multi objective brkga-based decoder ensuring quality and sustainability. *Procedia Computer Science*, 277:2085–2094. 7th International Conference on Industry of the Future and Smart Manufacturing (former International Conference on Industry 4.0 and Smart Manufacturing).
- Karakose, G. and İslam Diri (2025). A path-free modelling approach for the traffic counting location problem. *Computers Industrial Engineering*, 204:111079.
- LIMA, I. L. C. (2018). Meta-Heurística GRASP aplicada ao problema de localização de contadores de tráfego. Monografia (Bacharel em Ciência da Computação), UFMA (Universidade Federal do Maranhão), São Luís, Brasil.
- Monteiro, R. C., Mauri, G. R., Boeres, M. C. S., Ribeiro, G., Filho, R., Júnior, N., and Abramides, C. (2019). Variações da meta-heurística cs para resolução de um problema de localização de contadores de tráfego. *SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL*.
- Pinto, B. Q., Ribeiro, C. C., Rosseti, I., and Plastino, A. (2018). A biased random-key genetic algorithm for the maximum quasi-clique problem. *European Journal of Operational Research*, 271(3):849 – 865.
- Resende, M. G., Martí, R., Gallego, M., and Duarte, A. (2010). Grasp and path relinking for the max–min diversity problem. *Computers & Operations Research*, 37(3):498–508.
- Ribeiro, C. C. and Resende, M. G. (2012). Path-relinking intensification methods for stochastic local search algorithms. *Journal of heuristics*, 18(2):193–214.
- Silva, P., Clímaco, G., Mauri, G., Vieira, B. S., Ribeiro, G. M., Filho, R. O., Simonetti, L., Perim, L. R., and Hoffmann, I. C. S. (2019). New approaches for the traffic counting location problem. *Expert Syst. Appl.*, 132:189–198.
- Souffriau, W., Vansteenwegen, P., Vanden Berghe, G., and Van Oudheusden, D. (2010). A path relinking approach for the team orienteering problem. *Computers and Operations Research*, 37(11):1853 – 1859. Metaheuristics for Logistics and Vehicle Routing.
- Yang, H., Yang, C., and Gan, L. (2006). Models and algorithms for the screen line-based traffic-counting location problems. *Computers & Operations Research*, 33:836–858.