

RESOLUÇÃO DE UM PROBLEMA DE ROTEAMENTO EM ARCOS COM DEPENDÊNCIA DE TEMPO SOB DINÂMICAS DE TRÁFEGO DISTINTAS

Franklin A. Krukoski

PPGMNE, Universidade Federal do Paraná - UFPR
Av. Cel. Francisco H. dos Santos 100, Jardim das Américas, Curitiba - PR
franklin.krukoski@ufpr.br

Arinei C. L. Silva

PPGMNE, Universidade Federal do Paraná - UFPR
Av. Cel. Francisco H. dos Santos 100, Jardim das Américas, Curitiba - PR
arinei@ufpr.br

Carise E. Schmidt

LABICON, Instituto Federal de Santa Catarina - IFSC
Avenida Nereu Ramos 3450D, Bairro Seminário, Chapecó, SC
carise.schmidt@ifsc.edu.br

RESUMO

Este artigo investiga o comportamento de uma abordagem meta-heurística na resolução do Problema do Carteiro Rural ao Vento com Dependência de Tempo, quando sujeita a diferentes padrões de tráfego. Este problema considera tempos de deslocamento variáveis conforme a direção e o momento em que a travessia é executada. Para refletir dinâmicas de tráfego distintas, são geradas classes de instâncias. Uma heurística construtiva é usada para gerar soluções iniciais, enquanto uma abordagem adaptativa, estruturada em algoritmos genéticos com chaves aleatórias viciadas, busca otimizá-la. Para cada classe de instâncias, a melhoria gerada na qualidade da solução é avaliada, usando testes não paramétricos. Diferenças significativas são encontradas entre os diferentes padrões de tráfego. Em condições mais adversas de tráfego, a abordagem meta-heurística conseguiu gerar uma melhoria maior sobre a solução inicial.

PALAVRAS CHAVE. Roteamento em Arcos, Congestionamento de Tráfego, Meta-heurísticas

Tópicos: MH - Meta-heurísticas. L&T - Logística e Transportes. OD - Otimização Discreta.

ABSTRACT

This paper investigates the behavior of a metaheuristic approach in solving the Time-Dependent Windy Rural Postman Problem when subjected to different traffic patterns. This problem considers variable travel times according to the direction and time the crossing is performed. In order to reflect distinct traffic dynamics, classes of instances are generated. A constructive heuristic is used to generate initial solutions, while an adaptive approach, structured in genetic algorithms with biased random keys, seeks to optimize it. For each class of instances, the improvement generated in the quality of the solution is evaluated using nonparametric tests. Significant differences are found

between the different traffic patterns. In more adverse traffic conditions, the metaheuristic approach managed to generate a greater improvement over the initial solution.

KEYWORDS. Arc Routing, Traffic Congestion, Metaheuristics.

Paper topics: MH - Metaheuristics. L&T - Logistics and Transportation. DO - Discrete Optimization.

1. Introdução

Gerando expressivos prejuízos econômicos, o congestionamento do tráfego em áreas densamente populosas eleva os custos operacionais e logísticos de empresas, principalmente por conta do aumento no tempo de deslocamento e no consumo de combustível [Speranza, 2018]. Diante disso, aplicações do mundo real que são afetadas pelas variações na dinâmica do tráfego e por restrições no horário de atendimento dependem de modelos de roteamento realistas para gerar soluções eficientes [Afrin e Yodo, 2020].

Neste estudo, o Problema do Carteiro Rural ao Vento com Dependência de Tempo (do inglês, *Time Dependent Windy Rural Postman Problem* - TD-WRPP) [Krukoski, 2025] é abordado. Ele incorpora características importantes do Problema do Carteiro Rural [Orloff, 1974; Eiselt et al., 1995b], e generaliza o Problema do Carteiro ao Vento [Win, 1989; Eiselt et al., 1995a] ao considerar custos de deslocamento variáveis, que refletem as flutuações nas condições de tráfego. O Problema do Carteiro Rural ao Vento (do inglês, *Windy Rural Postman Problem* - WRPP) tem por objetivo encontrar o caminho fechado mais curto para atender a uma rede de arestas, com os custos que variam conforme o sentido da travessia. Já o TD-WRPP leva em conta a dependência do tempo, ou seja, o custo de travessia de uma aresta é mensurado pelo tempo de deslocamento, e este tempo é variável ao longo do horizonte de planejamento. Assim, o objetivo do TD-WRPP é encontrar o caminho fechado mais rápido para atender a um subconjunto de arestas em uma rede, com custos de travessia variáveis conforme a direção e o horário que ela é executada.

Nos modelos tradicionais do WRPP, a natureza dinâmica do tráfego não é considerada e a questão é abordada apenas do ponto de vista da distância percorrida [Corberán et al., 2020]. Essa é uma abordagem simplista, especialmente em um contexto urbano e em um cenário onde há, cada vez mais, disponibilidade de dados de tráfego [Bast et al., 2016]. Os avanços em modelos com dependência de tempo [Gendreau et al., 2015; Vidal et al., 2021] tornam não apenas possível, mas necessária, a consideração de dinâmicas realistas na otimização de operações logísticas urbanas.

Devido à complexidade do WRPP, tanto abordagens exatas quanto heurísticas são utilizadas [Benavent et al., 2005]. Enquanto métodos exatos podem garantir a otimalidade para instâncias menores, seu elevado custo computacional limita a sua utilização em instâncias maiores. Para esses casos, as abordagens heurísticas e meta-heurísticas são uma alternativa para a geração de soluções de qualidade, e em tempo computacionalmente viável. Entre essas possíveis abordagens está o A-BRKGGA (do inglês, *Adaptive Biased Random Key Genetic Algorithm*), uma meta-heurística que utiliza algoritmos genéticos com chaves aleatórias viciadas para explorar o espaço de soluções [Chaves et al., 2018].

Conforme observado em [Krukoski, 2025], para o problema em estudo, a inclusão de soluções iniciais de qualidade, geradas por uma heurística construtiva, contribui para o resultado tanto do modelo matemático como da meta-heurística A-BRKGGA. Ela fornece um ponto de partida viável e de qualidade, auxiliando na geração de limitantes inferiores para instâncias maiores e permitindo uma convergência mais rápida do algoritmo meta-heurístico. Apesar dos avanços recentes na incorporação da dependência de tempo em problemas de roteamento em arcos [Tan e Sun, 2011; Calogiuri et al., 2019; Xin et al., 2021; Vidal et al., 2021], ainda se observa uma carência de estudos que investiguem sistematicamente como uma abordagem de solução responde a diferentes padrões de tráfego (por exemplo, variações na intensidade e duração de picos de congestionamento), ou seja, se isso influencia o desempenho e a qualidade da solução gerada pelo algoritmo.

Diante dessa lacuna, este trabalho busca realizar uma investigação preliminar, com o objetivo de analisar o comportamento da melhoria gerada por uma abordagem de solução para o TD-WRPP, em dinâmicas de tráfego distintas. Para isso, foi gerado um conjunto de instâncias, projetadas com padrões de tráfego variados e realistas, incluindo cenários com picos acentuados

e períodos de fluxo mais constante. Elas são usadas para comparar sistematicamente as soluções geradas pelo A-BRKGA em relação à solução inicial fornecida. Nesse comparativo, uma análise estatística rigorosa é aplicada e, a partir dos resultados gerados, busca-se fornecer *insights* sobre o comportamento da abordagem frente aos cenários explorados.

A partir deste ponto, o artigo está organizado da seguinte forma. A Seção 2 define formalmente o TD-WRPP e descreve os algoritmos de solução aplicados. Na Seção 3, são detalhadas a configuração experimental, incluindo a geração das novas instâncias, e a metodologia estatística aplicada. A Seção 4 fornece e discute os resultados computacionais e estatísticos. Por fim, na Seção 5 são apresentadas as conclusões.

2. Definição do problema e abordagens de solução

Inicialmente, considere a definição do WRPP, descrita por Benavent et al. [2005]. Seja $G' = (V, E)$ um grafo não direcionado e conexo, onde V representa um conjunto de vértices e E representa um conjunto de arestas. A cada aresta $\{i, j\} \in E$ estão associados dois custos não negativos, d_{ij} e d_{ji} . Eles representam, respectivamente, o custo de percorrer a aresta partindo de i em direção a j , ou saindo de j para i . Seja E_R um subconjunto de arestas de E que demanda atendimento, denominadas arestas requeridas. O objetivo do WRPP é encontrar um passeio fechado de custo mínimo que percorra todas as arestas em E_R pelo menos uma vez.

Partindo dessa definição, considere agora que os dois custos (d_{ij} e d_{ji}), associados a cada aresta $\{i, j\} \in E$ não são fixos, mas variam conforme o momento em que a aresta é percorrida [Krukowski, 2025]. Para modelar essa variação no TD-WRPP, o horizonte de planejamento é discretizado em intervalos. Seja H o conjunto de intervalos de tempo que compõe o horizonte de planejamento. Em cada intervalo $h \in H$, assume-se velocidade constante. Assim, o custo de travessia de uma aresta é dado pelo tempo que essa travessia demanda, o que varia não apenas conforme o sentido da travessia, mas também conforme o intervalo de tempo a ela associado. Dessa forma, sejam d_{ij}^h e d_{ji}^h os custos de travessia de uma aresta $\{i, j\} \in E$ no intervalo $h \in H$. Assim, o TD-WRPP [Krukowski, 2025] busca determinar um caminho fechado de tempo mínimo, que inicia e finaliza em um depósito, e que atenda um subconjunto pré-definido de arestas requeridas, independente do sentido do atendimento.

Uma solução para o TD-WRPP é um caminho fechado que parte do depósito no início do horizonte de planejamento, inclui todas as arestas requeridas pelo menos uma vez, e retorna ao depósito. Para conectar duas arestas requeridas, pode ser necessário incluir arestas não requeridas. Além disso, durante o percurso, não são permitidas paradas.

2.1. Heurística construtiva e meta-heurística A-BRKGA

Para obter uma solução factível rapidamente, é utilizada uma heurística construtiva denominada H1, que foi adaptada de [Benavent et al., 2007], conforme detalhado em [Krukowski, 2025]. O processo inicia com a contração de agrupamentos de arcos requeridos adjacentes, denominados *R-sets*, em vértices. Em seguida, é obtida uma árvore geradora mínima que conecta esses vértices. Um problema de emparelhamento de custo mínimo é então resolvido para conectar os vértices de grau ímpar, tornando o grafo conectado, simétrico e contendo todos os arcos requeridos. Posteriormente, os arcos são orientados com base no custo médio entre todos os intervalos de tempo. Um problema de fluxo de custo mínimo é aplicado para balancear os graus de entrada e saída de cada vértice. O resultado desse problema é então convertido em um caminho euleriano, considerando os custos dependentes de tempo para determinar a sequência final. Esta solução heurística é usada como solução inicial na abordagem meta-heurística, servindo como um limitante superior.

O A-BRKGA, definido por [Chaves et al., 2018], é uma meta-heurística evolucionária, com parâmetros auto-adaptativos, que otimiza soluções representadas como sequências de chaves aleatórias. A partir de uma população inicial de soluções, o algoritmo, iterativamente, melhora essa

população por meio de um processo evolutivo, onde a qualidade de cada indivíduo é avaliada de acordo com seu *fitness*. O processo evolutivo compreende a seleção de indivíduos da elite, o cruzamento entre indivíduos, a mutações e, opcionalmente, a aplicação de operadores de busca local para refinamento das soluções. O tamanho da população varia dinamicamente ao longo das gerações, assim como outros parâmetros auto-adaptativos, tais como a probabilidade de transferências de genes dos pais elite, a taxa de perturbação dos genes de um indivíduo, e coeficientes de similaridade entre indivíduos para agrupamento, e aplicação dos procedimentos de busca local, que ainda pode ou não ser incluída. Os valores iniciais desses parâmetros seguem as faixas definidas em [Chaves et al., 2018]. O algoritmo é interrompido quando o número máximo de execuções é atingido, retornando a melhor solução encontrada.

Para aplicação do A-BRKGA ao TD-WRPP, algumas adaptações foram implementadas Krukoski [2025], incluindo o formato de representação dos indivíduos. Nesse caso, ela utiliza dois genes por aresta requerida, indicando a ordem da aresta na sequência de travessia e o sentido dessa travessia. O cálculo do *fitness* é realizado sequencialmente, considerando a dependência de tempo.

A solução inicial obtida pela heurística construtiva, anteriormente descrita, constitui um indivíduo da população inicial. No processo de mutação, ocorre também a perturbação de indivíduos existentes. Operadores de busca local customizados são implementados, e critérios de parada adicionais são definidos. Além disso, em Krukoski [2025] são consideradas duas variações do algoritmo meta-heurístico (MR e SR). Elas diferenciam-se pelo número de execuções e pela intensidade de ocorrência da busca local. Neste estudo, é considerada apenas a versão MR (múltiplos reinícios).

Na meta-heurística A-BRKGA com múltiplos reinícios são realizadas quatro execuções. Três delas ocorrem de maneira independente no início do processo, e a quarta é realizada ao final, utilizando os melhores resultados obtidos nas execuções anteriores para criar a população inicial da última execução. Durante esse processo, são aplicados operadores de busca local. Como critérios de parada adicionais estão o número máximo de gerações sem melhoria e o tempo máximo de execução, conforme especificado em Krukoski [2025].

3. Experimentos Computacionais

Esta seção detalha a configuração experimental utilizada para analisar a melhoria gerada pela abordagem de solução meta-heurística sobre a solução inicial, considerando os diferentes padrões de tráfego. Inicialmente, o processo de geração de instâncias é descrito e, em seguida, a análise estatística aplicada a partir dos resultados gerados.

3.1. Instâncias e padrões de tráfego

As instâncias utilizadas neste estudo foram geradas conforme segue. Um subconjunto de 45 instâncias, selecionadas de [Krukoski, 2025] foi utilizado como base. Essas instâncias originais, aqui denominadas Classe B, contemplam um horizonte de planejamento de 54000 segundos, divididos em 5, 10 ou 15 intervalos de tempo de igual duração. Para cada instância original, foram aplicados cinco padrões distintos de tráfego, gerando assim um conjunto final de 225 instâncias para análise.

Cada padrão distinto de tráfego, criado a partir das instâncias originais, é aqui referido como uma classe (Classe 1 a 4). Para gerar cada um desses padrões, as instâncias originais foram modificadas de acordo com diferentes "regiões de calor", associadas às coordenadas de seus vértices, conforme ilustra a Figura 1. Nela, cada mapa de contorno representa um padrão de tráfego distinto, onde cores mais claras indicam regiões de maior intensidade de tráfego.

As características associadas aos padrões de tráfego de cada classe são especificadas a seguir.

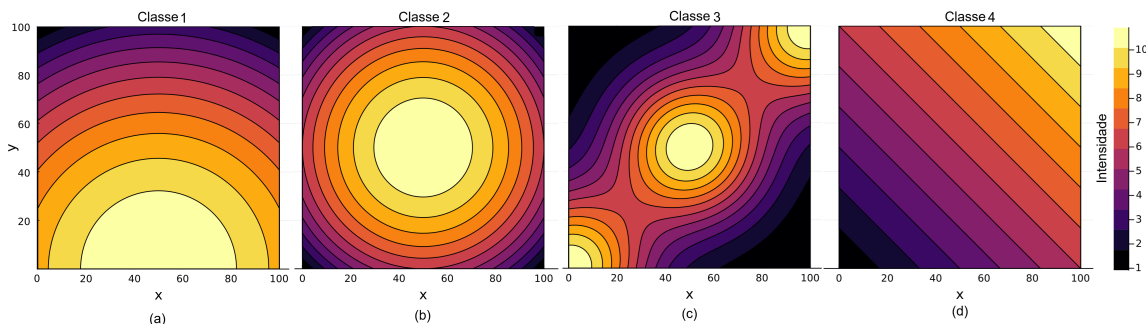


Figura 1: Mapas de contorno para a intensidade de tráfego considerada em cada novo padrão criado.

Fonte: Elaborado pelos autores (2025).

- **Classe 1**, associada com a Figura 1(a): caracterizada por um gradiente de intensidade vertical, com maior fluxo de tráfego concentrado no centro da borda inferior, e que decresce na direção da borda superior;
- **Classe 2**, vinculada com a Figura 1(b): caracterizada por um pico de intensidade localizado apenas na área central, com o fluxo de tráfego decrescendo, conforme o raio de distância em relação a esse ponto central aumenta;
- **Classe 3**, associada com a Figura 1(c): caracterizada por três picos distintos de intensidade, localizados próximos ao centro, no canto inferior esquerdo e no canto superior direito.
- **Classe 4**, vinculada com a Figura 1(d): caracterizada por um gradiente de intensidade diagonal, com maior fluxo de tráfego concentrado no canto superior direito, e que decresce conforme se aproxima do canto inferior esquerdo, formando faixas paralelas de intensidade.

Na criação das instâncias das Classe 1 a 4, os tempos de travessia d_{ij}^h são gerados a partir dos valores presentes nas instâncias originais, os quais são usados como base. A modificação produzidas nos tempos de travessia originais contempla a intensidade de tráfego representada nos mapas de contorno, específicos para cada classe (Figura 1).

A intensidade de tráfego associada a cada aresta, em cada classe, está relacionada com sua direção de travessia. Ela identifica quando uma aresta é atravessada em direção a uma região de tráfego mais intenso e, de acordo com a posição do ponto médio da aresta, associa um fator de intensidade. Esses fatores variam de 1 a 5, conforme as regiões de calor indicadas na Figura 1, e retardam o tempo de travessia proporcionalmente. Ou seja, uma aresta cujo ponto médio está em uma posição de intensidade 3, e é atravessada em direção a uma região mais intensa, terá seu tempo de travessia d_{ij}^h multiplicado por 3. Na prática, essa operação altera a velocidade média, por exemplo, de 60 km/h para 20 km/h.

A aplicação do fator intensidade ao tempo d_{ij}^h é realizada de forma a simular um fluxo preferencial que se inverte ao longo do horizonte de planejamento. Nos primeiros 60% dos intervalos, o tempo de viagem é intensificado apenas quando a aresta é atravessada em direção a uma região de maior intensidade potencial. Por outro lado, nos últimos 40% dos intervalos, a intensificação ocorre somente se a travessia ocorre em direção a uma região de menor intensidade, simulando um movimento de retorno ao tráfego dos primeiros períodos.

Essencialmente, a regra intensifica o tempo de viagem multiplicando-o pelo fator de intensidade (que varia de 1 a 5) durante os 60% primeiros intervalos do horizonte de planejamento,

caso o movimento seja em direção a regiões mais claras. Da mesma forma, isso ocorre durante os últimos 40%, mas ao se afastar dessas regiões, refletindo um padrão de fluxo direcionado simulado.

3.2. Métrica de desempenho e análise estatística

Para execução dos experimentos computacionais, envolvendo a heurística construtiva e a meta-heurística A-BRKGA, os algoritmos foram implementados em C++. Os testes foram executados em um computador com processador AMD Ryzen 5-5500, CPU de 3,60 GHz, 32 GB de RAM, operando em sistema Microsoft Windows. O tempo total de execução foi limitado a 3600 segundos para cada instância.

Para avaliar o comportamento da solução meta-heurística A-BRKGA com múltiplos reinícios, a melhoria (%) por ela gerada sobre a solução inicial produzida pela heurística construtiva foi calculada. Essa melhoria (%) é dada por $Melhoria(\%) = (1 - sol_{A-BRKGA}/sol_{inicial}) \times 100\%$.

Em seguida, testes estatísticos não paramétricos foram usados para comparar o resultado gerado para as diferentes classes, cada uma com dinâmica de tráfego distinta (Classe B, 1, 2, 3 e 4). Inicialmente, o teste de Friedman foi aplicado para avaliar a existência de diferença significativa na mediana, utilizando o identificador da instância como fator de bloqueio. A magnitude dessa diferença foi estimada pelo coeficiente W de Kendall. Comparações *post-hoc* par a par foram realizadas entre as classes utilizando o teste de Wilcoxon Signed-Rank (Pareado). Para controlar a taxa de erro tipo I, devido às múltiplas comparações, aplicou-se a correção de Bonferroni aos p-valores dos testes par a par. Foi adotado um nível de significância de $\alpha = 0,05$ para todas as análises. Para a execução desses testes, foi utilizando o software R e o pacote 'rstatix' [Kassambara, 2023].

4. Resultados e discussão

Esta seção apresenta os resultados dos experimentos computacionais envolvendo a heurística construtiva e a meta-heurística A-BRKGA. Em seguida, são reportados os resultados das análises estatísticas que comparam a melhoria percentual da solução meta-heurística sobre a solução inicial. Elas são analisadas considerando as cinco classes de instâncias, onde padrões de tráfego distintos estão representados.

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas para a variável melhoria percentual da solução meta-heurística A-BRKGA com múltiplos reinícios sobre a solução inicial, por classe de padrão de tráfego. Na sequência, a Figura 2 ilustra as distribuições das melhorias em cada classe, por meio de *boxplots*. Cada ponto no gráfico está associado com uma instância distinta.

Tabela 1: Estatísticas descritivas para a melhoria percentual nas soluções por classe de tráfego

Classe	Mínimo (%)	Máximo (%)	Mediana (%)	Média (%)	Desvio Padrão (%)
B	0,00	14,80	0,86	3,40	4,51
1	0,00	31,40	5,55	7,37	6,46
2	0,00	34,80	7,43	9,94	9,52
3	0,00	18,50	5,87	7,03	5,45
4	0,00	33,60	3,50	5,37	7,15

Analisando os dados da Tabela 1, juntamente com a Figura 2, observa-se algumas tendências. Primeiramente, a meta-heurística nem sempre proporciona uma melhoria sobre a solução inicial, visto que o valor mínimo registrado é nulo para todas as classes. Isso ocorreu pois, nas instâncias menores, a solução inicial gerada coincide com a solução ótima do problema. Em média, a melhoria na solução variou de 3,40% (Classe B) a 9,94% (Classe 2). A Figura 2 evidencia as diferenças entre as classes. A Classe B (base) exibe a menor melhoria mediana e a menor variabilidade,

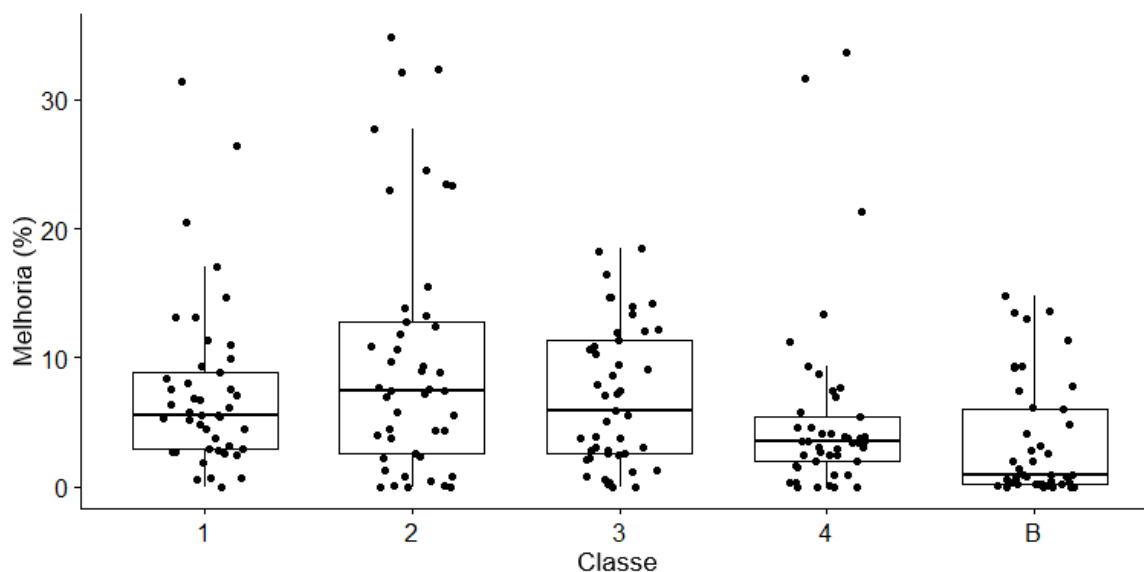


Figura 2: *Boxplot* da melhoria percentual obtida pela meta-heurística sobre a solução inicial, para cada classe de padrão de tráfego.

influenciada principalmente pelos valores dos primeiros dois quartis. A Classe 2 destaca-se pela maior mediana e média, mas também apresenta a maior variabilidade, resultado influenciado especialmente pelos dados do último quartil. As Classes 1 e 3 apresentam uma melhoria intermediária e similar entre si, em termos de mediana. Já a Classe 4, apesar de apresentar mediana menor, similar à Classe B, possui *outliers* superiores (também presentes nas classes 1 e 2), que elevam sua média e aumentam a variabilidade nos dados. Esses pontos representam instâncias onde a melhoria gerada pela meta-heurística foi maior em relação à solução inicial fornecida.

Devido a natureza pareada dos dados e a não normalidade da distribuição da variável melhoria percentual, a análise da significância estatística dos padrões de tráfego foi realizada pelo teste de Friedman, e produziu os seguintes resultados. A estatística teste foi de 53,1 (gl = 4) com $p\text{-valor} < 0,0001$, o que indica que há diferença significativa na mediana das cinco classes de padrão de tráfego analisadas. Com base nesse resultado, rejeita-se a hipótese nula de que a melhoria mediana fornecida pela meta-heurística sobre a solução inicial seja a mesma, independentemente do padrão de tráfego.

A magnitude dessa diferença, calculada pelo coeficiente W de concordância de Kendall, é dada conforme segue. O tamanho do efeito obtido (W de Kendall = 0,295) é classificado como pequeno, de acordo com *benchmarks* convencionais [Gibbons e Chakraborti, 2011]. Isso sugere que, embora as diferenças entre as classes de tráfego sejam estatisticamente significativas, a magnitude prática dessas diferenças, em termos de melhoria relativa, pode ser limitada.

Nas comparações *post-hoc* par a par, utilizando o teste de Wilcoxon Signed-Rank, com correção de Bonferroni, são identificados quais pares específicos de classes exibem medianas de melhoria percentual significativamente distintas. Para cada par, todos os grupos tem 45 amostras (instâncias). A Tabela 2 apresenta os p -valores ajustados obtidos. Os resultados produzidos com o teste do Sinal (não mostrados em tabela para concisão) foram consistentes com os do teste de Wilcoxon em termos de significância estatística.

Analizando os p -valores ajustados na Tabela 2, e considerando as medianas apresentadas na Tabela 1, as comparações par a par revelam diferenças significativas ($\alpha = 0,05$) apenas nos

Tabela 2: Testes de Wilcoxon par a par para melhoria percentual entre classes de tráfego

Grupo 1	Grupo 2	Estatística de Teste	<i>p</i> -valor ajustado	Significância do <i>p</i> -valor ajustado
1	2	415	1	ns
1	3	537	1	ns
1	4	775	0,031	*
1	B	925	<0,001	****
2	3	649	1	ns
2	4	817	0,003	***
2	B	975	<0,001	****
3	4	721	0,209	ns
3	B	896	<0,001	****
4	B	725	0,184	ns

ns: não significativo; *: $p < 0,05$; ***: $p < 0,001$; ****: $p < 0,0001$

casos a seguir:

- as Classes 1 (mediana = 5,55), 2 (mediana = 7,43) e 3 (mediana = 5,87) apresentaram uma melhoria percentual na solução significativamente maior ($p < 0,001$) que a Classe B (base);
- a Classe 1 (mediana = 5,55) apresentou uma melhoria percentual na solução significativamente maior ($p = 0,031$) que a Classe 4 (mediana = 3,50);
- a Classe 2 (mediana = 7,43) apresentou uma melhoria percentual na solução significativamente maior ($p = 0,003$) que a Classe 4 (mediana = 3,50).

A análise estatística confirma as observações iniciais e valida que o padrão de tráfego influencia significativamente ($\chi^2(4) = 53,06; p < 0,0001$) na melhoria percentual que a meta-heurística proporciona sobre a solução inicial, dado o conjunto de instâncias testado para o TD-WRPP. As comparações par a par, com correção de Bonferroni, (detalhadas na Tabela 2 e ilustradas na Figura 3), revelam que os padrões de tráfego das Classes 1, 2 e 3 resultam em uma melhoria percentual significativamente maior do que o padrão base (Classe B). Adicionalmente, as Classes 1 e 2 também apresentam melhoria significativamente superior à Classe 4.

Isso sugere que a introdução de padrões espaciais de intensidade variada (Classes 1-4), combinada com a dinâmica temporal simulada, onde os tempos de travessia são também sujeitos a movimentos em direção às zonas de tráfego intenso, cria cenários em que heurística construtiva, embora rápida, gera soluções iniciais com maior diferença relativa em relação às soluções obtidas pela meta-heurística, conforme verificado pelos testes estatísticos. A exploração realizada pela meta-heurística destaca-se nesses cenários modificados. Em contraste, o padrão base (Classe B), que representa condições originais, apresentou consistentemente a menor mediana.

A Figura 3 resume visualmente esses resultados, mostrando a distribuição da melhoria percentual para cada classe, e destacando as diferenças significativas observadas par a par pelo teste de Wilcoxon. Especificamente, os níveis de significância são representados por: * para $p < 0,05$, *** para $p < 0,001$, e **** para $p < 0,0001$. Esses resultados reforçam a importância de avaliar algoritmos de roteamento não apenas pela qualidade média da solução, mas também considerando seu comportamento sob diferentes condições. Cenários dinâmicos, mas excessivamente simplificados, podem não revelar o verdadeiro potencial ou às limitações de uma abordagem de solução.

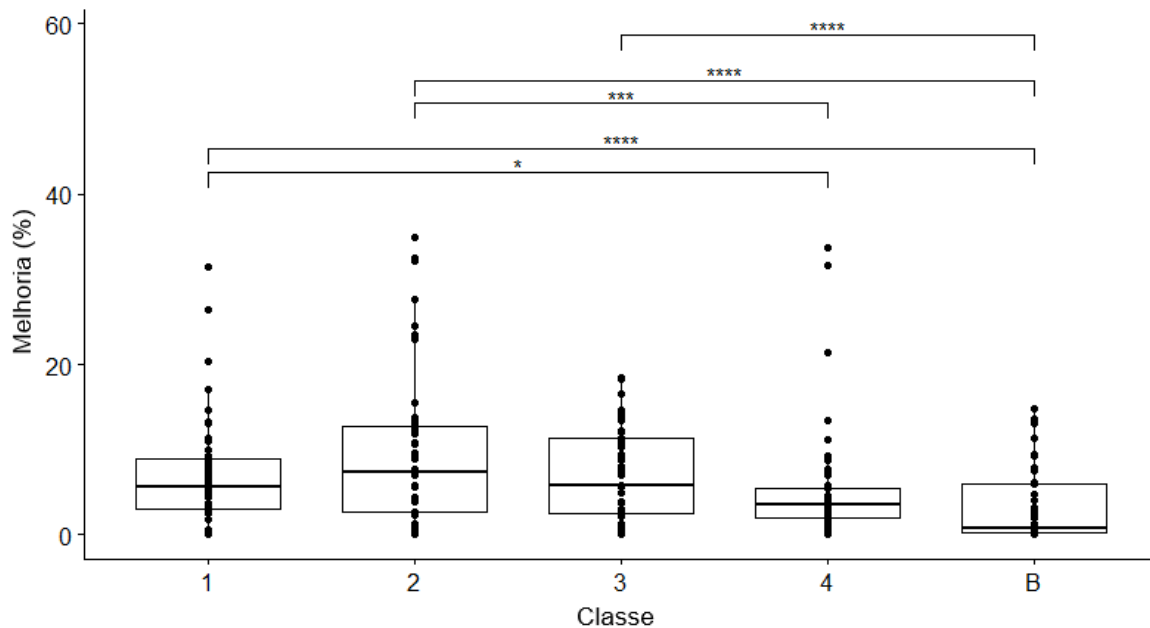


Figura 3: *Boxplot* da melhoria percentual por classe de padrão de tráfego

O TD-WRPP é um problema complexo e suas soluções ótimas não são conhecidas a priori. A diferença nas soluções das abordagens apresentadas pode ter origem na qualidade da solução inicial gerada pela heurística construtiva, ou na capacidade da meta-heurística em avançar em direção as melhores soluções, para cada classe. Esses resultados sugerem que novos testes, mais aprofundados e detalhados podem, diagnosticar as possíveis causas dessas diferenças.

5. Conclusão

Neste estudo, o comportamento das soluções da meta-heurística A-BRKGa com múltiplos reinícios foi investigado em relação a sua performance sobre uma solução inicial, gerada a partir de uma heurística construtiva. A melhoria foi analisada em cinco grupos de instâncias com diferentes padrões de tráfego, criadas para o Problema do Carteiro Rural ao Vento com Dependência de Tempo. Esse novo conjunto de instâncias contempla dinâmicas de tráfego variadas, que se diferenciam em relação à direção e intensidade do tráfego ao longo do horizonte de planejamento.

Aplicando um teste estatístico não paramétrico, foi possível observar diferenças significativas para os diferentes padrões de tráfego, no que tange à melhoria percentual gerada pela abordagem meta-heurística sobre a solução inicial. Quando comparadas em relação à classe base, em três dos quatro padrões de tráfego analisados houve uma melhoria percentual significativamente maior na mediana da solução gerada.

Esta pesquisa permitiu verificar que diferentes padrões de tráfego podem afetar a solução gerada pela combinação de duas abordagens, quando aplicadas para resolver o Problema do Carteiro Rural ao Vento com Dependência de Tempo. Diferentes dinâmicas e magnitudes no fluxo de veículos podem alterar o desempenho dessas abordagens, seja limitando a solução inicial gerada, seja ampliando a capacidade de melhoria da solução meta-heurística. Nos testes realizados foi possível observar essas diferenças, mas apenas a partir deles não é possível inferir a causa. Contudo, os resultados reforçam a necessidade de considerar cenários dinâmicos e realistas na criação e avaliação de algoritmos para problemas de roteamento. Trabalhos futuros podem explorar as características estruturais dos caminhos gerados, analisando as fontes da melhoria sob diferentes padrões de tráfego, além de considerar variações estocásticas e comparar diferentes meta-heurísticas.

Referências

- Afrin, T. e Yodo, N. (2020). A survey of road traffic congestion measures towards a sustainable and resilient transportation system. *Sustainability*, 12(11):4660. ISSN 2071-1050.
- Bast, H., Delling, D., Goldberg, A., Müller-Hannemann, M., Pajor, T., Sanders, P., Wagner, D., e Werneck, R. F. (2016). Route planning in transportation networks. In *Algorithm Engineering: Selected Results and Surveys*, p. 19–80. Springer.
- Benavent, E., Ángel Corberán, Pinana, E., Plana, I., e Sanchis, J. M. (2005). New heuristic algorithms for the windy rural postman problem. *Computers and Operations Research*, 32(12): 3111–3128. ISSN 0305-0548.
- Benavent, E., Carrota, A., Corberán, A., Sanchis, J. M., e Vigo, D. (2007). Lower bounds and heuristics for the windy rural postman problem. *European Journal of Operational Research*, 176 (2):855–869. ISSN 0377-2217.
- Calogiuri, T., Ghiani, G., Guerriero, E., e Mansini, R. (2019). A branch-and-bound algorithm for the time-dependent rural postman problem. *Computers and Operations Research*, 102:150–157. ISSN 0305-0548.
- Chaves, A. A., Gonçalves, J. F., e Lorena, L. A. N. (2018). Adaptive biased random-key genetic algorithm with local search for the capacitated centered clustering problem. *Computers & Industrial Engineering*, 124:331–346. ISSN 0360-8352.
- Corberán, A., Eglese, R., Hasle, G., Plana, I., e Sanchis, J. (2020). Arc routing problems: A review of the past, present, and future. *Networks*, 77(1):88–115. ISSN 1097-0037.
- Eiselt, H. A., Gendreau, M., e Laporte, G. (1995a). Arc Routing Problems, Part I: The Chinese Postman Problem. *Operations Research*, 43(2):231–242. ISSN 0030-364X.
- Eiselt, H. A., Gendreau, M., e Laporte, G. (1995b). Arc Routing Problems, Part II: The Rural Postman Problem. *Operations Research*, 43(3):399–414. ISSN 0030-364X.
- Gendreau, M., Ghiani, G., e Guerriero, E. (2015). Time-dependent routing problems: A review. *Comput. Oper. Res.*, 64:189–197.
- Gibbons, J. D. e Chakraborti, S. (2011). *Nonparametric Statistical Inference*, p. 977–979. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. ISBN 978-3-642-04898-2.
- Kassambara, A. *rstatix: Pipe-Friendly Framework for Basic Statistical Tests*, 2023. R package version 0.7.2.
- Krukoski, F. A. (2025). *Abordagens exata e meta-heurísticas para o Problema do Carteiro Rural ao Vento com Dependência de Tempo*. PhD thesis, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, Pr. Tese de Doutorado. Disponível em: [https://acervodigital.ufpr.br/xmlui/handle/1884/97752].
- Orloff, C. S. (1974). A fundamental problem in vehicle routing. *Networks*, 4(1):35–64. ISSN 1097-0037.
- Speranza, M. G. (2018). Trends in transportation and logistics. *European Journal of Operational Research*, 264(3):830–836. ISSN 0377-2217.

- Tan, G. e Sun, J. (2011). *An Integer Programming Approach for the Rural Postman Problem with Time Dependent Travel Times*, volume 6842 LNCS. Springer Berlin Heidelberg. ISBN 9783642226847.
- Vidal, T., Martinelli, R., Pham, T. A., e Hà, M. H. (2021). Arc routing with time-dependent travel times and paths. *Transportation Science*, 55(3):706–724. ISSN 1526-5447.
- Win, Z. (1989). On the windy postman problem on eulerian graphs. *Mathematical Programming*, 44(3):97–112. ISSN 1436-4646.
- Xin, J., Yu, B., D'Ariano, A., Wang, H., e Wang, M. (2021). Time-dependent rural postman problem: time-space network formulation and genetic algorithm. *Operational Research*, 22(3): 2943–2972. ISSN 1866-1505.