UNIVERSIDADE DO ESTADO DO RIO GRANDE DO NORTE
UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO SEMI-ÁRIDO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO
MESTRADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

MICHEL WILLIAN ALVES

UMA ABORDAGEM HEURÍSTICA PARA O PROBLEMA DA COLETA SELETIVA DE LIXO URBANO UTILIZANDO VEÍCULOS COM MÚLTIPLOS COMPARTIMENTOS

MOSSORÓ
2023

MICHEL WILLIAN ALVES

UMA ABORDAGEM HEURÍSTICA PARA O PROBLEMA DA COLETA SELETIVA DE LIXO URBANO UTILIZANDO VEÍCULOS COM MÚLTIPLOS COMPARTIMENTOS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação - associação ampla entre a Universidade do Estado do Rio Grande do Norte e a Universidade Federal Rural do Semi-Árido, como requisito parcial para Defesa de Dissertação.

Linha de pesquisa: Otimização e Inteligência Artificial.

Orientador: Dr. Dario José Aloise - UERN

Coorientadora: Dr.ª Andréa Cynthia Santos - Université Le Havre Normandie

MOSSORÓ

2023

© Todos os direitos estão reservados a Universidade Federal Rural do Semi-Árido. O conteúdo desta obra é de inteira responsabilidade do (a) autor (a), sendo o mesmo, passível de sanções administrativas ou penais, caso sejam infringidas as leis que regulamentam a Propriedade Intelectual, respectivamente, Patentes: Lei n° 9.279/1996 e Direitos Autorais: Lei n° 9.610/1998. O conteúdo desta obra tomar-se-á de domínio público após a data de defesa e homologação da sua respectiva ata. A mesma poderá servir de base literária para novas pesquisas, desde que a obra e seu (a) respectivo (a) autor (a) sejam devidamente citados e mencionados os seus créditos bibliográficos.

A474a Alves, Michel Willian.
Uma abordagem heurística para o problema da coleta seletiva de lixo urbano utilizando veículos com múltiplos compartimentos / Michel Willian Alves. - 2023.
55 f. : il.

Orientador: Dario José Aloise.
Coorientadora: Andréa Cynthia Santos.
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural do Semi-árido, Programa de Pós-graduação em --Selecione um Curso ou Programa--, 2023.

1. MC-CARPG. 2. Coleta Seletiva. 3. Iterated Local Search. 4. Variable Neighborhood Search. 5. Hill-Climbing. I. Aloise, Dario José, orient. II. Santos, Andréa Cynthia, co-orient. III. Título.

Ficha catalográfica elaborada por sistema gerador automáto em conformidade com AACR2 e os dados fornecidos pelo) autor(a).
Biblioteca Campus Mossoró / Setor de Informação e Referência
Bibliotecária: Keina Cristina Santos Sousa e Silva
CRB: 15/120

O serviço de Geração Automática de Ficha Catalográfica para Trabalhos de Conclusão de Curso (TCC´s) foi desenvolvido pelo Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação da Universidade de São Paulo (USP) e gentilmente cedido para o Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (SISBI-UFERSA), sendo customizado pela Superintendência de Tecnologia da Informação e Comunicação (SUTIC) sob orientação dos bibliotecários da instituição para ser adaptado às necessidades dos alunos dos Cursos de Graduação e Programas de Pós-Graduação da Universidade.

MICHEL WILLIAN ALVES

UMA ABORDAGEM HEURÍSTICA PARA O PROBLEMA DA COLETA SELETIVA DE LIXO URBANO UTILIZANDO VEÍCULOS COM MÚLTIPLOS COMPARTIMENTOS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Linha de pesquisa: Otimização e Inteligência Artificial.

Defendida em: _24_/_03_/_2023_.

BANCA EXAMINADORA:

_____
Prof. Dr. Dario José Aloise (UERN)
Orientador e Presidente

_____
Prof. ª Dr.ª Andréa Cynthia Santos (Université Le Havre Normandie)
Coorientadora - Membro Externo

_____
Prof. Dr. Fábio Francisco da Costa Fontes (UFERSA)
Membro Interno

_____
Prof. Dr. Francisco Chagas de Lima Júnior (UERN)
Membro Interno

_____
Prof. Dr. Breno Barros Telles do Carmo (UFC)
Membro Externo

“Dedico esta dissertação à minha querida avó Perpetua Maria do Socorro (in memoriam), cuja presença foi essencial na minha vida.”

AGRADECIMENTOS

Para concluir este trabalho precisei realizar uma prazerosa caminhada, o qual tive diversas colaborações e, por isso, os meus agradecimentos:

Agradeço primeiramente ao meu Senhor Jesus Cristo, por ter me ajudado e me dado forças para chegar até aqui. Sem Ele nada seria possível;

À minha família, em especial a minha mãe Luzia Ilza e ao meu irmão Micherlano William, pelo amor incondicional, pela paciência, por todo incentivo, e por me apoiarem sempre e não me deixarem desistir nunca nos momentos de dificuldade.

À minha querida esposa, Valéria Kely, por todo o amor, carinho, companheirismo, por sempre acreditar em mim, por estar do meu lado nos momentos difíceis, me acalmando nos momentos de ansiedade e não medindo esforços para me ajudar nos meus objetivos, por ter acreditado em mim respeitando minhas decisões e nunca deixando que as dificuldades acabassem com os meus sonhos.

Às minhas queridas filhas, Evelin Lorraynne e Kevily Nawany, que sentiram um pouco a minha ausência e sempre acreditaram em mim, mesmo não entendo os desafios que eu enfrentava.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA) e da Universidade Estadual do Rio Grande do Norte (UERN), por contribuir para o meu desenvolvimento como profissional, em especial ao professor Dr. Fábio Francisco da Costa Fontes (UFERSA) e Dr. Francisco Chagas de Lima Júnior (UERN), por terem aceitado participar da minha banca de qualificação e pelas sábias contribuições.

Ao meu orientador professor Dr. Dario José Aloise (UERN) e minha coorientadora professora Dr.ª Andréa Cynthia Santos (*Université Le Havre Normandie* - França) pela paciente e sábia orientação, por sempre estarem solícitos e dispostos a me orientar e por terem acreditado em minha pessoa.

A todos que fizeram parte e me ajudaram direta ou indiretamente na minha formação até aqui, que torceram e acreditaram na conclusão deste curso, muito obrigado!

“A sorte favorece a mente bem preparada”.

Louis Pasteur

RESUMO

A produção de lixo é um grande desafio para as cidades, e a falta de tratamento adequado pode causar graves consequências ambientais, como a poluição do solo, do ar e da água. Embora a coleta seletiva seja uma medida que pode reduzir o impacto causado pelo lixo e trazer benefícios, como a redução da quantidade de resíduos nos aterros, geração de empregos e renda, economia de recursos naturais e redução da poluição, muitas vezes ela é ineficiente, não alcançando os resultados ambientais desejados e apresentando altos custos de operação. Este trabalho tem como objetivo propor uma abordagem heurística para o problema da coleta seletiva de lixo em centros urbanos, considerando-o como um Problema de Roteamento com Arcos Capacitados com Ganhos utilizando Veículos com Múltiplos Compartimentos (Multi-Compartment Capacitated Arc Routing Problem with Gain – MC-CARPG). Como contribuição, este trabalho traz o desenvolvimento de duas metaheurísticas: Busca Local Iterada (ILS - Iterated Local Search) e Busca em Vizinhança Variável (VNS - Variable Neighborhood Search), além da heurística Hill-Climbing para geração de uma solução inicial. A diferenciação deste estudo é a abordagem do problema visando maximizar o benefício da coleta seletiva, tendo em vista que, até o momento, a coleta seletiva foi resolvida com o objetivo de redução de custos. De acordo com os testes computacionais realizados em instâncias obtidas e adaptadas da literatura, a metaheurística ILS, devido à estratégia de perturbação, apresentou um desempenho superior em termos de tempo de resposta em instâncias maiores. Este estudo contribui para a área de otimização de rotas de coleta seletiva e pode ajudar as cidades a implementar estratégias mais eficientes e sustentáveis para lidar com o lixo urbano.

Palavras-chave: MC-CARPG, Coleta Seletiva, Iterated Local Search, Variable Neighborhood Search, Hill-Climbing.

ABSTRACT

Waste production is a major challenge for cities, and the lack of proper treatment can cause severe environmental consequences, such as pollution of soil, air, and water. Although selective collection is a measure that can reduce the impact caused by waste and bring benefits, such as the reduction of waste in landfills, job and income generation, natural resource savings, and pollution reduction, it is often inefficient, not achieving the desired environmental results and presenting high operating costs. This work aims to propose a heuristic approach to the selective waste collection problem in urban centers, considering it as a Multi-Compartment Capacitated Arc Routing Problem with Gain (MC-CARPG). As a contribution, this work presents the development of two metaheuristics: Iterated Local Search (ILS) and Variable Neighborhood Search (VNS), in addition to the Hill-Climbing heuristic for generating an initial solution. The differentiation of this study is the approach to the problem aimed at maximizing the benefit of selective collection, considering that, until now, selective collection has been solved with the objective of cost reduction. According to computational tests performed on instances obtained and adapted from the literature, the ILS metaheuristic, due to its perturbation strategy, showed superior performance in terms of response time on larger instances. This study contributes to the area of selective waste collection route optimization and can help cities implement more efficient and sustainable strategies for dealing with urban waste.

Keywords: MC-CARPG, Waste Collection, Iterated Local Search, Variable Neighborhood Search, Hill-Climbing.

LISTA DE ALGOTIMOS

Algoritmo 1 - Pseudocódigo para retornar a Solução.....40

Algoritmo 2- Pseudocódigo da heurística Hill-Climbing.....41

Algoritmo 3 - Pseudocódigo da metaheurística VNS aplicada ao problema. 42

Algoritmo 4 - Pseudocódigo da função *BuscaLocal*. 43

Algoritmo 5 - Pseudocódigo da metaheurística ILS aplicada ao problema. 44

Algoritmo 6 - Pseudocódigo da função *Pertubacao*. 45

Algoritmo 7 - Pseudocódigo da função *CriterioAceitacao*. 45

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Pontos de Entrega Voluntária (PEV). 15

Figura 2 - Tipos de veículos utilizados na coleta seletiva no Brasil..... 16

Figura 3 - Tipos de roteamento de veículos nos nós e nos arcos..... 17

Figura 4 - Veículos com múltiplos compartimentos utilizados na coleta seletiva. 17

Figura 5 - *Overview of the problems*. 30

Figura 6 - Grafo G representando uma rede de transporte de parte de um bairro de uma cidade fictícia. 36

Figura 7 - Exemplo de passeios de veículo para coleta de lixo orgânico de uma cidade fictícia. 37

Figura 8 - Uma segunda solução para coleta de lixo orgânico na cidade fictícia..... 37

Figura 9 - Estruturas de Vizinhaças..... 43

Figura 10 - Rotas retornadas para instância F13_B..... 48

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Distribuição dos artigos selecionados por base e ano 25

Gráfico 2 - Distribuição dos artigos incluídos por base e ano 26

Gráfico 3 - Variação do desvio padrão das metaheurísticas VNS e ILS com relação ao retorno do ganho em cada uma das instâncias analisadas. 50

Gráfico 4 - Variação do tempo computacional das metaheurísticas VNS e ILS em cada uma das instâncias analisadas. 51

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - *Strings* de busca dos trabalhos 22

Quadro 2 - Trabalhos identificados 25

Quadro 3 - Descrição das técnicas utilizadas. 31

Quadro 4 - Estudos primários selecionados. 33

Quadro 5 - Avaliação da Qualidade 33

Quadro 6 - Busca sobre o termo *Prize-collecting Arc Routing Problem* 34

Quadro 7 - Resumo da notação do MC-CARPG..... 39

Quadro 8 - Instâncias utilizadas..... 46

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Ganho obtido em cada uma das instâncias utilizadas. 49

Tabela 2 - Tempo de execução para retornar a solução em cada uma das instâncias utilizadas. 50

Tabela 3 - Quantidade de rotas retornadas em cada uma das instâncias utilizadas.....52

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ALNS	*Adaptive Large Neighborhood Search*
ALNS–WOA	*Large Neighborhood Search – Whale Optimization Algorithm*
ARP	*Arc Routing Problems*
CARP	*Capacitated Arc Routing Problem*
CARPIF	*Capacitated Arc Routing Problem with intermediate facilities*
CCPP	*Capacitated Chinese Postman Problem*
C-CARP	*Coordinated Capacitated Arc Routing Problem*
CPP	*Chinese Postman Problem*
CSMC-CARP	*Commodity-Split Multi-Compartment Capacitated Arc Routing Problem*
DRPP	*Directed Rural Postman Problem*
GLS	*Guided Local Search*
ILS	*Iterated Local Search*
LS	*Parallel Scan*
MCCARP	*Multi-compartment Capacitated Arc Routing Problem*
MCCARPIF	*Multi-compartment Capacitated Arc Routing Problem with Intermediate Facilities*
MCVs	*Multi-compartment Vehicles*
MRPP	*Mixed Rural Postman Problem*
NSMC-CARP	*No-Split Multi-Compartment Capacitated Arc Routing Problem*
ONG	Organizações não Governamentais
PR	*Partial Randomization*
PS	*Path Scanning*
RPP	*Rural Postman Problem*
RSL	Revisão Sistemática da Literatura
SCVs	*Single-compartment Vehicles*
SP-CARP	*Semi-Periodic Capacitated Arc Routing Problem*
TSP	*Travelling Salesman Problem*
URPP	*Undirected Rural Postman. Problem*
VNS	*Variable Neighborhood Search*
VRP	*Vehicle Routing Problem*
WOA	*Whale Optimization Algorithm*

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO 15
1.1 OBJETIVOS GERAIS 18
1.1.1 **Objetivos específicos** 19
1.2 METODOLOGIA 19
1.3 ESTRUTURA DO DOCUMENTO 20
2. REVISÃO DA LITERATURA 20
2.1 PROCESSO DE REVISÃO SISTEMÁTICA 21
2.1.1 **Questões de Pesquisa** 21
2.1.2 **Estratégia de Pesquisa** 21
2.1.3 **Estratégia de Seleção de Estudos** 23
2.1.4 **Estratégia para avaliação da qualidade dos estudos primários** 24
2.2 RESULTADO DA REVISÃO SISTEMÁTICA 24
2.2.1 **Abordagem do problema de roteamento de veículos sob os arcos, através de veículos com múltiplos compartimentos (QP)** 26
2.2.2 **Técnicas (exatas, heurísticas, meta-heurísticas) utilizadas (QS1)** 31
2.2.3 **Relação com a coleta seletiva de lixo (QS2)** 32
2.3 DISCUSSÃO 32
3. CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA 35
3.1 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA 38
3.2 GERAÇÃO DAS ROTAS DOS CAMINHÕES 40
4. RESULTADOS COMPUTACIONAIS 46
4.1 AMBIENTE DE DESENVOLVIMENTO 46
4.2 INSTÂNCIAS DO PROBLEMA 46
4.3 ANÁLISE DOS RESULTADOS 47
5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS 52
REFERÊNCIAS 54

1. INTRODUÇÃO

A produção de lixo é um grave problema do mundo moderno, pois a sociedade, além de produzir cada vez mais lixo, ainda não consegue dar um destino adequado para o material, tendo como consequências: a poluição do solo, das águas superficiais e subterrâneas, além da poluição atmosférica. Porém, uma parte do lixo doméstico pode ser reciclado para uma nova utilização. Essa ideia torna-se ainda mais urgente dado a escassez de recursos na natureza e que alguns destes materiais descartados inadequadamente são muito difíceis de se regenerar no meio ambiente. Segundo a ONG *Global Footprint Network*, em 28 de julho de 2022 a humanidade alcançou o consumo de todos os recursos que a natureza seria capaz de regenerar durante aquele ano. Esse dia é chamado de dia do esgotamento da Terra, em inglês, *Earth Overshoot Day*. (LIN *et al*., 2022).

Essas motivações impulsionam a comunidade científica a encontrar soluções para melhorar o ciclo de utilização do lixo. Evidentemente, isso implica uma modificação nos hábitos da população para adotar uma postura mais sustentável nas suas atividades diárias.

No Brasil, é comum a coleta seletiva funcionando de dois modos: coleta porta a porta, realizada por caminhões especiais que coletam os resíduos recicláveis nas residências e em pontos comerciais, nos quais a coleta é realizada por meio de pontos de entrega voluntária, conforme ilustrado na Figura 1. Em relação às iniciativas de coleta seletiva, houve um aumento significativo no número de municípios brasileiros adotando práticas sustentáveis: em 2010, 3.205 municípios registravam alguma iniciativa de coleta seletiva; em 2021, isso aumentou para 4.183 municípios. (ABRELPE, 2022).

Figura 1 - Pontos de Entrega Voluntária (PEV).

Fonte: Autoria própria (2023).

Alguns tipos de veículos utilizados no processo de coleta seletiva no Brasil são ilustrados na Figura 2. São veículos adaptados, tais como caminhões com a carroceria aberta ou caminhões de coleta de lixo comum sem prensa compactadora, os quais são classificados como veículos não particionados.

Figura 2 - Tipos de veículos utilizados na coleta seletiva no Brasil.

Fonte: Autoria própria (2023).

O descarte desse tipo de lixo se dá de forma previamente separada pela população e empresas ou como é o caso da coleta seletiva na cidade do Rio de Janeiro, onde a população é orientada a armazenar todos os tipos de lixo recicláveis juntos. Após a coleta, esse lixo segue para ser vendido ou entregue a empresas ou cooperativas que os reciclam. No entanto, uma solução completa para a questão da coleta seletiva seria a adoção de rotas independentes para cada tipo de lixo.

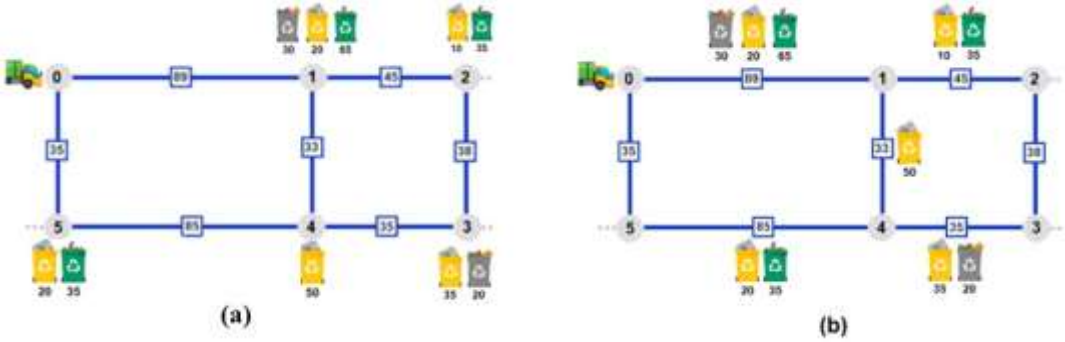
No âmbito acadêmico, várias pesquisas veem sendo desenvolvidas para reduzir os custos associados aos serviços de coleta seletiva. O problema de roteamento de veículos tem sido objeto de estudo desde os trabalhos pioneiros de Dantzig e Ramser (1959), e continua sendo um tema de grande sucesso na literatura científica, com implicações práticas significativas. Segundo Corberán e Prins (2010), o problema de roteamento em arcos tem sido menos investigado do que o roteamento em nós, possivelmente por ter sido negligenciado por muito tempo, despertando interesse apenas a partir dos anos 90.

Em um problema de roteamento sob os nós, uma simplificação do grafo é realizada, onde os nós do grafo são os clientes e os arcos são os caminhos mais curtos entre clientes. Isso significa que um arco nesse caso, representa várias ruas no grafo original.

No problema de roteamento sob os nós, os clientes são posicionados nos pontos de conexão da malha viária, como ilustrado na Figura 3(a), sendo que cada cliente possui uma demanda de lixo representada por um nó do grafo. Já no problema de roteamento sob os

arcos, as demandas dos clientes são localizadas ao longo das ruas de uma rede viária, que é representada pelos arcos do grafo, conforme demonstrado na Figura 3(b).

Figura 3 - Tipos de roteamento de veículos nos nós e nos arcos.



Fonte: Autoria própria (2023).

No problema sob arcos, o grafo urbano é mantido no seu estado original, caracterizando um problema de otimização na escala real dos centros urbanos.

Uma versão simplificada trata a coleta com rotas independentes para cada tipo de resíduos. Numa versão avançada, chamada de rotas com coleta agregada, os veículos são capazes de coletar vários tipos de resíduos. Esse problema tem uma combinatória importante e o objetivo de nosso estudo é desenvolver heurísticas e/ou metaheurísticas para sua resolução.

Em alguns países mais desenvolvidos, existe a utilização de caminhões com múltiplos compartimentos, próprios para realização de coleta seletiva, conforme Figura 4.

Figura 4 - Veículos com múltiplos compartimentos utilizados na coleta seletiva.

Fonte: Autoria própria (2023).

Segundo Mofid-Nakhaee e Barzinpour (2019) utilizar veículos com múltiplos compartimentos para a coleta seletiva pode reduzir a distância percorrida em cerca de 38%. A principal vantagem desse tipo de veículo é a possibilidade de visitar menos vezes os mesmos locais, o que seria necessário caso a coleta fosse realizada com veículos separados para cada tipo de lixo.

Os diferentes compartimentos nos veículos de coleta seletiva de lixo são utilizados com o propósito de permitir que diferentes tipos de resíduos sejam coletados e transportados separadamente. Veículos com múltiplos compartimentos são utilizados na coleta seletiva, em várias localidades, como exemplo, Teerã no Irã, Paris na França e Odense na Dinamarca.

Considerando que a logística é importante para a eficiência na gestão de serviços públicos, Oliveira (2022) destaca sua importância na gestão pública, incluindo a adoção efetiva de elementos logísticos como a logística reversa, para aumentar a eficiência, reduzir custos, otimizar processos e promover sustentabilidade. Com isso, a motivação deste trabalho surge, sobretudo, com a aplicação prática para o problema de roteamento de veículos sob os arcos, utilizando veículos com múltiplos compartimentos, a fim de, otimizar o serviço de coleta seletiva para atender de forma mais eficiente a população, não apenas minimizando os trajetos, mas maximizando os ganhos.

Além disso, o estudo do problema de roteamento de veículos sob os arcos, por autores como Ghiani *et al.* (2004), Muyldermans e Pang (2010) e Kiilerich e Wøhlk (2018), tem contribuído para o desenvolvimento de diversas áreas do conhecimento, tais como otimização combinatória, complexidade computacional, algoritmos e metaheurística. Portanto, este trabalho busca também contribuir com essas áreas através de uma nova proposta de solução para o problema de coleta seletiva através de caminhões com múltiplos compartimentos.

1.1 OBJETIVOS GERAIS

O objetivo geral visa propor uma abordagem heurística/metaheurística para o problema da coleta seletiva de lixo urbano utilizando veículos com múltiplos compartimentos.

1.1.1 Objetivos específicos

- Investigar o estado da arte sobre o problema de roteamento de veículos sob os arcos, utilizando veículos com múltiplos compartimentos;
- Estudar as formulações matemáticas e os métodos heurísticos já existentes na literatura;
- Estudar e implementar as metaheurísticas VNS e ILS;
- Obter rotas para resolver o problema da coleta seletiva do lixo urbano, fazendo a coleta através do roteamento de veículos com múltiplos compartimentos sob os arcos, visando maximizar o ganho (diferença entre o total coletado e o custo da distância total percorrida).

1.2 METODOLOGIA

A metodologia científica utilizada neste trabalho é apresentada nos itens a seguir:

- Revisão da literatura - seleção de referencial teórico, sobre o problema de roteamento de veículos sob os arcos, através de veículos com múltiplos compartimentos, utilizando a Revisão Sistemática da Literatura (RSL), através do protocolo de pesquisa definido e detalhado no capítulo 2;
- Análise da pesquisa - a partir do material coletado na revisão da literatura, identificar os principais desafios enfrentados e por fim mapear os requisitos necessários para o desenvolvimento das instâncias e da solução do problema da Coleta Seletiva do Lixo Urbano.
- Criar um conjunto de instâncias a partir de instâncias obtidas e adaptadas da literatura.
- Desenvolver uma heurística de construção da solução inicial;
- Desenvolver uma heurística de busca local;
- Desenvolver e aplicar as metaheurísticas VNS e ILS ao conjunto de instâncias criadas;
- Comparar os resultados dos métodos VNS e ILS desenvolvidos;
- Estabelecer a conclusão através dos experimentos e resultados obtidos.

1.3 ESTRUTURA DO DOCUMENTO

O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma: O capitulo 2 apresenta os dados resultantes da RSL, sobre otimização da coleta seletiva de lixo em centros urbanos. Já o capitulo 3 apresenta caracterização do problema e os algoritmos desenvolvidos. O capítulo 4 apresenta os resultados comparativos entre os métodos VNS e ILS, com os experimentos computacionais das instâncias. E por fim o Capítulo 5 são feitas conclusões sobre o trabalho e possibilidades de trabalhos futuros.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Revisão Sistemática da Literatura, segundo Dresch et al. (2015), são estudos utilizados para mapear, encontrar, avaliar criticamente, consolidar e agregar os resultados relevantes acerca de uma questão ou tópico de pesquisa específico, bem como identificar lacunas a serem preenchidas.

Este trabalho utilizou-se da Revisão Sistemática da Literatura para levantar pesquisas relacionadas a classe de problemas sobre roteamento de veículos sob os arcos. Mais especificamente, o problema da coleta seletiva de lixo, através de veículos com múltiplos compartimentos.

A coleta seletiva de lixo em centros urbanos, modelada através do problema de roteamento de veículos sob os arcos, com prêmios, tem por objetivo maximizar os ganhos (diferença entre o total coletado e o custo da distância total percorrida), com pelo menos três categorias de resíduos sendo realizadas: plástico, lixo orgânico e papelão/papel.

Como resultado, RSL visou encontrar trabalhos que abordem o problema de roteamento de veículos sob os arcos, através de veículos com múltiplos compartimentos, objetivando obter uma visão ampla dos modelos matemáticos e técnicas exatas, heurísticas e/ou metaheurísticas já utilizadas.

2.1 PROCESSO DE REVISÃO SISTEMÁTICA

A RSL deste trabalho seguiu o protocolo descrito por Dresch *et al.* (2015). Além disso, dois pesquisadores participaram da revisão, sendo o revisor principal estudante de mestrado, responsável pela elaboração do protocolo proposto para a pesquisa, e o revisor especialista, o orientador da pesquisa, responsável por validar as revisões.

2.1.1 **Questões de Pesquisa**

Para alcançarmos os objetivos desta revisão, buscamos responder às seguintes questões de pesquisa:

- **Questão Primaria (QP)**: Existem trabalhos que abordem o problema de roteamento de veículos sob os arcos, através de veículos com múltiplos compartimentos?

Com base nesse questionamento, elaborou-se para a revisão a seguintes questões secundárias:

- **Questão Secundária 1 (QS1)**: Quais técnicas (exatas, heurísticas, metaheurísticas) foram utilizadas nestes trabalhos?
- **Questão Secundária 2 (QS2)**: Os trabalhos estão relacionados com a coleta seletiva de lixo?

2.1.2 **Estratégia de Pesquisa**

As bases de dados eletrônicas selecionadas para esta RSL foram: IEEE Xplore que atualmente possui uma base com 5.313.753 itens sobre tecnologia avançada para a humanidade; ACM Digital Library que possui trabalhos campo da computação desde 1936 e conta com uma base de 2.850.527 de publicações; Science Direct que possui uma base com 2.593 publicações na área de ciência da computação, Web of Science que é um banco de dados de citações global com mais de 171 milhões de registros e Scopus que compreende várias áreas do conhecimento. Todas essas bases têm se consolidado e tornaram-se referência no campo da revisão sistemática da literatura.

Os idiomas definidos para esta RSL foram o português, por se tratar da língua nativa dos pesquisadores deste trabalho e o inglês por ser um idioma universal utilizado para

publicação de pesquisas acadêmicas. Consideramos apenas artigos que houvessem sido publicados a partir do ano de 2010.

A pesquisa nas bases informadas foi feita utilizando a combinação de palavras-chave para ser inserida nos buscadores das mesmas. Para tanto foi elaborada uma *string* que reuniu os seguintes termos:

• Multi-compartment Capacitated Arc Routing Problem;

• MC-CARP;

• MCCAR;

• MC CARP;

• Problema de roteamento sob os arcos com múltiplos compartimentos.

• Waste Collection

• Coleta de lixo

A *String* utilizada na busca, reuniu os termos descritos anteriormente e foi organizada, conforme cada base de pesquisa, como apresentado no Quadro 1 a seguir.

Quadro 1 - *Strings* de busca dos trabalhos

Base	**Strings**
IEEE XPLORE	(((("All Metadata":Multi-compartment Capacitated Arc Routing Problem) OR "All Metadata":MC-CARP) OR "All Metadata":MCCARP) OR "All Metadata":MC CARP) OR "All Metadata":Problema de roteamento sob os arcos com múltiplos compartimentos)
Science Direct	(("Multi-compartment Capacitated Arc Routing Problem") OR "MC-CARP" OR "MCCARP" OR "MC CARP" OR "Problema de roteamento sob os arcos com múltiplos compartimentos")
ACM Digital Library	[All: "multi-compartment capacitated arc routing problem"] OR [All: "mc-carp"] OR [All: "mccarp"] OR [All: "mc carp"] OR [All: "problema de roteamento sob os arcos com múltiplos compartimentos"] AND [Publication Date: (01/01/2010 TO 12/31/2020)]
*Scopus	ALL (("Multi-compartment Capacitated Arc Routing Problem") OR (mc-carp) OR (mccarp) OR (*mc?carp*) OR (problema AND de AND roteamento AND sob AND os AND arcos AND com AND múltiplos AND compartimentos AND coleta AND de AND lixo) OR ("waste collection" (multi AND near/10 AND carp))) AND PUBYEAR > 2010 AND (LIMIT-TO (SUBJAREA , "COMP"))
Web of	ALL=("Multi-compartment Capacitated Arc Routing Problem") OR ALL=(MC-

Science	CARP) OR ALL=(MCCARP) OR TS=(*MC?CARP*) OR ALL=(Problema de roteamento sob os arcos com múltiplos compartimentos coleta de lixo) OR TS=("waste collection" (Multi NEAR/10 carp))

*Obs.: Houve a necessidade de realizar um refinamento na *string* de busca limitando os artigos apenas da subárea da computação.

2.1.3 Estratégia de Seleção de Estudos

Para a seleção dos estudos, seguimos os seguintes critérios de inclusão e exclusão:

• **Critério de Inclusão 1 (CI1)**: Estudos que abordem o problema de roteamento de veículos sob os arcos, através de veículos com múltiplos compartimentos que possuam a descrição da técnica utilizada;

• **Critério de Inclusão 2 (CI2)**: Estudos que abordem o problema de roteamento de veículos sob os arcos, através de veículos com múltiplos compartimentos que possuam modelos matemáticos;

• **Critério de Exclusão 1 (EX1)**: Estudos que abordem o problema de roteamento de veículos sob os arcos, através de veículos com múltiplos compartimentos, mas não possuam descrição da técnica e nem de um modelo matemático utilizado;

• **Critério de Exclusão 2 (EX2)**: Estudos que não que abordem o problema de roteamento de veículos sob os arcos através de veículos com múltiplos compartimentos;

• **Critério de Exclusão 3 (EX3)**: Estudos duplicados.

Os critérios foram aplicados seguindo alguns passos. A partir da leitura dos resumos foram selecionados os trabalhos que atenderam aos termos de busca e realizado a leitura de títulos e resumos dos trabalhos para excluir os trabalhos que atenderam aos critérios de exclusão 1, 2 e 3, depois foi realizada uma leitura integral replicando os critérios de inclusão e exclusão

2.1.4 **Estratégia para avaliação da qualidade dos estudos primários**

De acordo com Kitchenham e Charters (2007), além dos critérios gerais de inclusão e exclusão, é importante avaliar a "qualidade" dos estudos para fornecer critérios de inclusão e exclusão mais detalhados, para investigar se as diferenças de qualidade fornecem uma explicação para as diferenças nos resultados do estudo. Como também orientar a interpretação dos resultados e determinar a força das inferências, e guiar recomendações de pesquisas futuras.

Com base na citação de Kitchenham e Charters (2007), e afim de avaliar criticamente os estudos que foram escolhidos, para esta RSL, serão adotados os seguintes critérios de qualidade:

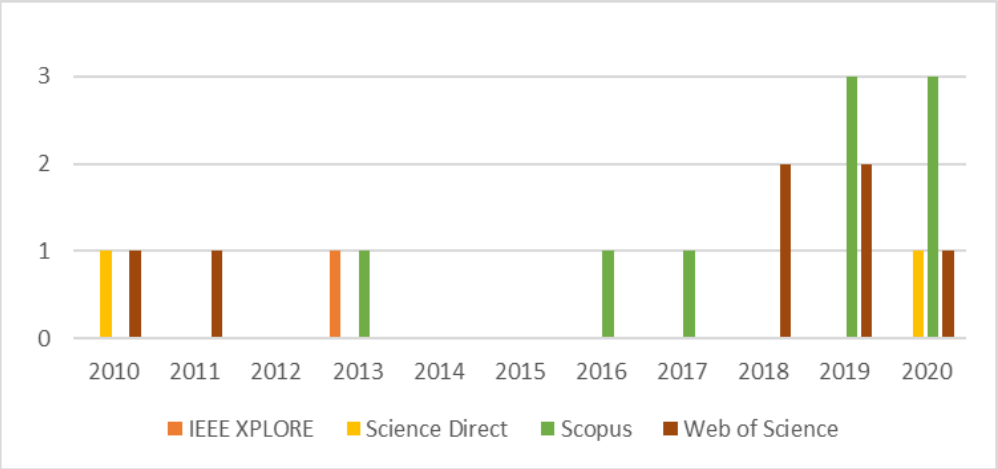
- **Critério de qualidade 1 (CQ1)**: Os autores descrevem claramente a metodologia escolhida?
- **Critério de qualidade 2 (CQ2)**: Os autores descrevem claramente o modelo para resolver o problema?
- **Critério de qualidade 3 (CQ3)**: Os autores descrevem claramente a construção do método para resolver o problema?
- **Critério de qualidade 4 (CQ4)**: Os autores descrevem claramente como os dados coletados?
- **Critério de qualidade 5 (CQ5)**: Os autores realizaram estudos comparativos experimentais para avaliar e validar os métodos propostos?
- **Critério de qualidade 6 (CQ6)**: Os resultados são discutidos de forma profunda e detalhada?
- **Critério de qualidade 7 (CQ7)**: Os autores apresentam conclusões de forma clara?

Ainda de acordo com Kitchenham e Charters (2007), é comum em revisões sistemáticas um sistema de pontuação baseado na opinião do revisor. Onde cada critério de qualidade é pontuado com as notas 1 (sim) ou 0 (não).

2.2 RESULTADO DA REVISÃO SISTEMÁTICA

Com a aplicação do processo descrito na seção anterior, obtivemos após a aplicação da *string* de busca o retorno de 19 artigos somando as cinco bases. Conforme pode ser observa no Gráfico 1, de acordo com ano de publicação e a base.

Gráfico 1 - Distribuição dos artigos selecionados por base e ano



Fonte: Autoria própria (2023).

E após a aplicação dos critérios de exclusão EX1 e EX2, restaram 9 artigos para a próxima fase e aplicação do critério de inclusão e do critério de exclusão EX3. Restando ao final 5 artigos para avaliação do especialista. A tabela a seguir (Quadro 2) resume de forma sucinta os resultados da aplicação dos critérios em cada fase. A coluna *Strings* (Quadro 2) contém a quantidade de artigos selecionados.

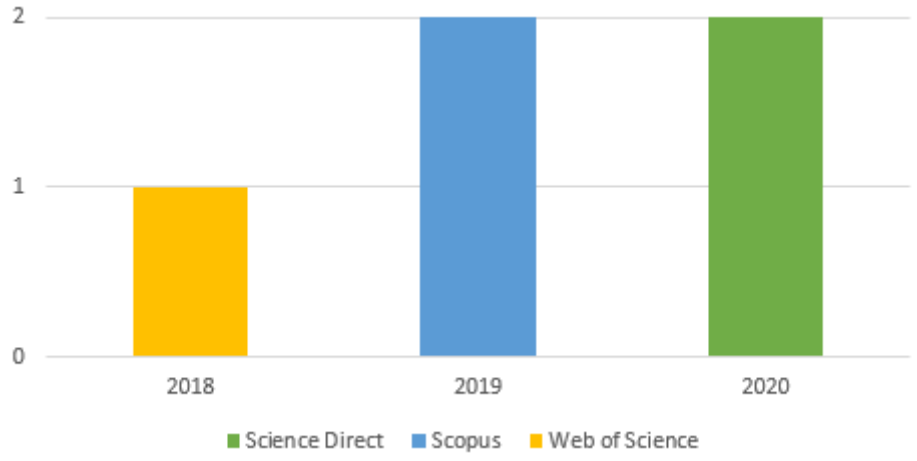
Quadro 2 - Trabalhos identificados

Base	**Strings**	**EX1**	**EX2**	**EX3**	**Incluídos**
IEEE XPLORE	1	1	0	0	0
Science Direct	2	0	0	0	2
ACM Digital Library	0	0	0	0	0
Scopus	9	5	1	1	2
Web of Science	7	3	0	3	1

Fonte: Autoria própria (2023).

Todos os artigos incluídos foram aceitos pelo especialista e seguiram para a avaliação da qualidade, em que foram analisados conforme as questões de pesquisa e os critérios de qualidade. A distribuição de artigos por ano e base pode ser observada no gráfico a seguir (Gráfico 2).

Gráfico 2 - Distribuição dos artigos incluídos por base e ano



Fonte: Autoria própria (2023).

2.2.1 **Abordagem do problema de roteamento de veículos sob os arcos, através de veículos com múltiplos compartimentos (QP)**

Os trabalhos incluídos tratam do problema de roteamento de veículos sob arcos, em que veículos com múltiplos compartimentos são utilizados, e descrevem o processo de construção das metaheurísticas empregadas. Esses estudos apresentam variações nas abordagens utilizadas para resolver o problema de roteamento de veículos sob arcos, utilizando veículos com múltiplos compartimentos:

O trabalho de Mofid-Nakhaee e Barzinpour (2019) visou identificar rotas ideais para a coleta de lixo, utilizando veículos com múltiplos compartimentos e instalações intermediárias, com o intuito de minimizar o custo total de travessia e manutenção dos arcos, bem como o custo fixo dos veículos. Para isso, o Problema de Roteamento de Arco Capacitado (CARP) foi abordado utilizando um grafo direcionado para encontrar rotas com menor custo. Cada veículo parte do depósito, coleta resíduos até a capacidade máxima, descarrega em uma instalação intermediária (que pode ser de tratamento, como incineração ou aterro sanitário) e retorna para coletar mais resíduos, em um ciclo contínuo.

Mofid-Nakhaee e Barzinpour (2019) combinaram dois tipos de veículos: SCVs para coleta resíduos úmidos (orgânico) e MCVs para coleta de resíduos sólidos (recicláveis), uma demanda de material a ser coletos nos arcos sendo o somatório de resíduos úmidos e secos juntos e definido em cada arcos um custo de manutenção, um custo de travessia e a demanda a ser coletada.

As principais contribuições de Mofid-Nakhaee e Barzinpour (2019) foram: (a) consideração de uma combinação de MCCARP e CARP com instalações intermediárias (CARPIF); denominando esse problema de MCCARPIF; (b) desenvolvimento de um algoritmo híbrido adaptativo de busca em grande vizinhança (ALNS) com o algoritmo de otimização de baleias (WOA) para este problema; (c) utilização dos conceitos de separação de resíduos e MCVs; (d) inclusão dos custos fixos dos veículos e de manutenção dos arcos como objetivos, além de vários tipos de resíduos considerados no modelo; e (e) realização de um estudo de caso real em um dos distritos do município de Teerã para representar a aplicabilidade do modelo proposto.

Mofid-Nakhaee e Barzinpour (2019) assumem alguns nós como as instalações intermediárias, uma vez que transferem os resíduos coletados para as demais estações de tratamento, incluindo instalações de reciclagem e aterros mais distantes das cidades, por veículos de maior capacidade do que os veículos de coleta para diminuir o custo total. No caso de separação de resíduos, a frota de veículos deve ter várias partes para evitar a mistura de resíduos.

Devido às vantagens da separação dos resíduos, Mofid-Nakhaee e Barzinpour (2019), assumem que os cidadãos separem seus resíduos nas fontes (ou seja, casas, empresas e outros locais). Além disso, vários tipos de resíduos foram considerados no modelo. Nos casos numéricos, dois tipos de resíduos (ou seja, resíduos úmidos e secos) são considerados. Mofid-Nakhaee e Barzinpour (2019) utilizaram as instâncias de Willemse e Joubert (2016) que encontram-se disponíveis em: http://www.uv.es/ belengue/mcarp/.

Devido à complexidade do modelo descrito por Mofid-Nakhaee e Barzinpour (2019), dois algoritmos foram utilizados para resolve-lo: um algoritmo adaptativo de busca de grande vizinhança (ALNS) e o ALNS híbrido com algoritmo de otimização de baleias. Sendo que os resultados mostraram que o ALNS híbrido com algoritmo de otimização de baleias obteve soluções de qualidade superior em comparação ao ALNS, reduzindo a distância total percorrida. Onde foi possível concluir que a partir dos resultados numéricos que o híbrido ALNS – WOA possui soluções melhores que o ALNS, mas requer um tempo de execução maior, e isso é razoável, pois pode alcançar soluções de maior qualidade em comparação ao algoritmo ALNS.

Considerando o MCCARP, muitos estudos têm sido feitos no contexto de roteamento de nós. Ghiani *et al.* (2001) e Muyldermans e Pang (2010) introduziram o CARP com as facilidades intermediárias pela primeira vez. Eles desenvolveram dois limites inferiores para esse problema; o primeiro é baseado no problema do carteiro rural e o segundo usa um

relaxamento de uma formulação linear inteira do problema. Ghiani *et al.* (2004) estudaram o problema de roteamento de arco com instalações intermediárias sob restrições de capacidade e comprimento pela primeira vez em que os veículos deveriam descarregar ou reabastecer em instalações intermediárias.

Segundo Coelho *et al.* (2012a) o ALNS tem sido usado em alguns problemas de roteamento de nós, e no problema de roteamento de inventário de acordo com Coelho *et al.* (2012b). Com relação aos problemas de roteamento de arco, alguns pesquisadores aplicaram o ALNS como uma abordagem metaheurística conforme Salazar-Aguilar *et al.* (2012). O ALNS tem sido usado no problema de roteamento de arco sincronizado no caso de operações de remoção de neve onde vários veículos atendem as ruas. Também foi usado para um CARP periódico com restrição de estoque de acordo com Riquelme-Rodríguez *et al.* (2014), onde uma frota de veículos pulveriza água ao longo das ruas.

O modelo matemático proposto por Mofid-Nakhaee e Barzinpour (2019) foi usado para um estudo de caso real no distrito 8 do município de Teerã, no Irã.

O trabalho de Zbib e Laporte (2020) objetivou determinar um conjunto de rotas de menor custo começando e terminando no depósito, utilizando grafo não direcionado, com combinação de veículos de tipos diferentes, com capacidade de armazenamento para cada tipo de lixo diferente e fator de compressão para cada tipo de lixo diferente, permitindo que cada aresta seja atendida por mais de um veículo. Caracterizando o problema de roteamento de arco capacitado com múltiplos compartimentos de divisão de commodities (*Commodity-Split Multi-Compartment Capacitated Arc Routing Problem* - CSMC-CARP) por três níveis de decisão: selecionar o número de veículos de cada tipo a usar, atribuir frações aos compartimentos dos veículos selecionados e criar rotas viáveis para os veículos atribuídos selecionados coletarem as diferentes frações de resíduos de todas as arestas necessárias.

Com uma frota heterogênea limitada e capacidades de compartimentos dependentes para cada tipo de lixo, para desenvolver o CSMC-CARP foi definido em um grafo não direcionado com uma frota heterogênea limitada de tipos de veículos de múltiplos compartimentos com base em um depósito, onde a capacidade de cada compartimento pode variar dependendo da fração de resíduos atribuída a ele e do fator de compressão dessa fração naquele tipo de veículo Zbib e Laporte (2020). O algoritmo foi executado em instâncias de benchmark em grande escala para o CSMC-CARP de Kiilerich e Wøhlk (2018), que são obtidos a partir de dados de coleta de lixo da vida real de seis condados dinamarqueses e encontram-se disponíveis em http://www.optimization.dk/MC-CARP/.

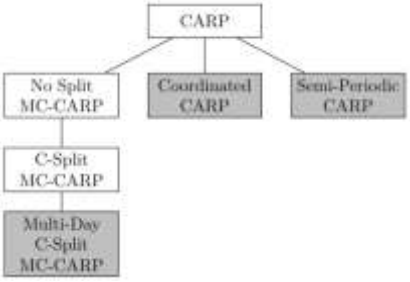
Com o foco na minimização de distância, combinando o procedimento de busca local MCCARP com a metaheurística de Busca Local Guiada (GLS), o trabalho de Muyldermans e Pang (2010) aborda o problema MCCARP, afim de, encontrar um conjunto de rotas de veículos de custo mínimo, com cada rota iniciando e terminando no depósito, e de forma que todas as demandas de aresta sejam atendidas pelos compartimentos de veículos apropriados, sem violar suas capacidades e utilizando uma frota veículos heterogenia com compartimentos dedicados para cada tipo de lixo.

Os resultados de extensos experimentos computacionais foram relatados por Muyldermans e Pang (2010), com o objetivo de revelar em que situações a utilização de veículos particionados economiza custos de roteamento em comparação com a utilização de caminhões não particionados, e concluiu que a melhoria em relação à coleta separada aumenta quando o número de mercadorias é maior, quando a capacidade do veículo aumenta, quando os itens são menos volumosos, quando mais bordas demandam todas as mercadorias, quando a densidade de aresta necessária é menor e quando o depósito está localizado mais centralmente na rede rodoviária. Os benefícios da coleta compartilhada diminuem (ou a coleta separada pode melhorar) em condições opostas.

O trabalho de Wøhlk e Laporte (2019) abordou o custo agregado da coordenação em termos de duas medidas de qualidade: o número de veículos e o custo total de roteamento, definido como a distância total percorrida. Após uma leitura mais aprofundada observou-se que a heurística construtiva desenvolvida não apresentou uma solução para o problema utilizando veículos com múltiplos compartimentos, porém abordou a coleta de frações, como lixo geral e orgânico, papel e papelão, vidro e metal e plástico, a partir de veículos idênticos que realizam apenas a coleta de um dos tipos de resíduos.

Como pode ser observado na Figura 5, o trabalho de Kiilerich e Wøhlk (2018), objetivou apresentar um total de cinco novas variações do CARP que podem ser agrupadas em três tipos. Primeiro três variações CARP com múltiplos compartimentais de diferentes níveis de complexidade em relação aos compartimentos e onde se incorpora um horizonte de tempo (NSMC-CARP, CSMC-CARP e Multi-Day CSMC-CARP). Em seguida, uma variação que busca coordenar os veículos ao longo de um horizonte de planejamento de modo que os veículos que coletam diferentes frações de resíduos dos mesmos domicílios o façam no mesmo dia da semana (C-CARP). Por fim, o CARP semiperiódico que leva em consideração que os domicílios de uma rua, atendendo a demanda da borda, não podem solicitar a coleta de lixo no mesmo intervalo (SP-CARP). Apresentando instâncias em larga escala tanto para o CARP clássico quanto para os cinco novos problemas.

Figura 5 - *Overview of the problems*.



Fonte: Kiilerich e Wøhlk (2018).

O trabalho de Zbib (2017) estendeu os critérios originais de varredura de PS ao NSMC-CARP, resultando em cinco novos critérios, dois dos quais se mostraram muito promissores (o critério que minimiza a taxa de ocupação dos compartimentos e maximiza a taxa de ocupação sobre custo, e o critério que maximiza a taxa de ocupação e maximiza a taxa de ocupação sobre custo) juntamente com a distância máxima de retorno ao depósito, critério comum ao CARP. Quatro estratégias de randomização (determinística, randomização de critério, randomização de aresta e randomização parcial) e três estratégias de varredura algorítmica (varredura original, varredura externa dupla e varredura paralela) foram testadas, resultando em doze variantes diferentes do algoritmo PS. Os diferentes algoritmos foram testados em um conjunto de instâncias da vida real derivadas de operações de coleta de resíduos em diferentes áreas da Dinamarca, variando em tamanhos e no número de frações de resíduos.

No NSMC-CARP, segundo Zbib (2019), existe uma frota de veículos homogênea no depósito central. O número de compartimentos em cada veículo é idêntico ao número de mercadorias a recolher, e cada compartimento é previamente dedicado a uma mercadoria. O NSMC-CARP determina que, se uma mercadoria for coletada por um veículo, as mercadorias restantes devem ser coletadas ao mesmo tempo por esse veículo. O objetivo do NSMC-CARP é encontrar o conjunto de rotas de menor custo que começam e terminam no depósito, de modo que as demandas de todas as mercadorias de uma aresta sejam coletadas uma única vez e pelo mesmo veículo, sob um grafo não direcionado e que a capacidade dos compartimentos de todos os veículos não é excedida. Esta estratégia de recolha é atrativa do ponto de vista dos clientes uma vez que são visitados apenas uma vez por um veículo de recolha em cada período de recolha. Cada tipo de lixo sendo pré-atribuído ao respectivo compartimento do veículo.

De acordo com Zbib (2019) o CARP é uma versão simplificada do NSMC-CARP, em que há apenas uma fração de resíduos em cada local e um único compartimento em cada veículo.

De acordo com Christensen (2019) o CARP pode ser visto como um caso especial do NSMC-CARP onde há uma única fração de resíduos em cada domicílio e um único compartimento em cada veículo.

Para resolver o CARP, que envolve um esforço computacional significativamente grande, Martinelli *et al.* (2013) utilizaram a metaheurística ILS, enquanto Polacek *et al.* (2008) recorreram à metaheurística VNS.

2.2.2 **Técnicas (exatas, heurísticas, meta-heurísticas) utilizadas (QS1)**

O Quadro 3 apresenta uma breve descrição das técnicas utilizadas para resolver o problema de roteamento de veículos sob os arcos, utilizando veículos com múltiplos compartimentos por título dos trabalhos e seus respectivos autores.

Quadro 3 - Descrição das técnicas utilizadas.

Problema Abordado	**Descrição da técnica utilizadas**	**Autor(es)**
Determinar um conjunto de rotas de menor custo que começam e terminam no depósito, de forma que a demanda total de cada tipo de lixo em uma aresta, seja coletada exatamente uma vez nos respectivos compartimentos de um veículo, sem violar a capacidade de qualquer compartimento, ou a quantidade de veículos disponíveis.	Foi desenvolvida uma metaheurística data-driven para a Commodity-Split Multi-Compartimento Capacitado Arc Routing Problem (CSMC-CARP), uma variante do Capacitado Arc Routing Problem (CARP).	Zbib e Laporte (2020).
Encontrar um conjunto de rotas de veículos de custo mínimo, cada rota iniciando e terminando no depósito, de forma que todas as demandas de uma aresta sejam atendidas pelos próprios compartimentos de veículos, sem violar suas capacidades.	Foi apresentado um algoritmo de busca local para MCCARP com a metaheurística de Busca Local Guiada (GLS).	Muyldermans e Pang (2010)
Resolver um problema de coleta de lixo de vários períodos envolvendo vários tipos de lixo chamados frações.	Foi desenvolvida uma heurística construtiva eficiente que não recorre à aplicação de mecanismos de troca computacionalmente caros.	Wøhlk e Laporte (2019)
Encontrar as rotas ideais para a coleta de lixo para o problema de roteamento de arco capacitado de múltiplos compartimentos com	Foi desenvolvida uma metaheurística MCCARPIF com busca adaptativa híbrida de grande vizinhança e algoritmo de baleia.	Mofid-Nakhaee e Barzinpour (2019)

instalações intermediárias.		
Apresentar uma série de novas variações do CARP.	Apresenta cinco variações do CARP com vários compartimentos de diferentes níveis de complexidade em relação aos compartimentos e seus respectivos modelos matemáticos.	Kiilerich e Wøhlk (2018)
Comparar computacionalmente várias variantes do algoritmo *Path Scanning* (PS) estendido para o Problema de Roteamento de Arco Capacitado Multi-Compartimentos sem Divisão (NSMC-CARP).	Apresentou uma nova variante do algoritmo PS (*Partial Randomization* - PR) com randomização parcial das escolhas de aresta em cada iteração e uma nova estratégia de varredura algorítmica, a Varredura Paralela (*Parallel Scan* - LS), que cria rotas simultaneamente.	Zbib (2017)[1]

Fonte: Autoria própria (2023).

2.2.3 **Relação com a coleta seletiva de lixo (QS2)**

Embora que, o problema de roteamento de veículos sob os arcos, utilizando veículos com múltiplos compartimentos, possa ser utilizado em diversas áreas, todos os trabalhos selecionados possuem uma relação com a coleta seletiva de lixo.

Enquanto alguns trabalhos foram motivados pela aplicação de coleta de lixo domiciliar em geral, outros tiveram algoritmos aplicados a instâncias da vida real decorrentes de operações de coleta de lixo reciclável em locais como por exemplo a Dinamarca e no município de Teerã.

2.3 DISCUSSÃO

Com o desenvolvimento da RSL, a partir dos dados evidenciados, foi possível identificar estudos que adotaram técnicas para resolver o problema de roteamento de veículos sob os arcos utilizando veículos com múltiplos compartimentos. Constatou-se que, mesmo com a relevância do problema da coleta seletiva de lixo, apenas seis trabalhos com essa abordagem foram encontrados.

[1] Aarhus University: A escolha dessa base se deu a partir da leitura dos artigos citados nas referências de outros autores

O Quadro 4 apresenta os estudos primários de interesse deste trabalho, apresentados no Quadro 3, foram organizados a partir de um identificador, de acordo com a base onde foi encontrado, autores, título e o ano de publicação.

Quadro 4 - Estudos primários selecionados.

ID	Base	Autor(es)	Título	Ano
1	Science Direct	Hani Zbib, Gilbert Laporte	The commodity-split multi-compartment capacitated arc routing problem	2020
2	Science Direct	L. Muyldermansa, G. Pang	A guided local search procedure for the multi-compartment capacitated arc routing problem	2010
3	Scopus	Sanne Wøhlk, Gilbert Laporte	A districting-based heuristic for the coordinated capacitated arc routing problem	2019
4	Scopus	Elham Mofid-Nakhaee, Farnaz Barzinpour	A multi-compartment capacitated arc routing problem with intermediate facilities for solid waste collection using hybrid adaptive large neighborhood search and whale algorithm	2019
5	Web of Science	Lone Kiilerich, Sanne Wøhlk	New large-scale data instances for CARP and new variations of CARP	2018
6	Aarhus University[2]	Hani Zbib	Variants of the Path Scanning Construction Heuristic for the No-Split Multi-Compartment Capacitated Arc Routing Problem	2017

Fonte: Autoria própria (2023).

De maneira geral os trabalhos demonstraram de boa qualidade, considerando os critérios apresentados anteriormente. De maneira sucinta, a tabela seguinte (Quadro 5) apresenta este resultado.

Quadro 5 - Avaliação da Qualidade

ID	CQ1	CQ2	CQ3	CQ4	CQ5	CQ6	CQ7
1	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
2	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
3	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
4	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
5	Sim	Não	Não	Sim	Não	Não	Sim

[2] Aarhus University: A escolha dessa base se deu a partir da leitura dos artigos citados nas referências de outros autores.

6	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim

Fonte: Autoria própria (2023).

Ao selecionar os trabalhos, considerou-se se eles descreviam claramente a metodologia escolhida, os modelos matemáticos utilizados**,** a construção do método para resolver o problema abordado, a forma como os dados foram coletados, se realizaram estudos comparativos experimentais para avaliar e validar os métodos propostos, se discutiram de forma profunda e detalhada e se apresentam conclusões de forma clara.

Todos os trabalhos selecionados, conforme Quadro 3, apresentaram uma abordagem para o problema de roteamento de veículos sob os arcos, utilizando veículos com múltiplos compartimentos, onde foi descrito o passo a passo da construção das técnicas (exatas, heurísticas, metaheurísticas) utilizadas.

Observou-se que diferentes técnicas computacionais e modelos matemáticos podem ser aplicados para resolução do problema de roteamento de veículos sob os arcos, utilizando veículos com múltiplos compartimentos.

Foi realizada, também, uma busca sobre o termo Prize-collecting Arc Routing Problem, relacionado ao Problema de Roteamento em Arcos com Coleta de Prêmio, porém não foram encontrados trabalhos que resolvessem o problema com veículos múltiplos compartimentos, a maioria dos trabalhos conseguia resolver o problema utilizando veículos com um único compartimento, com algumas diferenças. Conforme apresentadas no Quadro 6.

Quadro 6 - Busca sobre o termo Prize-collecting Arc Routing Problem

Problema	**Características Divergentes**
Problema do Caixeiro Viajante com Bônus	1 - Um bônus é associado a cada um dos vértices do problema; 2 - Determinar um ciclo Hamiltoniano; 3 - Cada vértice seja visitado, no máximo, uma vez.
Profitable Tour Problem	1 - Encontrar uma rota que minimiza os custos de viagem, na qual são subtraídos os bônus recolhidos.
Orienteering Problem	1 - Encontrar uma rota que maximize o total de bônus recolhido, desde que não exceda um valor pré-determinado c_{max}.
The Team Orienteering Problem	1 - Uma quantidade fixa de tempo para cada um dos M membros da equipe.
Prize-Collecting Traveling Salesman Problem	1 - Encontrar a rota de menor custo, desde que o bônus recolhido não seja menor do que um valor pré-definido, minimizando a soma do custo da viagem e penalidades; 2 - Limite de tempo T_{max} é definido no tempo total de viagem de uma rota.
Problema do Caixeiro Viajante Seletivo | Problema da Coleta Máxima | Problema do Ladrão de	1 - Nem todos os vértices podem ser visitados, pois o tempo disponível é limitado a um determinado orçamento de tempo T_{max};

Banco	2 - Dois objetivos opostos: coletar lucros viajando e minimizar os custos de viagem.
Problema da Orientação em Arco (Arc Orienteering Problem)	1 - Cada vértice pode ser visitado no máximo uma vez; 2 - limite de tempo total de viagem da rota a não ser maior que T_{max}.
Rich Profitable Tour Problem	1 - Atendimento parcial da demanda de uma aresta.

Fonte: Autoria própria (2023).

Após revisão sistemática da literatura, identificou-se uma lacuna no estudo da coleta seletiva de lixo em centros urbanos, modelado pelo problema de roteamento de veículos sob os arcos, com objetivo de maximizar ganhos, que é a diferença entre o custo total do trajeto e o ganho total da coleta. Nesse sentido, há a necessidade de se desenvolver metodologias para a geração de soluções iniciais, bem como para a busca de soluções de melhor qualidade. Dentre as possibilidades, destacam-se as metaheurísticas Busca Local Iterada (ILS - Iterated Local Search) e Busca em Vizinhança Variável (VNS - Variable Neighborhood Search), que podem contribuir significativamente para o aprimoramento da coleta seletiva em centros urbanos.

3. CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

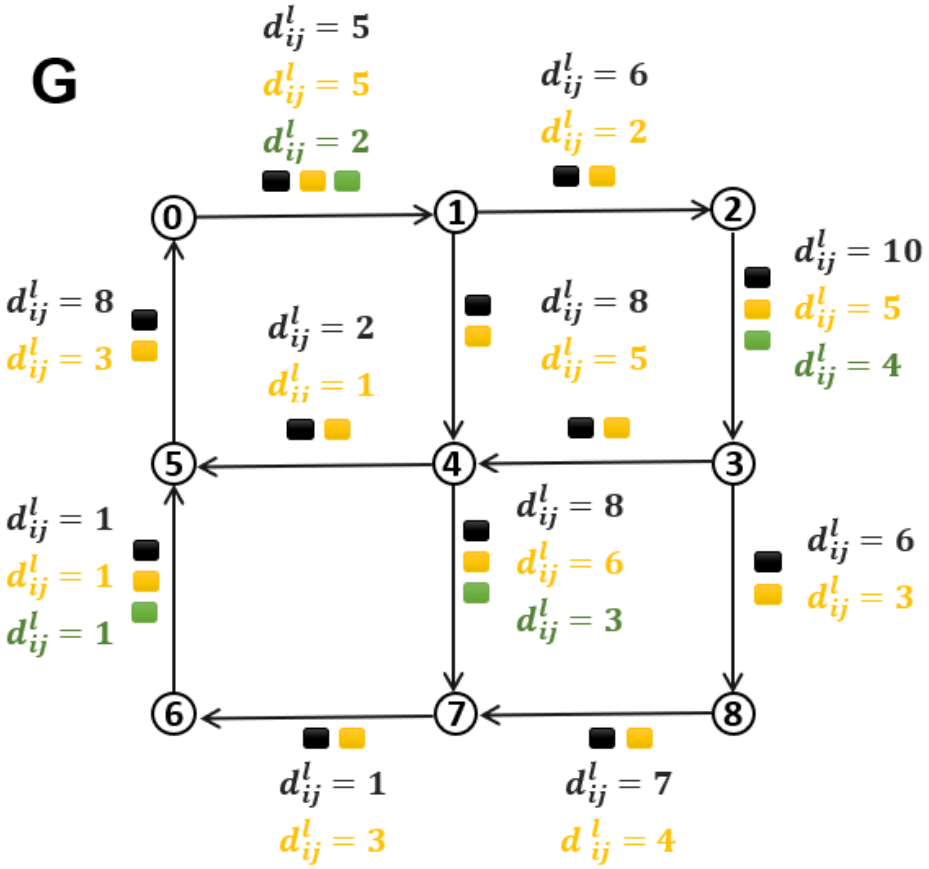
Este trabalho aborda o Problema de Roteamento em Arcos Capacitados, que consiste em definir rotas para veículos com múltiplos compartimentos para realizar a coleta seletiva de resíduos em centros urbanos. O objetivo é atender todas as frações de resíduos de uma aresta requerida pelo mesmo veículo, sem violar nenhuma das capacidades dos compartimentos dos veículos, e garantir que cada aresta seja atendida por apenas um veículo. O problema tem como objetivo cobrir um subconjunto de arestas do grafo, denominadas arestas requeridas, utilizando um conjunto de veículos homogêneos com vários compartimentos, **maximizando o ganho**, que é diferença entre o custo da distância total percorrida e o ganho total da coleta. O estudo utiliza heurísticas e metaheurísticas para a geração de soluções. A ideia inicial para o estudo visava um aumento na eficiência da coleta seletiva, a qual foi validada pela RSL.

Considerando que em algumas cidades já existem caminhões de coleta de lixo com vários compartimentos, o problema de roteamento de coleta é um desafio que envolve a definição de rotas eficientes para cada caminhão, considerando o serviço de coleta de diversos clientes em cada passagem, com um custo de deslocamento e um prêmio associado à coleta.

Nesse sentido, é possível identificar pelo menos três categorias de resíduos que podem ser coletadas de forma seletiva: plástico, lixo orgânico e papelão/papel.

Um exemplo fictício do problema é apresentado na Figura 6, onde o grafo G é dado. Três tipos de coleta de lixo são considerados e indicados por um código de cores das lixeiras em função do tipo de resíduo: preto para lixo orgânico, amarelo para cartão/papel e verde para o plástico. As demandas *d* associadas para cada um dos tipos de lixo *l* são indicadas para cada arco do grafo (rua) e para simplificar, o custo de trajeto para cada arco é igual a 1. O depósito se situa no nó "0". Cada rota tem que iniciar e finalizar no depósito e a capacidade dos veículos é 20.

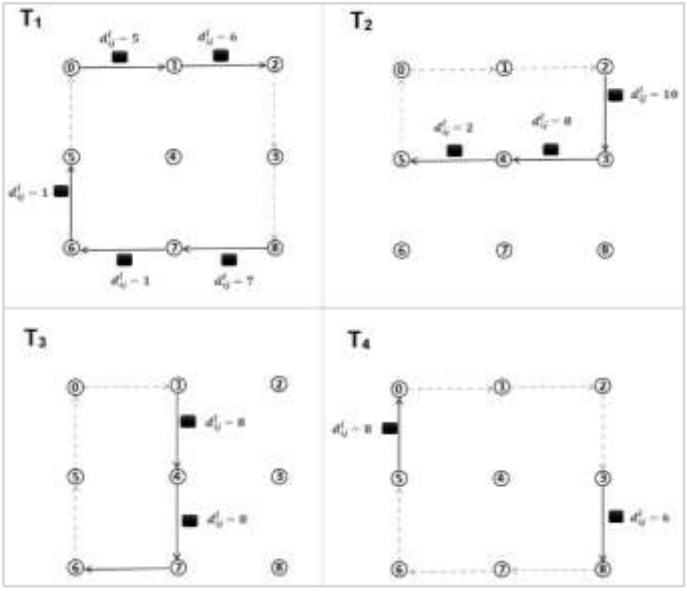
Figura 6 - Grafo G representando uma rede de transporte de parte de um bairro de uma cidade fictícia.



Fonte: Autoria própria (2023).

A figura 7 ilustra um exemplo de quatro rotas (T1, T2, T3 e T4), geradas aleatoriamente, para coletar toda a demanda do lixo orgânico. Os arcos de cor preta são aqueles onde o veículo coletou na sua rota e os arcos de cor cinza correspondem aqueles que o veículo passou sem realizar a coleta.

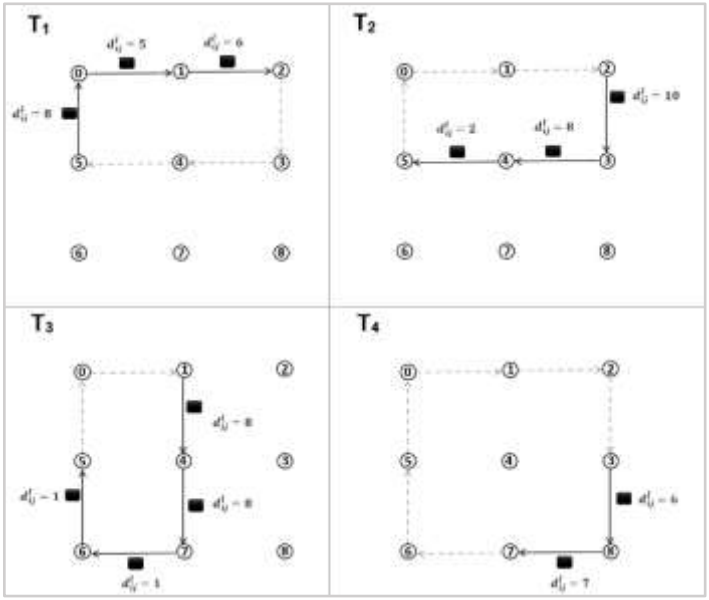
Figura 7 - Exemplo de passeios de veículo para coleta de lixo orgânico de uma cidade fictícia.



Fonte: Autoria própria (2023).

Na rota T1, o veículo coleta 20 unidades de lixo e o custo do roteamento é igual a 8. As rotas T2, T3 e T4 coletam respectivamente 20, 16 e 14 unidades de lixo e custam, respectivamente, 6, 6 e 8. O ganho total é igual a: 42, ou seja 70 da coleta total, menos 28 do custo das 4 rotas. As quatro rotas permitem de coletar a totalidade do lixo orgânico da cidade fictícia. É possível questionar se essa solução é a melhor ou se é uma solução ótima, mas a resposta para ambas as questões é negativa. Um exemplo apresentado na Figura 8 demonstra uma solução alternativa, gerada aleatoriamente, em que quatro rotas têm custo total do roteamento igual a 26 e um ganho de 44, o que demonstra a existência de outra solução melhor que a apresentada na Figura 7.

Figura 8 - Uma segunda solução para coleta de lixo orgânico na cidade fictícia.



Fonte: Autoria própria (2023).

O problema de coleta seletiva pode ser realizado desse modo, com rotas independentes para coleta de cada tipo de lixo e isso seria uma solução completa para a questão. Numa versão avançada, chamada de coleta agregada, os veículos são capazes de coletar vários tipos de resíduos. O problema tem uma combinatória importante e o objeto de nosso estudo é de desenvolver heurísticas e metaheurísticas para esse problema.

3.1 FORMULAÇÃO MATEMÁTICA

O Problema de Roteamento em Arcos Capacitados com Ganho (*Multi-Compartment Capacitated Arc Routing Problem with Gain* – MC-CARPG) utilizando veículos com múltiplos compartimentos, todas as frações de resíduos de uma aresta devem ser coletadas por um único veículo. Como a notação do MC-CARPG é bastante extensa, está resumida na Quadro 7. Neste problema, os veículos são idênticos, com L compartimentos. Definimos W^l como a capacidade do veículo para cada um dos tipos de lixo $l \in L$ e denotamos o fator de compressão para cada um dos compartimentos de lixo $l \in L$ por Y^l, sendo este problema definido em um grafo conexo não direcionado $G = (N, E)$, onde N é o conjunto de nós e E é o conjunto de arestas. As arestas são definidas como pares ordenados (i, j) com $i, j \in \mathrm{N}$ e $i < j$. Assume-se que o grafo não contém loops ou arestas múltiplas entre o mesmo par de nós. A cada aresta, $(i, j) \in E$ está associado um custo de travessia $c_{ij} > 0$. Um subconjunto das arestas, $E_R \subseteq E$ é requirido, ou seja, $E_R = \{(i, j) \in E : d_{ij}^l > 0\}$, sendo d_{ij}^l a demanda para cada um dos compartimentos de lixo $l \in L$ para cada aresta $(i, j) \in E$. Um nó depósito, $dep \in N$, contém um conjunto homogêneo de veículos V. Cada veículo tem capacidade de cada compartimento W^l e fator de compressão Y^l. Para modelar o MC-CARPG, definimos dois tipos de variáveis. Para cada aresta necessária $(i, j) \in E_R$, definimos uma variável de serviço binária a_{ij}^v como segue:

$$a_{ij}^v = \begin{cases} 1 \; se\ a\ aresta\ (i,j) \in E_R \text{ é } \boldsymbol{atendida}\ pelo\ veículo\ v \in V \\ 0\ caso\ contrário. \end{cases}$$

Para cada aresta $(i, j) \in E$, definimos duas variáveis binárias p_{ij}^v e p_{ji}^v da seguinte forma:

$$p_{ij}^v = \begin{cases} 1\ se\ a\ aresta\ (i,j) \in E\ for\ \boldsymbol{percorrida}\ de\ i\ a\ j\ pelo\ veículo\ v \in V \\ 0\ caso\ contrário. \end{cases}$$

e

$$p_{ji}^{v} = \begin{cases} 1 \; se \; a \; aresta \; (i,j) \in E \; for \; \boldsymbol{percorrida} \; de \; j \; a \; i \; pelo \; veículo \; v \in V \\ 0 \; caso \; contrário. \end{cases}$$

Quadro 7 - Resumo da notação do MC-CARPG

Parâmetros/Variáveis	Descrição
$G = (N, E)$	Grafo conexo não direcionado, onde N é o conjunto de nós e E é o conjunto de arestas
L	Conjunto de tipos de lixo
W^l	Capacidade do veículo para cada tipo de lixo $l \in L$
Y^l	Fator de compressão para cada compartimento de lixo $l \in L$
c_{ij}	Custo de travessia da aresta $(i,j) \in E$
E_R	Subconjunto das arestas requeridas, onde $E_R = \{(i,j) \in E : d_{ij}^l > 0\}$
d_{ij}^l	Demanda para cada compartimento de lixo $l \in L$ para cada aresta $(i,j) \in E$
dep	Nó depósito que contém um conjunto homogêneo de veículos V
V	Conjunto de veículos
a_{ij}^v	Variável de serviço binária para a aresta $(i,j) \in E_R$, onde a_{ij}^v = 1 se a aresta é atendida pelo veículo v ∈ V
p_{ij}^v	Variável binária que indica se a aresta $(i,j) \in E$ é percorrida de i a j pelo veículo $v \in V$, onde p_{ij}^v = 1 se a aresta é percorrida pelo veículo v
p_{ji}^v	Variável binária que indica se a aresta $(i,j) \in E$ é percorrida de a j a i pelo veículo $v \in V$, onde p_{ji}^v = 1 se a aresta é percorrida pelo veículo v

Fonte: Autoria própria (2023).

Com isso, o MC-CARPG é descrito por meio de uma formulação matemática obtida e adaptada do problema NSMC-CARP, proposto por Christensen (2019), em que a função objetivo foi a única modificação realizada para contemplar o Problema de Roteamento em Arcos Capacitados com Ganho, utilizando Veíc ulos com Múltiplos Compartimentos, como:

$$max \sum_{f \in F} \sum_{v \in V} \sum_{(i,j) \in E_R} d_{ij}^f a_{ij}^v - \sum_{v \in V} \sum_{(i,j) \in E} c_{ij}\left(p_{ij}^v + p_{ji}^v\right) \quad (1)$$

$$st. \sum_{v \in V} a_{ij}^v = 1 \qquad \forall (i,j) \in E_R \quad (2)$$

$$\sum_{(i,j) \in E} d_{ij}^f a_{ij}^v \leq Y^f W^f \qquad \forall f \in F, v \in V \quad (3)$$

$$p_{ij}^v + p_{ji}^v \geq a_{ij}^v \qquad \forall \, v \in V, (i,j) \in E_R \quad (4)$$

$$\sum_{j \in N:(i,j) \in E} \left(p_{ij}^v - p_{ji}^v\right) = 0 \qquad \forall \, v \in V, i \in N \quad (5)$$

$$Restrições \; de \; eliminação \; de \; subrotas \quad (6)$$

$$p_{ij}^v, p_{ji}^v \in \{0,1\} \qquad \forall \, v \in V, (i,j) \in E \quad (7)$$

$$a_{ij}^v \in \{0,1\} \qquad \forall \, v \in V, (i,j) \in E_R \quad (8)$$

A função objetivo está definida em (1), a qual tenta maximizar o ganho, descrito como a diferença entre o total coletado e o custo da distância total percorrida, As restrições (2) garantem que todas as arestas necessárias sejam atendidas por exatamente um veículo e (3) são as restrições de capacidade do veículo para cada um dos tipos de lixo. As restrições (4) são restrições de acoplamento que forçam um veículo a atravessar qualquer aresta que ele realize coleta. Em conjunto, as restrições de continuidade de rota (5), as restrições de eliminação de subrotas (6) garantem que cada rota comece e termine no nó 0 (deposito), e as restrições de domínio para as variáveis de travessia (7) compreendem as restrições de topologia de rota, e finalmente, (8) define o domínio das variáveis de serviço.

3.2 GERAÇÃO DAS ROTAS DOS CAMINHÕES

De acordo com Christensen (2019), o NSMC-CARP é uma extensão do CARP, o que significa que suas extensões também são consideradas NP-difíceis. O problema que este trabalho propõe, o MC-CARPG, é um exemplo disso. Portanto, para lidar com instâncias de grande porte, é necessário utilizar heurísticas para encontrar soluções aproximadas do ótimo.

Ao desenvolver uma heurística para o MC-CARPG, é importante considerar as seguintes características do problema: a demanda de lixo só pode ser alocada se ainda não tiver sido coletada em outro trajeto e as quantidades de lixo coletadas não podem ultrapassar a capacidade de cada compartimento do veículo. Cada rua só pode ser atendida por um único caminhão, que coleta todos os tipos de lixo necessários.

Segue abaixo o pseudocódigo de um algoritmo que retorna todas as rotas necessárias para atender a demanda de lixo. O método *RetornarSolucao*, apresentado no Algoritmo 1, é executado 20 vezes para cada uma das instâncias do problema MC-CARPG com as metaheurísticas ILS e VNS. A cada execução, o resultado é armazenado em um arquivo.

Algoritmo 1 - Pseudocódigo para retornar a Solução.

```
1   função RetornarSolucao
2   início
3       CarregarInstacia
4       CapMax_l ← capacidade de armazenamento de cada um dos compartimentos de lixo l
5       r ← 0            //Contador de rotas para atender toda a demanda de lixo
6       s ← ∅            //Vetor de solução de rotas para atender toda a demanda de lixo
7       enquanto (existir demanda para ser coletada) faça
8           s_r ← HeuristicaHillClimbing(s_r)
9           s_r ← OtimizarRotaCaminhao(s_r)    //Utilizando algoritmo de Dijkstra
10          s_r ← MetaHeuristica(s_r)
11          r ← r + 1
```

```
12      fim_enquanto
13      retornar s
14  fim
```

Fonte: Autoria própria (2023).

Enquanto houver demanda para ser coletada, uma solução inicial é retornada para cada uma das rotas necessárias, através da utilização da função *HeuristicaHillClimbing*. Inicialmente como continuação do trabalho de Lima *et al.* (2021), foi implementado um algoritmo de escolha do próximo vetor de forma aleatória, que continha uma heurística que comparava rotas geradas aleatoriamente e retornava a rota que possuía o melhor ganho.

No entanto, uma nova abordagem foi utilizada para selecionar os vértices em uma rota inicial. Essa abordagem envolveu a implementação de uma heurística de Busca Local baseada no método Hill-Climbing (Subida de Encosta), que resultou em melhores resultados.

A rota inicial retornada pela função *HeuristicaHillClimbing* é armazenada no vetor s_r e passada para a função *OtimizarRotaCamihao*. Essa função utiliza o algoritmo de Dijkstra, para retornar uma rota melhorada, recriando o percurso entre o depósito ou o último vértice coletado até o próximo vértice onde se inicia a coleta e a partir do o último vértice coletado até o depósito. O algoritmo de Dijkstra é utilizado apenas para otimizar subrotas nas quais nenhuma demanda foi atendida, após o caminhão atingir a capacidade de pelo menos um compartimento ou não existir mais demanda para ser coletada.

A função *MetaHeuristica* é responsável por utilizar as metaheurísticas ILS ou VNS para aprimorar uma rota. Para isso, ela realiza uma chamada para as funções *MetaHeuristicaILS* ou *MetaHeuristicaVNS*, respectivamente. Ao final da melhoria realizada pela metaheurística selecionada, a função retorna a rota otimizada. Depois o contador de rotas é incrementado e o processo é repetido até que não haja mais demanda a ser coletada.

A função *HeuristicaHillClimbing*, conforme apresentado no Algoritmo 2, utiliza uma heurística baseada no método Busca Local Hill-Climbing, para buscar a partir do vértice inicial, chamado de depósito, a melhor rota, utilizando uma função de avaliação para a escolha do melhor vizinho até retornar para o depósito, enquanto existir demanda para ser coletada. Selecionando o próximo elemento com base em critérios locais de otimização.

Algoritmo 2- Pseudocódigo da heurística Hill-Climbing.

```
1  função HeuristicaHillClimbing(rota)  //Recebe um vetor para armazenar os vértices da rota
2  início
3      aux ← ∅                //Vetor para armazenar vértices que não atendam a função de avaliação
4      ganho ← 0
5      maiorGanho ← 0
6      verticeOrigem ← 0
7      verticeDestino ← 0
8      enquanto (existir espaço em pelo menos um compartimento e existir demanda a ser coletada) faça
9          aux ← 0
```

```
10        maiorGanho ← 0
11        para (i = verticeOrigem até qtdVertices) faça
12          capAtual_rl ← capacidade atual armazenada de cada um dos tipos de lixos l em r
13          cap_il      ← capacidade a ser coletada dos vértices adjacentes de i para cada tipo de lixo l
14          se ((capAtual_rl + cap_il) <= CapMax_l) então          //Função de Avaliação
15            ganho ← total de se coletar cada um dos tipos de lixo l - custo de caminhar até o vértice adjacente i
16            se (maiorGanho < ganho) então
17              verticeDestino ← i
18              maiorGanho ← ganho
19          senão
20            aux ← aux + i
21        fim_para
22        se (maiorGanho <> 0) então
23          rota ← rota + verticeDestino                  //Insere vértice no vetor rota
24        senão
25          rota ← rota + Sortear(aux)                    //Sorteia um vértice do vetor aux e insere no vetor rota
26        verticeOrigem ← verticeDestino
27      fim_enquanto
28      retornar rota
29    fim
```

Fonte: Autoria própria (2023).

A função de avaliação escolhe o vizinho que pode ser alocado, ou seja, que a demanda não ultrapasse a capacidade do caminhão, e que possua o melhor ganho, fazendo uma seleção aleatória na escolha do próximo vizinho, apenas quando nenhum dos vértices adjacentes atenda a função de avaliação.

A função *MetaHeuristicaVNS*, conforme apresentado no Algoritmo 3, utiliza a metaheurística de *Variable Neighborhood Search*, recebendo como parâmetro a rota retornada pela função *OtimizarRotaCamihao*, a função inicia atribuindo a variável *k* o valor 1(primeira vizinhança), e dentro de um laço até *r* igual 25 (vinte e cinco) repetições, realiza um procedimento *Shake*, que após receber como parâmetros a solução inicial s_0 e a variável *k*, que retorna uma nova rota s_1, que é passada como parâmetro para a função de *BuscaLocal*, que realiza uma procedimento de busca local (baseado em uma heurística de busca local 2-opt) retorna uma nova rota s_2, e caso s_2 possua um ganho maior que s_0, a rota s_2 é atribuída a s_0 e a variável *k* é iniciada novamente, caso contrário, s_0 não possua um ganho menor, o valor da variável *k* é incrementado em uma unidade e o laço é iterado mais uma vez.

Algoritmo 3 - Pseudocódigo da metaheurística VNS aplicada ao problema.

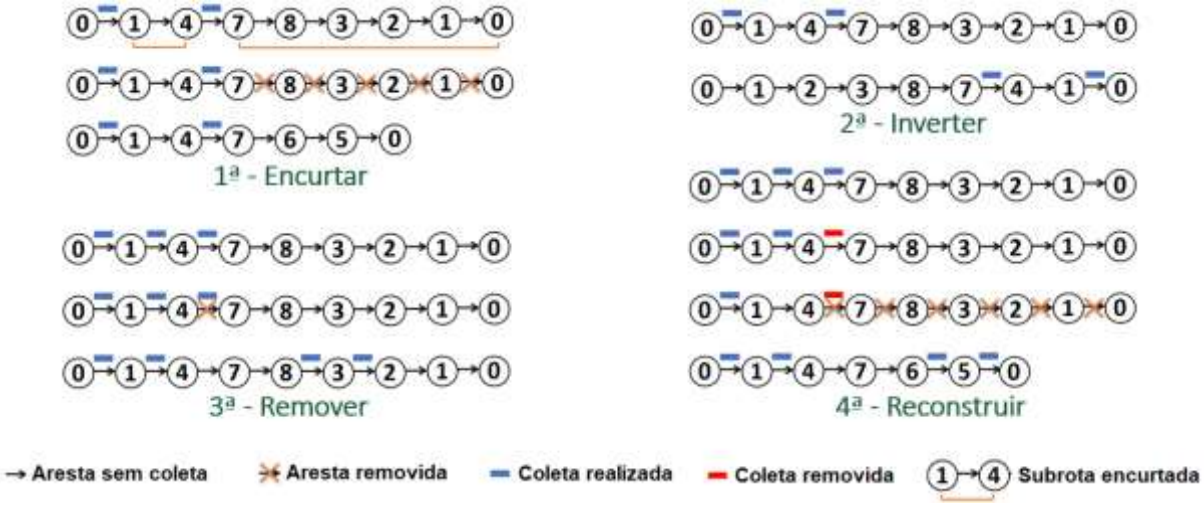
```
1   função MetaHeuristicaVNS(s_0)
2   início
3     k ← 1
4     r ← 0
5     Repita
6       repita
7         s_1 ← Shake(s_0, k)          //Gera uma solução aleatória s_1 da
8         s_2 ← BuscaLocal(s_1)        //vizinhança k selecionada
9         se (ganho de s_0 < ganho de s_2) então
10          s_0 ← s_2
11          k ← 1
12          r ← 0
```

```
            Senão
                k ← k + 1
                r ← r + 1
        até k ← 4          //Número máximo de vizinhanças
    até r = 25             //Número máximo de iterações sem haver melhoria
    retorne s0
fim
```

Fonte: Autoria própria (2023).

A função *Shake* possui 4 vizinhanças, a primeira faz o encurtamento da rota entre as arestas que não foi realizada coleta, a segunda vizinhança, inverter a rota, a terceira remove a coleta de uma aresta e tenta alocar no caminhão a demanda das arestas seguintes, e a quarta vizinha escolhe aleatoriamente uma aresta onde foi realizada coleta, remove e adiciona outra rota até o depósito, conforme apresentado na Figura 9.

Figura 9 - Estruturas de Vizinhaças.



Fonte: Autoria própria (2023).

A função *BuscaLocal* foi implementada, conforme apresentado no Algoritmo 4, recebendo como parâmetro um vetor com os vértices da rota armazenados, os vértices do vetor são percorridos, afim de realizar uma troca entre pares arestas onde se possa identificar um aumento do ganho e verificar se a capacidade de armazenamento de cada um dos tipos de lixo não é violada.

Algoritmo 4 - Pseudocódigo da função *BuscaLocal*.

```
função BuscaLocal(rota)
Início
    para (i = 0 até qtdVertices-2) faça
        para (j = i+1 até qtdVertices-1) faça
            capMax_l ← capacidade de armazenamento de cada um dos compartimentos de lixo l
            demAtual ← demanda coletada de cada um dos tipos de lixos l em rota_{i i+1}
            demNova ← demanda a ser coletada de cada um dos tipos de lixos l em rota_{j j+1}
            ganhoAtual ← ganho armazenado na coletar cada um dos tipos de lixos l em rota_{i i+1}
            ganhoNovo ← ganho ao se realizar coleta de cada um dos tipos de lixos l em rota_{j j+1}
            se (realizou coleta em rota_{i i+1} e não realizou coleta em rota_{j j+1}) então
```

```
11          se (na rota_{j j+1} possuir demanda para ser coleta) então
12              se ((capMax_l >= (capMax_l - demAtual + demNova)) e ganhoAtual < ganhoNovo) então
13                  rota_{i i+1} ← não realizou coleta
14                  rota_{j j+1} ← realizou coleta
15      fim_para
16  fim_para
17  retorne rota
18 Fim
```

Fonte: Autoria própria (2023).

A função *MetaHeuristicaILS*, conforme apresentado no Algoritmo 5, utiliza a metaheurística de *Iterated Local Search*, e executa os seguintes passos: recebendo como parâmetro a rota retornada pela função *OtimizarRotaCamihao*; através de uma função BuscaLocal, baseada na heurística de melhoria 2-opt, recebe a rota inicial e retorna uma rota melhorada, que procura pela melhor troca possível de 2 arestas da solução, realizando-a somente se esta produzir uma melhora no valor atual do ganho, sem violar a capacidade dos compartimentos do veículo, analisando assim, todos os possíveis vizinhos de uma solução; entra em um laço que atende um critério de parada, definido com um número máximo de 100 iterações; realiza uma perturbação, realiza outra busca local e verifica um critério de aceitação.

Algoritmo 5 - Pseudocódigo da metaheurística ILS aplicada ao problema.

```
1  função MetaHeuristicaILS(rota)
2  início
3      s_0 ← rota          //Solução inicial viável
4      s_1 ← BuscaLocal(s_0)
5      historico ← 0
6      k ← 0
7      repita
8          s_2 ← Pertubacao(s_1, historico)  //Gera uma solução aleatória s_2 baseada no histórico
9          s_3 ← BuscaLocal(s_2)
10         s_1 ← CriterioAceitacao(s_1, s_3, historico)
11         k ← k + 1
12     até k ← 100              // Critério de parada
13     retorne s_1
14 fim
```

Fonte: Autoria própria (2023).

Foram realizados alguns testes preliminares com pequenas instâncias com 50, 100, 300 e 500 iterações, tanto para a metaheurística VNS quanto para a metaheurística ILS. E a quantidade de 100 interações foi escolhida, pois foi possível obter a mesma quantidade mínima de rotas para a solução em ambas as metaheurística em um tempo computacional aceitável.

A função *Pertubacao* foi implementada de forma semelhante a função *Shake*, conforme apresentado no Algoritmo 6, diferenciado apenas a utilização do parâmetro *historico* é obtido de forma diferente de como o parâmetro *k* é obtido na função *Shake*.

Algoritmo 6 - Pseudocódigo da função *Pertubacao*.

```
1   função Pertubacao(rota, historico)
2   início
3       rotaAuxiliar ← rota
4       tamanhoRota ← quantidade de vértices do vetor rota
5       fatorExclusao ← (tamanhoRota - (tamanhoRota * historico / 100))
6       rota ← rota - fatorExclusao                //Remove vértices do final do vetor rota
7       rota ← HeuristicaHillClimbing(rota)        //Insere vértices no vetor rota
8       se (não houver coleta no vetor rota) então
9           rota ← rotaAuxiliar
10      fim_para
11      retorne rota
12  fim
```

Fonte: Autoria própria (2023).

Conforme apresentado no Algoritmo 6, a função *Pertubacao* recebe como parâmetro um vetor s_1 com os vértices da rota armazenados e uma variável *historico*, que é incrementada apenas quando s_3 não é maior que s_1, para calcular o *fatorExclusao*, que é percentual obtido entre o valor da quantidade de vértices existentes no vetor rota e o valor da variável *historico*, com isso, parte dos vértices existentes no final do vetor rota são removidos, obtendo assim um rota parcial, que é passada como parâmetro na função *HeuristicaHillClimbing*, que por sua vez retorna uma rota com todos os vértices até o depósito, onde é nova rota é retornada pela função *Pertubacao* se tiver sido realizada coleta em alguns dos vértices, caso contrário s_1 é retornado.

A função *CriterioAceitacao* foi implementada, conforme apresentado no Algoritmo 7, recebendo como parâmetro dois vetores (s_1 e s_3) com os vértices de rotas armazenados e uma variável *historico*, que é incrementada apenas se o ganho de s_1 não for maior que o ganho de s_3, mas em ambos os casos s_3 é retornado.

Algoritmo 7 - Pseudocódigo da função *CriterioAceitacao*.

```
1   função CriterioAceitacao(s1, s3, historico)
2   início
3       se (ganho de s3 > ganho de s1) então
4           retorne s3
5       senão
6           historico ← historico + 1
7           retorne s3
8   Fim
```

Fonte: Autoria própria (2023).

4. RESULTADOS COMPUTACIONAIS

O objetivo deste capítulo é apresentar os resultados computacionais obtidos na pesquisa realizada utilizando os algoritmos mencionados no Capítulo 3. Primeiramente, será descrito o ambiente de desenvolvimento onde os algoritmos foram executados. Em seguida, serão apresentadas as instâncias e, posteriormente, será feita uma análise dos resultados obtidos.

4.1 AMBIENTE DE DESENVOLVIMENTO

Todos os algoritmos utilizados neste trabalho foram implementados na linguagem de programação Delphi, utilizando a versão da IDE Delphi 10.3. Os experimentos foram executados em um Notebook Dell com sistema operacional Windows 10 de 64 bits, equipado com processador Intel i5-1135 11ª geração a 2.40GHz de clock, com 16GB de memória RAM e SSD de 512GB.

4.2 INSTÂNCIAS DO PROBLEMA

Na comunidade de roteamento de arcos é amplamente conhecido que as instâncias clássicas de benchmark, tais como as apresentadas em Brandão e Eglese (2008) com 255 nós e 375 arestas, são muito menores do que a maioria das instâncias de roteamento de arcos encontradas na vida real. Christensen (2019), apresentou um conjunto de instâncias reais em larga escala (com milhares de nós) tanto para o CARP quanto para as novas variações, e disponibilizou esses dados para a comunidade de pesquisa como dados de referência.

As instâncias utilizadas foram agrupas em três grupos de acordo com quantidade de aresta do grafo, conforme apresentado no Quadro 8.

Quadro 8 - Instâncias utilizadas.

Grafo	Veículo	Arestas	Rotas	Tamanho
F13_B	1-2-B	33	3	P
R_F13_B	1-2-B	33	2	
F13_B	1-1-B	33	3	
R_F13_B	1-1-B	33	2	
F12_B	1-2-B	110	8	

R_F12_B	1-2-B	110	6	
F12_B	1-1-B	110	10	
R_F12_B	1-1-B	110	7	
O13_B	3-2-B	247	6	
R_O13_B	3-2-B	247	4	
O13_B	3-1-B	247	7	
R_O13_B	3-1-B	247	6	
F11_B	1-2-B	267	19	M
R_F11_B	1-2-B	267	15	
S13_B	3-2-B	374	4	
S13_B	3-1-B	374	5	
R_S13_B	3-1-B	374	4	
K13_B	2-2-B	422	4	
R_K13_B	2-2-B	422	3	
K13_B	2-1-B	422	5	
R_K13_B	2-1-B	422	4	G
N13_B	4-2-B	502	7	
R_N13_B	4-2-B	502	5	
N13_B	4-1-B	502	8	

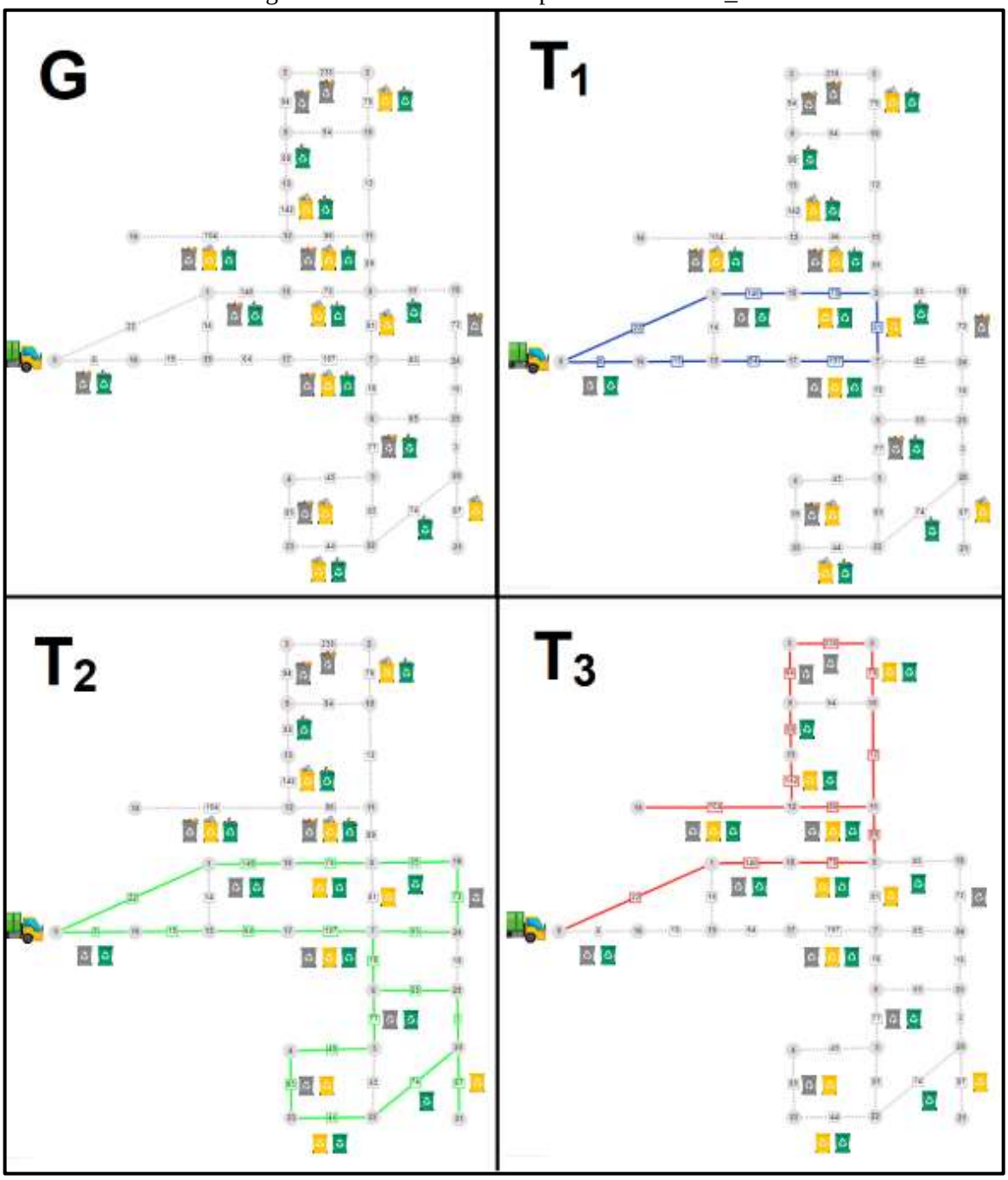
Fonte: Autoria própria (2023).

Os algoritmos utilizados nestes trabalhos foram testados em parte de um conjunto de instâncias da vida real derivadas de operações de coleta de resíduos em diferentes áreas da Dinamarca, variando em tamanhos e no número de frações de resíduos, obtidos a partir de dados de coleta de lixo da vida real de seis condados dinamarqueses e encontram-se disponíveis em http://www.optimization.dk/MC-CARP/.

4.3 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Esta seção discute sobre os resultados alcançados pelos algoritmos para as instâncias descritas anteriormente para cada uma das 24 (vinte e quatro) instâncias testadas. Para cada uma das instâncias foram obtidos 20 (vinte) resultados para cada uma das metaheurísticas implementadas VNS e ILS. Abaixo está a Figura 10 que ilustra o grafo G e as rotas T1, T2 e T3, as quais foram criadas para atender completamente a demanda de coleta de lixo da instância F13_B.

Figura 10 - Rotas retornadas para instância F13_B.



Fonte: Autoria própria (2023).

A Tabela 1 apresenta o ganho obtido em cada uma das instâncias utilizadas, foram selecionadas a melhor e a pior solução encontrada entre as 20 rodadas de execução, a média dos ganhos e o desvio padrão entre as vinte execuções realizadas. Em negrito os valores com melhor resultado.

Tabela 1 - Ganho obtido em cada uma das instâncias utilizadas.

Grafo	Veículo	Arestas	Mínimo		Máximo		Média		Desvio Padrão	
			VNS	ILS	VNS	ILS	VNS	ILS	VNS	ILS
F13_B	1-2-B	33	202996	202516	**204781**	204673	**204110**	203610	**511**	644
R_F13_B	1-2-B	33	144110	143594	**146086**	145989	**145279**	145154	**539**	694
F13_B	1-1-B	33	201516	201741	**204430**	204321	202822	**203190**	715	**581**
R_F13_B	1-1-B	33	143557	144083	**145468**	145411	144601	**144723**	455	**364**
F12_B	1-2-B	110	738608	733518	**744530**	741785	**741332**	738517	**1593**	2145
R_F12_B	1-2-B	110	538252	534628	**546185**	545701	**542053**	541337	**1840**	3123
F12_B	1-1-B	110	732202	729819	**738928**	738509	**735565**	734313	**1698**	2840
R_F12_B	1-1-B	110	535191	532805	**541785**	541465	**538320**	537513	**1834**	2442
O13_B	3-2-B	247	183106	177860	191108	**191927**	**187099**	186451	**2754**	3724
R_O13_B	3-2-B	247	104916	107816	121107	**126932**	116110	**116347**	**3620**	4404
O13_B	3-1-B	247	178751	174037	187639	**187741**	**182600**	181785	**2563**	3400
R_O13_B	3-1-B	247	99512	99146	120090	**120277**	**113013**	110817	**5100**	5251
F11_B	1-2-B	267	1823994	1810709	**1834576**	1834259	**1828846**	1822483	**2968**	5252
R_F11_B	1-2-B	267	1360838	1358117	**1374749**	1371578	**1369307**	1365907	**3524**	3922
S13_B	3-2-B	374	-77219	-106033	-4738	**6070**	-39692	**-37713**	**24800**	28412
S13_B	3-1-B	374	-94435	-67810	**8326**	-2539	-38586	**-35722**	31250	**22075**
R_S13_B	3-1-B	374	-121454	-123820	**-32812**	-55484	**-81231**	-83973	19969	**17257**
K13_B	2-2-B	422	-420255	-394213	-216468	**-199029**	**-314832**	-321045	**54309**	57647
R_K13_B	2-2-B	422	-512282	-545169	-319200	**-227121**	-432629	**-364694**	**52100**	71085
K13_B	2-1-B	422	-458808	-412646	-255465	**-246004**	-372378	**-326888**	54156	**46487**
R_K13_B	2-1-B	422	-533765	-472853	**-234736**	-327102	-420849	**-393851**	62522	**40717**
N13_B	4-2-B	502	35355	38405	**132604**	114495	**91930**	76853	25836	**19488**
R_N13_B	4-2-B	502	-106172	-71542	14107	**33320**	-39786	**-17898**	36042	**26153**
N13_B	4-1-B	502	49884	16298	107220	**125326**	**78613**	75375	**16785**	25669

Fonte: Autoria própria (2023).

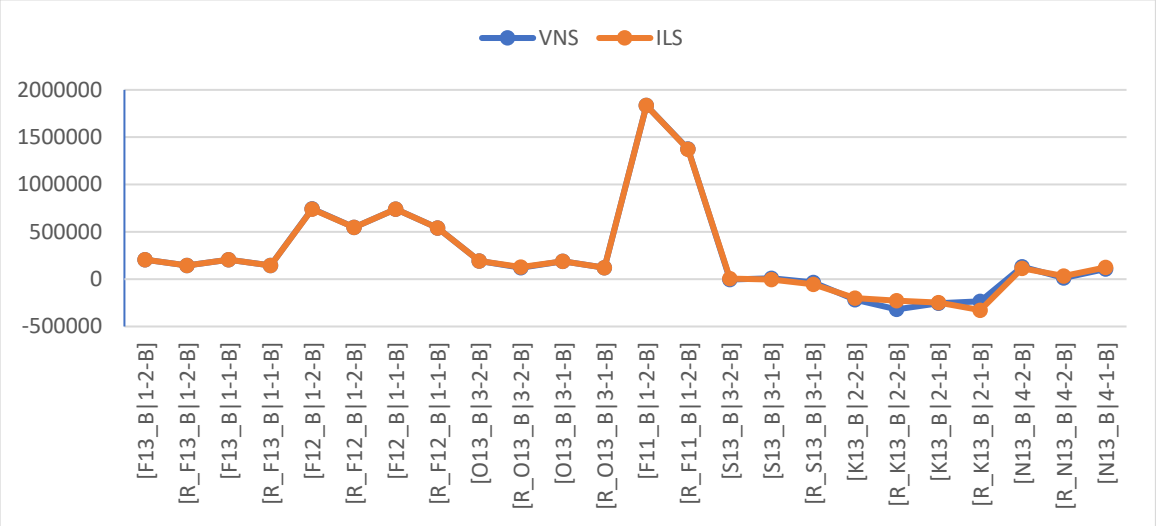
Ao analisar os valores máximos dos ganhos, o ganho foi maior em 100% dos casos nas instâncias pequenas com a execução do VNS, nas instâncias médias o ILS foi melhor em 56% dos casos e para instâncias grandes o ILS foi melhor em 71% dos casos ao encontrar o maior ganho.

A média dos ganhos, nas instâncias pequenas com a execução do VNS foi maior em 75% dos casos, nas instâncias médias o VNS foi maior em 67% dos casos e para instâncias grandes o ILS foi maior em 57% dos casos.

Com relação ao desvio padrão, nas pequenas instâncias o VNS obteve o menor valor em 75% dos casos, nas instâncias médias o VNS obteve o menor valor em 78% dos casos e para instâncias grandes o ILS obteve o menor valor em 57% dos casos.

Conforme apresentado no Gráfico 1 existe uma semelhança na variação do desvio padrão das metaheurísticas VNS e ILS com relação ao retorno dos ganhos nas instâncias analisadas.

Gráfico 3 - Variação do desvio padrão das metaheurísticas VNS e ILS com relação ao retorno do ganho em cada uma das instâncias analisadas.



Fonte: Autoria própria (2023).

A Tabela 2 apresenta o tempo (segundos) de execução para retornar a solução em cada uma das instâncias utilizadas, foram selecionados o melhor e o pior tempo encontrado entre as 20 rodadas de execução, a média dos tempos e o desvio padrão entre as vinte execuções realizadas. Em negrito os valores com melhor resultado.

Tabela 2 - Tempo de execução para retornar a solução em cada uma das instâncias utilizadas.

Grafo	Veículo	Arestas	Mínimo		Máximo		Média		Desvio Padrão	
			VNS	ILS	VNS	ILS	VNS	ILS	VNS	ILS
F13_B	1-2-B	33	**0,004**	0,013	0,017	0,025	**0,009**	0,019	**0,004**	0,003
R_F13_B	1-2-B	33	**0,003**	0,015	0,019	0,029	**0,009**	0,019	**0,004**	0,004
F13_B	1-1-B	33	**0,005**	0,020	0,016	0,036	**0,009**	0,026	**0,003**	0,004
R_F13_B	1-1-B	33	**0,004**	0,014	0,020	0,041	**0,009**	0,023	**0,004**	0,006
F12_B	1-2-B	110	1,596	**0,982**	4,442	2,684	2,912	**1,717**	0,862	**0,662**
R_F12_B	1-2-B	110	2,493	**2,062**	6,844	4,085	3,877	**2,599**	1,186	**0,488**
F12_B	1-1-B	110	**0,775**	2,987	3,640	5,026	**1,783**	3,835	**0,850**	0,568
R_F12_B	1-1-B	110	**0,732**	1,025	2,007	1,786	**1,254**	1,352	**0,323**	0,204
O13_B	3-2-B	247	15,990	**8,493**	56,344	16,112	32,990	**11,333**	8,763	**2,340**
R_O13_B	3-2-B	247	12,551	**5,923**	33,347	13,682	21,018	**9,274**	5,676	**2,291**
O13_B	3-1-B	247	22,027	**8,905**	44,778	15,885	31,939	**12,391**	6,592	**2,008**
R_O13_B	3-1-B	247	15,091	**7,816**	41,134	15,277	27,507	**10,758**	6,695	**2,327**
F11_B	1-2-B	267	9,877	**8,618**	19,578	10,676	14,643	**9,545**	2,640	**0,556**
R_F11_B	1-2-B	267	10,660	**6,525**	22,055	9,355	15,674	**8,397**	2,463	**0,639**
S13_B	3-2-B	374	93,863	**30,398**	355,793	109,830	193,708	**55,033**	78,882	**21,764**
S13_B	3-1-B	374	159,602	**92,869**	799,382	292,195	413,477	**163,253**	179,252	**63,527**
R_S13_B	3-1-B	374	89,701	**39,226**	368,248	136,157	226,578	**74,891**	68,954	**24,214**
K13_B	2-2-B	422	828,948	**255,697**	2064,207	582,143	1220,385	**410,305**	286,967	**101,237**
R_K13_B	2-2-B	422	993,147	**166,723**	1878,299	509,161	1510,426	**329,318**	266,186	**86,359**
K13_B	2-1-B	422	711,344	**203,908**	2029,920	392,393	1321,070	**288,797**	373,792	**55,319**
R_K13_B	2-1-B	422	700,571	**224,878**	1979,522	498,626	1475,245	**335,777**	330,234	**77,118**
N13_B	4-2-B	502	613,838	**196,221**	1567,642	346,387	1078,996	**279,193**	278,686	**35,516**
R_N13_B	4-2-B	502	953,457	**246,193**	2392,308	506,455	1529,864	**335,700**	379,296	**61,721**
N13_B	4-1-B	502	888,549	**206,774**	1574,855	368,675	1146,905	**302,808**	162,255	**44,676**

Fonte: Autoria própria (2023).

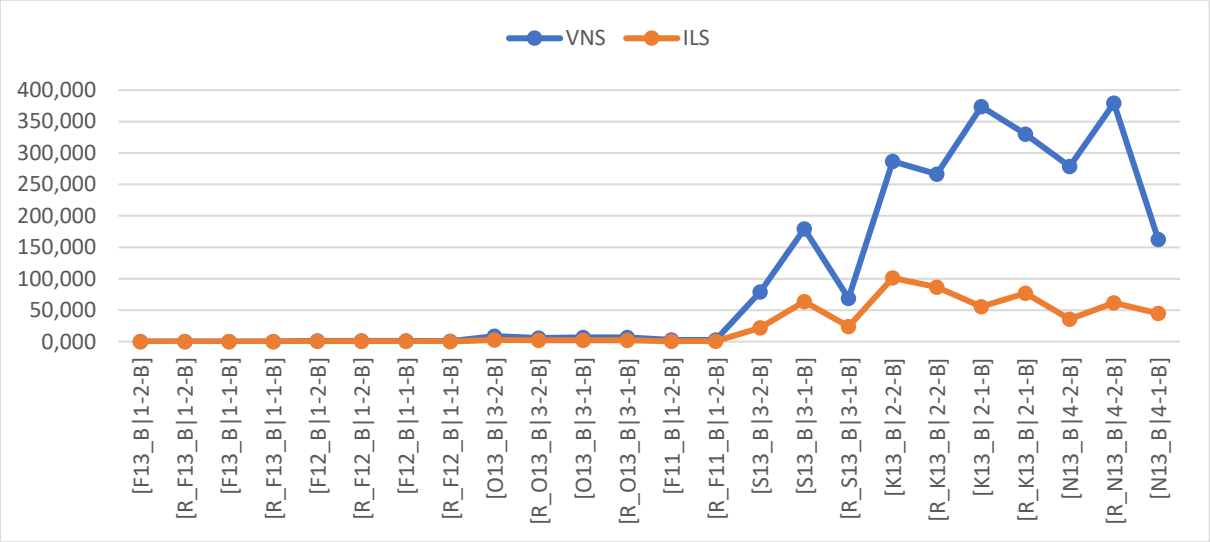
Ao analisar os valores mínimos dos tempos, o tempo foi menor em 75% dos casos nas instâncias pequenas com a execução do VNS e o ILS foi menor em 100% dos casos tanto nas instâncias médias quanto nas instâncias grandes.

A média dos tempos, nas instâncias pequenas com a execução do VNS foi menor em 75% dos casos e a execução do ILS obteve o tempo menor em 100% dos casos tanto nas instâncias médias quanto nas instâncias grandes.

Com relação ao desvio padrão, nas pequenas instâncias a execução do VNS foi menor em 75% dos casos e o ILS foi menor em 100% dos casos tanto nas instâncias médias quanto nas instâncias grandes.

Conforme apresentado no Gráfico 2 a metaheurística ILS obteve um melhor tempo computacional nas instâncias maiores e em instâncias menores obteve um tempo semelhante a execução a metaheurística VNS.

Gráfico 4 - Variação do tempo computacional das metaheurísticas VNS e ILS em cada uma das instâncias analisadas.



Fonte: Autoria própria (2023).

A Tabela 3 apresentada as quantidades de rotas obtidas para cada instância, foram selecionados a melhor e a pior quantidade encontrado entre as 20 rodadas de execução, a média dos da quantidade de rotas e o desvio padrão entre as vinte execuções realizadas. Em negrito os valores com a menor resultado.

Tabela 3 - Quantidade de rotas retornadas em cada uma das instâncias utilizadas.

Grafo	Veículo	Arestas	Mínimo		Máximo		Média		Desvio Padrão	
			VNS	ILS	VNS	ILS	VNS	ILS	VNS	ILS
[F13_B|1-2-B]	1-2-B	33	**3**	**3**	4	4	**3**	**3**	0,5	**0,2**
[R_F13_B|1-2-B]	1-2-B	33	**2**	**2**	4	4	**3**	**3**	**0,6**	0,7
[F13_B|1-1-B]	1-1-B	33	**4**	**4**	6	4	5	**4**	0,7	**0,0**
[R_F13_B|1-1-B]	1-1-B	33	**3**	**3**	4	4	**3**	**3**	0,5	**0,4**
[F12_B|1-2-B]	1-2-B	110	9	**8**	10	10	10	**10**	**0,2**	0,6
[R_F12_B|1-2-B]	1-2-B	110	8	**6**	9	9	8	**7**	**0,4**	0,7
[F12_B|1-1-B]	1-1-B	110	13	**12**	15	14	14	**13**	**0,5**	0,6
[R_F12_B|1-1-B]	1-1-B	110	10	**10**	12	11	11	**10**	**0,3**	0,4
[O13_B|3-2-B]	3-2-B	247	6	**6**	11	9	8	**7**	1,4	**0,8**
[R_O13_B|3-2-B]	3-2-B	247	5	**4**	12	8	7	**6**	1,5	**1,2**
[O13_B|3-1-B]	3-1-B	247	8	**7**	11	10	**9**	**9**	0,9	**0,8**
[R_O13_B|3-1-B]	3-1-B	247	6	**6**	11	10	9	**7**	**1,2**	1,3
[F11_B|1-2-B]	1-2-B	267	26	**25**	28	27	**27**	**27**	0,8	**0,6**
[R_F11_B|1-2-B]	1-2-B	267	20	**19**	22	22	21	**20**	0,6	**0,6**
[S13_B|3-2-B]	3-2-B	374	9	**7**	19	22	14	**13**	**3,1**	3,4
[S13_B|3-1-B]	3-1-B	374	9	**7**	19	17	14	**12**	3,1	**3,0**
[R_S13_B|3-1-B]	3-1-B	374	10	**9**	22	20	16	**15**	**2,7**	3,1
[K13_B|2-2-B]	2-2-B	422	21	**19**	36	35	**28**	**28**	**4,3**	4,5
[R_K13_B|2-2-B]	2-2-B	422	27	**17**	41	39	34	**28**	**3,8**	5,2
[K13_B|2-1-B]	2-1-B	422	24	**21**	40	34	33	**27**	4,4	**4,0**
[R_K13_B|2-1-B]	2-1-B	422	**18**	23	42	38	33	**29**	5,3	**3,5**
[N13_B|4-2-B]	4-2-B	502	24	**23**	39	37	**31**	**31**	3,6	**3,4**
[R_N13_B|4-2-B]	4-2-B	502	26	**24**	42	36	35	**28**	5,0	**3,4**
[N13_B|4-1-B]	4-1-B	502	30	**27**	39	38	35	**32**	**2,6**	3,1

Fonte: Autoria própria (2023).

Ao analisar as quantidades de rotas retornadas, é possível verificar que a metaheurística ILS obteve uma menor quantidade de rotas na grande maioria dos casos.

Com relação à média das quantidades de rotas retornadas, a metaheurística ILS obteve uma menor quantidade em todas as instâncias testadas.

5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho, foi apresentado uma solução para o Problema de Roteamento em Arcos Capacitados, utilizando veículos com múltiplos compartimentos, visando **maximizar o ganho**. O objetivo foi cobrir um subconjunto de arestas do grafo, denominadas arestas requeridas, de modo que todas as frações de resíduos de uma aresta requerida sejam atendidas pelo mesmo veículo sem violar as capacidades do veículo de qualquer compartimento do veículo, e de modo que cada aresta necessária seja atendida por apenas um veículo.

Como contribuição esse trabalhou propôs uma nova abordagem heurística para o problema da coleta seletiva de lixo urbano utilizando veículos com múltiplos compartimentos, através do roteamento dos veículos sob os arcos, visando maximizar o benefício da coleta.

Foram conduzidos vários testes em uma seleção de instâncias da vida real, coletadas de operações de gerenciamento de resíduos em diferentes regiões da Dinamarca, a fim de validar os métodos propostos. A análise dos resultados dos testes computacionais demonstrou que o algoritmo baseado na metaheurística ILS é mais eficiente em instâncias maiores em termos de tempo de execução e, na maioria das instâncias testadas, retornou a menor quantidade de rotas.

A complexidades do pior caso do algoritmo *HeuristicaHillClimbing*, utilizando para gerar a rota inicial, no pior caso é de $\mathrm{O}(n^2)$, em que n é o número de vértices no grafo. Isso acontece porque o algoritmo usa dois loops aninhados que percorrem cada vértice e suas adjacências, realizando operações para cada um deles. Além disso, o algoritmo também executa a operação de sorteio, que tem complexidade $\mathrm{O}(1)$.

Já no algoritmo *BuscaLocal*, a complexidade no pior caso também é de $\mathrm{O}(n^2)$, onde n é o número de vértices na rota. Esse pior caso ocorre quando as operações dentro dos loops precisam ser executadas para todos os pares de vértices na rota. O algoritmo usa dois loops aninhados que percorrem cada par de vértices na rota e realizam quatro operações com complexidade $\mathrm{O}(1)$ cada, como atribuição de valores e comparação de valores. Portanto, a complexidade total do algoritmo é determinada pelo custo dos loops externo e interno que percorrem cada vértice da rota.

Como proposta de trabalhos futuros pode-se citar: Implementação de outras heurísticas e/ou metaheurística populacional; utilizar valores financeiros para demanda e custo no trajeto; possibilidade de especificação de qual tipo de lixo deve ser dado prioridade na coleta, com a atribuição de pesos.

REFERÊNCIAS

ABRELPE - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE EMPRESAS DE LIMPEZA PÚBLICA E RESÍDUOS. **Panorama dos Resíduos Sólidos no Brasil 2022**. Grappa Marketing Editorial, 2022.

CHRISTENSEN, L. K. **Decision problems related to fleet composition and routing: A PhD Dissertation**. 2019. Tese de Doutorado. Department of Economics and Business, Aarhus University.

COELHO, L. C.; CORDEAU, J. F.; LAPORTE, G. **Consistency in multi-vehicle inventory-routing**. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, v. 24, p. 270–287, 2012a. Elsevier Ltd.

COELHO, L. C.; CORDEAU, J. F.; LAPORTE, G. **The inventory-routing problem with transshipment**. Computers and Operations Research, v. 39, n. 11, p. 2537–2548, 2012b.

CORBERÁN, A.; PRINS, C. **Recent Results on Arc Routing Problems: An Annotated Bibliography Angel**. Networks, v. 56, n. 1, p. 50–69, 2010.

DANTZIG, G. B.; RAMSER, J. H. **The Truck Dispatching Problem**. Management Science, v. 6, n. 1, p. 80–91, 1959.

DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; ANTUNES JR, J. A. V. **Design sciencie research: método e pesquisa para avanço da ciência e da tecnologia.** Porto Alegre: Bookman, 2015.

GHIANI, G.; GUERRIERO, F.; LAPORTE, G.; MUSMANNO, R. **Tabu Search Heuristics for the Arc Routing Problem with Intermediate Facilities under Capacity and Length Restrictions**. Journal of Mathematical Modelling and Algorithms, v. 3, n. 3, p. 209–223, 2004.

GHIANI, G.; IMPROTA, G.; LAPORTE, G. **The capacitated arc routing problem with intermediate facilities**. Networks, v. 37, n. 3, p. 134–143, 2001.

KIILERICH, L.; WØHLK, S. **New large-scale data instances for CARP and new variations of CARP**. Infor, v. 56, n. 1, p. 1–32, 2018.

KITCHENHAM, B. A.; CHARTERS, S. **Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering. EBSE Technical Report EBSE-2007-01. School of Computer Science and Mathematics, Keele University**, 2007.

LIMA, E. S. DA C. E.; ALVES, M. W.; ALOISE, D. J. **Otimização da coleta seletiva de lixo em centros urbanos**, 2021. UFERSA.

LIN, D.; WAMBERSIE, L.; WACKERNAGEL, M. **Estimating the Date of Earth Overshoot Day 2022**. Global Footprint Network, 2022. Disponível em: <https://www.overshootday.org/content/uploads/2022/06/Earth-Overshoot-Day-2022-Nowcast-Report.pdf>. Acesso em: 24/7/2022.

MARTINELLI, R.; POGGI, M.; SUBRAMANIAN, A. **Improved bounds for large scale**

capacitated arc routing problem. Computers and Operations Research, v. 40, n. 8, p. 2145–2160, 2013. Elsevier. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2013.02.013>.

MOFID-NAKHAEE, E.; BARZINPOUR, F. **A multi-compartment capacitated arc routing problem with intermediate facilities for solid waste collection using hybrid adaptive large neighborhood search and whale algorithm**. Waste Management and Research, 2019.

MUYLDERMANS, L.; PANG, G. **A guided local search procedure for the multi-compartment capacitated arc routing problem**. Computers and Operations Research, v. 37, n. 9, p. 1662–1673, 2010. Elsevier.

OLIVEIRA, L. C. DE. **Logística: Instrumento de eficiência na gestão pública**. Tópicos em Administração. v. 46, p.6–15, 2022. Belo Horizonte – MG: Editora Poisson.

POLACEK, M.; DOERNER, K. F.; HARTL, R. F.; MANIEZZO, V. **A variable neighborhood search for the capacitated arc routing problem with intermediate facilities**. Journal of Heuristics, v. 14, n. 5, p. 405–423, 2008.

RIQUELME-RODRÍGUEZ, J. P.; GAMACHE, M.; LANGEVIN, A. **Periodic capacitated arc-routing problem with inventory constraints**. Journal of the Operational Research Society, v. 65, n. 12, p. 1840–1852, 2014.

SALAZAR-AGUILAR, M. A.; LANGEVIN, A.; LAPORTE, G. **Synchronized arc routing for snow plowing operations**. Computers and Operations Research, v. 39, n. 7, p. 1432–1440, 2012.

WILLEMSE, E. J.; JOUBERT, J. W. **Constructive heuristics for the Mixed Capacity Arc Routing Problem under Time Restrictions with Intermediate Facilities**. Computers and Operations Research, v. 68, p. 30–62, 2016. Elsevier.

WØHLK, S.; LAPORTE, G. **A districting-based heuristic for the coordinated capacitated arc routing problem**. Computers and Operations Research, v. 111, p. 271–284, 2019.

ZBIB, H. **Variants of the Path Scanning Construction Heuristic for the No-Split Multi-Compartment Capacitated Arc Routing Problem**, 2017.

ZBIB, H. **Topics in the optimization of waste collection systems A PhD thesis by Hani Zbib**. January, 2019.

ZBIB, H.; LAPORTE, G. **The commodity-split multi-compartment capacitated arc routing problem**. Computers and Operations Research, v. 122, p. 104994, 2020. Elsevier Ltd.