

PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS
CAPACITADOS COM LOCALIZAÇÃO DE ESTAÇÕES DE TROCA DE
BATERIAS

Afrânio de Castro Souza

Orientadores: Puca Huachi Vaz Penna
André Luyde da Silva Souza

Ouro Preto
Novembro de 2021

PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS
CAPACITADOS COM LOCALIZAÇÃO DE ESTAÇÕES DE TROCA DE
BATERIAS

Afrânio de Castro Souza

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação, da Universidade Federal de Ouro Preto, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Orientadores: Puca Huachi Vaz Penna
André Luyde da Silva Souza

Ouro Preto
Novembro de 2021

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

S729p Souza, Afrânio de Castro .
Problema de roteamento de veículos elétricos capacitados com
localização de estações de troca de baterias. [manuscrito] / Afrânio de
Castro Souza. - 2021.
52 f.: il.: color., tab..

Orientador: Prof. Dr. Puca Huach Vaz Penna.

Coorientador: Me. André Luyde da Silva Souza.

Dissertação (Mestrado Acadêmico). Universidade Federal de Ouro
Preto. Departamento de Computação. Programa de Pós-Graduação em
Ciência da Computação.

Área de Concentração: Ciência da Computação.

1. Veículos elétricos - Rotas. 2. Baterias elétricas. 3. Veículos
elétricos. 4. Bateria. 5. Heurística. 6. Logística - Transporte. I. Penna,
Puca Huach Vaz. II. Souza, André Luyde da Silva. III. Universidade Federal
de Ouro Preto. IV. Título.

CDU 004.02

Bibliotecário(a) Responsável: Celina Brasil Luiz - CRB6-1589



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
REITORIA
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E BIOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA
COMPUTAÇÃO



FOLHA DE APROVAÇÃO

Afrânio de Castro Souza

Problema de roteamento de veículos elétricos capacitados com localização de estações de troca de baterias

Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação

Aprovada em 29 de setembro de 2021

Membros da banca

Prof. Dr. Puca Huachi Vaz Penna - Orientador - Universidade Federal de Ouro Preto
Prof. Dr. Gladston Juliano Prates Moreira - Universidade Federal de Ouro Preto
Profa. Dra. Luciana Brugiolo Gonçalves - Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Dr. Puca Huachi Vaz Penna, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito no Repositório Institucional da UFOP em 15/11/2021



Documento assinado eletronicamente por **Puca Huachi Vaz Penna, COORDENADOR(A) DE CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**, em 16/11/2021, às 22:40, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **0240631** e o código CRC **DE26DEB2**.

Agradecimentos

A jornada até aqui não foi fácil. Quantas vezes pensei em desistir disso. Agora sinto o quão bom é chegar estar aqui. Agradeço a Deus por me dar força, persistência, sabedoria e me guiar em todos os momentos.

Agradeço também à minha família, meu pai Francisco, pois mesmo sem entender nada do que eu fazia, me dava forças de longe. A minha mãe Ana que sempre torcia para terminar isso, pra eu passar na "escola". Aos meus irmãos Ernando e Weder, por acreditar em mim e aguentar pacientemente todas as promessas que fiz nesse período (que não foram poucas), sempre me dando apoio e comemorando junto cada etapa passada.

À minha companheira de vida, Bárbara Fideles. A pessoa que esperou pacientemente, que me incentivou, torceu, passou raiva e comemorou como se fosse dela a finalização desse trabalho. Obrigado por permanecer ao meu lado, mesmo sem os carinhos rotineiros, sem a atenção devida e de tantas coisas deixadas de lado. Obrigado por cada dia presente ao meu lado, pelo seu sorriso e por saber me fazer feliz.

À minha segunda família, Sérgio e Lurdinha, que me deram muita força nesse período.

Aos meus amigos, André, Diego, Jader e Paula que sempre me apoiaram de longe, torcendo por mais esta conquista.

Ao meu orientador Puca, por me ajudar pacientemente nessa caminhada, me dando a direção que eu precisava e me passando os conhecimentos necessários. Ao meu coorientador e amigo André, que por horas e mais horas de reuniões ajudou mais que o necessário para finalizar isso. Obrigado meu amigo, você me ajudou muito pra chegar até aqui.

A todos os colegas de trabalho do STI e a UFV por ter me liberado para passar esta etapa, que considero, uma das mais importantes da minha vida.

A todos do laboratório de pesquisa, vocês fizeram o tempo que passamos juntos especial, os carregarei para sempre em meu coração.

Aos professores e técnicos da UFOP, que me acolheram de braços abertos.

Enfim, a todos que direta ou indiretamente fizeram parte desta batalha, o meu muito obrigado.

Resumo da Dissertação apresentada à UFOP como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS ELÉTRICOS
CAPACITADOS COM LOCALIZAÇÃO DE ESTAÇÕES DE TROCA DE
BATERIAS

Afrânio de Castro Souza

Novembro/2021

Orientadores: Puca Huachi Vaz Penna
André Luyde da Silva Souza

Programa: Ciência da Computação

O aumento do número de veículos movidos a combustíveis fósseis, principalmente nos meios urbanos, elevou consideravelmente a quantidade de poluentes lançados ao meio ambiente. Com a criação da área de pesquisa denominada Logística Verde, foi possível propor soluções para a linha de produção e distribuição de produtos onde o impacto ao meio ambiente sejam reduzidos. Uma alternativa sustentável para a distribuição de produtos em grandes centros urbanos é a utilização de veículos elétricos. Neste trabalho, apresenta-se o Problema de Roteamento de Veículos Elétricos (PRVE) juntamente com a definição de locais estratégicos para a instalação de estações de trocas de baterias, considerando a autonomia limitada das baterias. Para tratar o problema, foi desenvolvido um algoritmo heurístico, baseado na meta-heurística *Iterated Local Search* (ILS). Na fase de construção da solução inicial foram utilizados dois métodos gulosos: o método do vizinho mais próximo e um segundo que considera maior demanda. No método de busca local, foi utilizado o *Randomized Variable Neighborhood Descent* (RVND) com um conjunto de 9 (nove) vizinhanças. Experimentos computacionais em instâncias da literatura mostram que foi possível obter resultados de alta qualidade, evidenciando a eficiência da abordagem proposta.

Abstract

The increase in the number of vehicles powered by fossil fuels, mainly in urban areas, has considerably increased the number of pollutants released into the environment. With the creation of the Green Logistics research area, it was possible to propose solutions for the production line and product distribution where the impact on the environment is reduced. A sustainable alternative for distributing products in large urban centers is electric vehicles. In this work, the Electric Vehicle Routing Problem is presented along with the definition of strategic locations for the installation of battery exchange stations, considering the limited autonomy of the batteries. We developed a heuristic algorithm based on the Iterated Local Search meta-heuristic to solve the problem. In the construction phase of the initial solution, we used two greedy methods: the nearest neighbor method and a second that considers greater demand. In the local search method, we used the Randomized Variable Neighborhood Descent with a set of 9 neighborhoods. Computational experiments in instances of the literature show that it was possible to obtain high-quality results, showing the efficiency of the proposed approach.

Sumário

Lista de Tabelas

Lista de Figuras

1	Introdução	1
1.1	Objetivos	2
1.2	Metodologia	2
1.3	Organização do Trabalho	3
2	Revisão da Literatura	4
2.1	Veículos Elétricos (VE)	4
2.2	Problema de Roteamento e Localização (PRL)	6
2.3	Problema de Roteamento de Veículos Elétricos com Troca de Baterias	8
3	Descrição do Problema	10
3.1	Modelagem Matemática	10
4	Algoritmo Proposto	15
4.1	Representação da Solução	15
4.2	Algoritmo <i>Iterated Local Search</i> (ILS)	16
4.3	Solução Inicial	17
4.3.1	Vizinho Mais Próximo	18
4.3.2	Vizinho de Maior Demanda	18
4.4	Busca Local	19
4.4.1	Avaliação da Solução	20
4.4.2	Estruturas de Vizinhaça	20
4.4.2.1	Vizinhanças Inter-rota	21
4.4.2.2	Vizinhanças Intrarrota	23
4.5	Perturbação	24
5	Experimentos Computacionais e Resultados	26
5.1	Ambiente de Desenvolvimento e Testes	26

SUMÁRIO

5.2	Instâncias	26
5.3	Calibração de Parâmetros	28
5.4	Resultados	28
6	Conclusões e Etapas Futuras	34
	Referências Bibliográficas	36

Lista de abreviaturas e Siglas

ALNS *Adaptive Large Neighborhood Search*

AVNS *Adaptive Variable Neighborhood Search*

BKS *Best-Know Solution*

BT Busca Tabu

ETB Estação de Troca de Baterias

E-FSMFTW Problema de Roteamento de Veículos Elétricos Heterogêneos com Janelas de Tempo e Estações de Recarga

E-VRPTW Problema de Roteamento de Veículos Elétricos com Janelas de Tempo e Estações de Recarga

ILS *Iterated Local Search*

LV Lista de Vizinhanças

MCWS *Modified Clarke–Wright Saving Method*

Mixed-VND *Mixed variable neighborhood descent*

PLRVEETB Problema de Localização e Roteamento de Veículos Elétricos com Estações de Troca de Bateria

PRL Problema de Roteamento e Localização

PRV Problema de Roteamento de Veículos

PRVE Problema de Roteamento de Veículos Elétricos

RVND *Randomized Variable Neighborhood Descent*

SGVNS *Skewed General Variable Neighborhood Search*

SVNS *Skewed Variable Neighborhood Search*

SUMÁRIO

TS-MCWS *Tabu Search and Modified Clarke–Wright Saving Method*

VE *Veículos Elétricos*

VND *Variable Neighborhood Descent*

Lista de Tabelas

5.1	Características das instâncias	28
5.2	Calibração de Parâmetros Utilizando o IRACE	28
5.3	Tabela de resultados (Augerat, 1995)	30
5.4	Tabela de resultados (Taillard, 1993)	32
5.5	Tabela de comparativos dos GAPs	33

Lista de Figuras

3.1	Representação do problema para o Problema de Localização e Roteamento de Veículos Elétricos com Estações de Troca de Bateria (PLRVEETB)	11
4.1	Representação de uma Solução PLRVEETB	15
4.2	Representação de uma Solução PLRVEETB	16
4.3	Estruturas de Vizinhanças Inter-rota – Trocas.	21
4.4	Estruturas de Vizinhanças Inter-rota.	22
4.5	Estruturas de Vizinhanças Inter-rota.	22
4.6	Movimentos Intrarrota – Realoca e Troca	23
4.7	Movimentos Intrarrota – InsereBateria().	24

Capítulo 1

Introdução

O crescimento do número de veículos movidos a combustíveis fósseis, tanto nas estradas quanto nos centros urbanos, está diretamente relacionado ao aumento de poluentes no meio ambiente (Ćirović *et al.*, 2014). O aumento da consciência social e ecológica levaram muitas empresas a adotarem as iniciativas verdes. Na última década, países europeus anunciaram novas ações e regulamentações relacionadas com as emissões de gases de efeito estufa principalmente voltado para o setor de transportes. Informações disponibilizados pela Agência Europeia de Meio ambiente, diz que a União Europeia pretende reduzir as emissões de gases do efeito estufa em 20% e 40% até 2020 e 2030, respectivamente. Por esse motivo, foi criado então o campo de pesquisa denominada Logística Verde, que trata da sustentabilidade dos processos de entrega levando em consideração fatores ambientais e sociais (Erdelić & Carić, 2019).

Com a criação da Logística Verde, foi possível propor soluções para a linha de produção e distribuição de produtos onde o impacto ao meio ambiente sejam reduzidos. Uma alternativa para isso é a utilização de veículos elétricos como alternativa sustentável aos veículos movidos a combustíveis fósseis (Souza *et al.*, 2020). Segundo Ding *et al.* (2017), os VEs, têm sido amplamente pesquisados como forma promissora de redução do efeito estufa, juntamente com os avanços no desenvolvimento de novas tecnologias, como bateria de íon de lítio, criou-se uma alternativa viável, a qual traz maior autonomia aos veículos que utilizam esses tipos de baterias, mesmo sendo relativamente menor, quando comparada aos veículos movidos a combustão.

A autonomia da bateria dos VEs ainda é uma questão relevante, Schneider *et al.* (2014) propuseram utilizar estações de recarga de bateria ao longo da rota. Porém, há um gasto de tempo elevado nesse sistema, que acaba aumentando o tempo total de atendimento da rota dos clientes. Assim, distribuir pontos de trocas de bateria em locais estratégicos apresenta-se como uma boa alternativa para alguns problemas de alcance de longas distâncias, pois a troca da bateria do VE por uma outra totalmente

carregada demandaria um tempo menor. Diante deste cenário, o desafio maior consiste em determinar melhores rotas para esses veículos com o objetivo de atender todos os clientes no menor tempo possível e designar os melhores locais para instalar as bases de trocas de baterias no percurso, caso haja necessidade.

1.1 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo geral o desenvolvimento de um método heurístico para resolver o Problema de Roteamento de Veículos Elétricos (PRVE) juntamente com a definição de locais para estações de troca de baterias.

Os objetivos específicos são os seguintes:

1. Propor soluções para o PRVE juntamente com as definições de locais estratégicos para instalação de estações de troca de bateria utilizando heurísticas e meta-heurísticas.
2. Desenvolver um método heurístico, baseado na meta-heurística ILS (Lourenço *et al.* , 2003).
3. Realizar testes nas instâncias encontradas na literatura.
4. Apresentar resultados e comparações com as instâncias utilizadas na literatura.

1.2 Metodologia

O desenvolvimento deste trabalho envolveu as seguintes atividades metodológicas:

1. Revisão de literatura: fazer revisão de literatura sobre as técnicas de solução utilizadas para o problema sob estudo utilizando artigos relacionados e dissertações;
2. Implementação do algoritmo baseado na meta-heurística ILS;
3. Concepção e implementação de estruturas de vizinhança para explorar o espaço de soluções;
4. Calibração dos parâmetros do ILS fazendo uso da ferramenta IRACE (López-Ibáñez *et al.* , 2016).
5. Fazer uma comparação dos resultados alcançados com os resultados encontrados na literatura.

1.3 Organização do Trabalho

O restante da referida pesquisa está organizado como segue. No Capítulo 2 aborda a revisão da literatura. O Capítulo 3 descreve o PRVE com a definição de locais para as estações de troca de baterias. No Capítulo 4 é detalhada a meta-heurística proposta e os métodos construtivos. No Capítulo 5 são apresentados os experimentos feitos e os resultados alcançados. Por fim, o Capítulo 6 encerra este trabalho com as considerações finais e os futuros trabalhos.

Capítulo 2

Revisão da Literatura

Nesta seção é apresentada uma breve revisão bibliográfica sobre o Problema de Roteamento de Veículos Elétricos (PRVE) juntamente com o Problema de Roteamento e Localização (PRL), que envolve o roteamento de veículos elétricos com a localização simultânea de várias instalações entre os locais candidatos, utilizando diferentes abordagens para solucioná-los.

2.1 Veículos Elétricos (VE)

Neste tópico, será apresentada uma breve revisão sobre veículos elétricos e algumas das suas variações.

Os veículos elétricos podem ser classificados em três tipos, *(i)* Veículo Elétrico Puro, *(ii)* Veículo Elétrico Híbrido e *(iii)* Veículo Elétrico a Célula de Combustível. O veículo elétrico puro é puramente alimentado pela eletricidade da unidade de armazenamento de energia, enquanto a propulsão é fornecida exclusivamente por um motor elétrico. O sistema do veículo elétrico híbrido combina o motor elétrico e o motor a combustão, sendo a eletricidade e gasolina ou diesel as fontes de energia do veículo. Já o veículo elétrico a célula de combustível é acionado por um motor elétrico, mas pode ser acionado direta ou indiretamente com hidrogênio, metanol, etanol ou gasolina (Ding *et al.* , 2017).

Conrad & Figliozzi (2011) introduziram o problema de roteamento de veículos com recarga de bateria, colocando uma nova variante para o problema, onde os veículos com menor alcance podem recarregar suas baterias nos clientes em meio ao percurso. Os autores propuseram ainda, que veículos pequenos, por possuírem um tempo de recarga menor, podem ser usados com maior frequência para realizar a rota com cargas pequenas em áreas totalmente urbanas, diminuindo tempo e distância para cumprirem as rotas.

De acordo com Zheng *et al.* (2013), o VE é uma tecnologia promissora que visa reduzir os impactos ambientais causados pelos transportes rodoviários movidos a

combustão. Os autores apresentaram uma estrutura para o projeto ideal de estações de troca/carregamento de bateria em sistemas de distribuição com base no custo do ciclo de vida das estações. O modelo foi desenvolvido para comparar os impactos das estações de carregamento rápido e trocas de bateria. Resultados mostraram que a estação de troca de baterias é mais adequada em sistemas de distribuição.

Mirchandani *et al.* (2014) afirmaram que o veículo elétrico é um dos melhores possíveis candidatos para suprir a necessidade de transporte utilizando meios não poluentes, vindo a substituir os que utilizam combustíveis fósseis. Também reiteram questões que devem ser abordadas por esse tipo de frota, levando em consideração a troca das baterias descarregadas por carregadas, além de definir os locais das estações de troca. Por este motivo, verificou-se a necessidade de desenvolver modelos que procurem rotas pequenas, desde sua origem até o destino, incluindo possíveis desvios e um menor número total de paradas para estas trocas.

Neste contexto, Schneider *et al.* (2014) introduziram o Problema de Roteamento de Veículos Elétricos com Janelas de Tempo e Estações de Recarga (E-VRPTW), que incorpora a possibilidade de recarga em qualquer uma das estações disponíveis. Os autores também consideraram as capacidades limitadas para os veículos, bem como as janelas de tempo do cliente, que foram avaliados por eles como as restrições mais importantes em aplicações de logística do mundo real. Para resolver o problema, apresentaram uma heurística híbrida que combina um algoritmo de busca de vizinhança variável com uma heurística de busca tabu. Experimentos computacionais realizados em instâncias de problemas relacionados, bem como em instâncias propostas para E-VRPTW, demonstram o bom desempenho da heurística proposta.

De acordo com Hiermann *et al.* (2016), devido às novas regulamentações e ao progresso tecnológico no campo dos veículos elétricos, a comunidade de pesquisa enfrenta o novo desafio de incorporar as restrições baseadas na energia elétrica nos problemas de roteamento de veículos. Uma dessas restrições é a capacidade limitada da bateria, o que torna necessários desvios para postos de recarga, exigindo mecanismos de planejamento de viagens eficientes para sustentar a competitividade dos veículos elétricos em relação aos veículos convencionais. Os autores apresentaram o Problema de Roteamento de Veículos Elétricos Heterogêneos com Janelas de Tempo e Estações de Recarga (E-FSMFTW) para modelar decisões a serem tomadas com relação à composição da frota e as rotas dos veículos, incluindo a escolha de horários e locais de recarga. A frota é considerada heterogênea, pois os tipos de veículos disponíveis diferem em sua capacidade de transporte, tamanho da bateria e custo de aquisição, além disso, foi considerado janela de tempo nos cliente. Para resolver o problema, foram desenvolvidos um método *branch-and-price* e uma heurística híbrida, que combina uma *Adaptive Large Neighborhood Search* (ALNS) com uma busca local.

2.2 Problema de Roteamento e Localização (PRL)

O Problema de Roteamento e Localização (PRL) trata decisões sobre onde localizar facilidades, de forma a minimizar a soma das distâncias de cada vértice a sua facilidade mais próxima. Como o PRVE envolve a localização de facilidades (estações de trocas de baterias), métodos utilizados na resolução do PRL também podem ser utilizados para definir os possíveis melhores locais de instalação das estações de trocas de baterias do PRVE. A seguir apresentamos uma breve revisão relacionada ao PRL.

Segundo Laporte (1988), os PRLs envolvem a localização de várias instalações entre os locais candidatos e o estabelecimento de rotas de entrega para um conjunto de clientes de forma que o custo total seja minimizado. O trabalho faz um levantamento desses problemas, incluindo algumas aplicações, além de uma descrição das principais heurísticas que foram desenvolvidas para resolver esses problemas. Eles concluíram que a pesquisa sobre o PRL é uma área de rápido crescimento, com a maioria dos desenvolvimentos ocorrendo nos últimos anos, no entanto, a pesquisa é relativamente fragmentada, muitas vezes aborda problemas que são muito específicos e contém lacunas que ainda precisam ser preenchidas.

Laporte *et al.* (1989) descreveram um grupo de problemas estocásticos de roteamento de localização que consistem em definir, simultaneamente, um depósito entre um conjunto de locais em potencial, determinar uma frota de veículos e projetar rotas de coleta para um conjunto de clientes. Eles propuseram um algoritmo *Brach-and-Bound* para resolver o problema, e para testar sua abordagem os autores criaram um grupo de instâncias.

Tuzun & Burke (1999) definiram de forma interdependente em muitos sistemas de distribuição, a localização das instalações de distribuição e o roteamento dos veículos dessas instalações. Embora essa interdependência tenha sido reconhecida por acadêmicos e profissionais, as tentativas de integrar essas duas decisões foram limitadas. Devido à complexidade do problema, os métodos de solução simultânea são limitados às heurísticas. Este trabalho apresenta uma arquitetura de Busca Tabu (BT) para a solução do PRL. A abordagem de duas fases oferece uma estratégia computacional eficiente que integra a localização das instalações e as decisões de roteamento. Os autores concluíram que esta arquitetura possibilita explorar de forma eficiente o espaço de soluções, produzindo boas soluções sem computação excessiva e que o algoritmo BT obtém resultados significativos quando comparado com uma heurística para o problema do PRL.

Já Barreto *et al.* (2007), definiram o PRL como uma combinação de dois problemas difíceis: o problema de localização de instalações e o Problema de Roteamento de Veículos (PRV). Neste trabalho, os autores consideraram um PRL discreto com

dois níveis: um conjunto de centros de distribuição capacitados (CD) e um conjunto de clientes. Para resolver o problema, os autores determinaram o conjunto de CDs instalados, bem como as rotas de distribuição (começando e terminando no CD), com um conjunto de veículos homogêneos e com a mesma capacidade, e que deve ser respeitada. O objetivo principal deste trabalho é minimizar os custos de roteamento e localização. Neste trabalho, várias técnicas de agrupamento hierárquico e não hierárquico (com várias funções de proximidade) são integradas em um algoritmo heurístico sequencial para o modelo do PRL. Todas as versões obtidas por meio de diferentes procedimentos de agrupamento foram testadas em instâncias adaptadas de dados da literatura e os resultados foram comparados para se obter algumas orientações sobre a escolha de uma técnica de agrupamento adequada.

Nagy & Salhi (2007) e Prodhon & Prins (2014) apresentam duas revisões da literatura abordando o PRL, mostrando diferentes aspectos e variantes do problema, a seguir um breve resumo sobre ambos os trabalhos.

Nagy & Salhi (2007) classificaram pesquisas da literatura sobre o PRL distinguindo as principais variantes do problema. No processo de classificação, foram examinados quatro aspectos chave do PRL: *(i)* a estrutura hierárquica, que consiste em instalações que atendem a uma quantidade de clientes, que são conectadas ao depósito por meio de rotas de veículos, *(ii)* tipos de dados da entrada, que podem ser classificados como determinístico ou estocástico, *(iii)* período de planejamento, que pode ser único ou multi período, também conhecidos como estáticos ou dinâmicos e o *(iv)* métodos de solução, que pode ser classificado como exato ou heurístico.

Prodhon & Prins (2014) fizeram um levantamento dos principais trabalhos publicados sobre o PRL de 2007 a 2013. Neste trabalho, os autores classificaram 72 trabalhos sobre o PRL padrão. Eles classificaram em dois tipos de decisões: *(i)* o problemas de localização de instalações (fábricas e armazéns) e *(ii)* as rotas de veículos, que devem ser construídas estrategicamente para realizar as entregas dos clientes. Embora a localização e roteamento sejam interdependentes, os autores observaram que os custos podem aumentar significativamente se forem feitos separadamente. Quanto aos principais tipos de pesquisa sobre o PRL que foram feitos naquele intervalo de tempo, o PRL capacitado foi o que alcançou a maior taxa de trabalhos feitos. Os autores observaram que houve um crescimento significativo no número de variantes pesquisadas do PRL e que poucos métodos exatos foram desenvolvidos para resolver esses problemas.

2.3 Problema de Roteamento de Veículos Elétricos com Troca de Baterias

Um dos primeiros trabalhos que trata a troca de baterias em veículos elétricos é apresentado por Li (2014). Nele, o autor propôs um modelo de programação matemática para ônibus elétricos com troca de bateria e também um modelo de programação com restrição de distância máxima de rota para veículos movidos a gás natural, diesel ou diesel híbrido. Dados de trânsito foram utilizados para analisar a quantidade necessária de ônibus, os custos operacionais e as emissões de gases dos veículos. O autor concluiu que os ônibus elétricos percorrem distâncias relativamente maiores do que os demais tipos, pois os ônibus elétricos precisam viajar em direção a uma estação de bateria. No entanto, os custos operacionais geralmente são menores, visto que o preço médio da eletricidade é muito menor que o preço médio do combustível. Também afirma que não se pode concluir que o uso de ônibus elétricos seja uma melhor escolha para fins econômicos e sociais, devido à necessidade de investimentos adicionais de capital, como compra de veículo e construção de Estação de Troca de Baterias (ETB).

Yang & Sun (2015) introduziram o PLRVEETB e dois algoritmos heurísticos para tratá-lo. O primeiro, denominado SIGALNS possui quatro fases. Na primeira fase, foi gerado um plano de roteamento inicial com algoritmo de *Sweep heuristic*, o que gerou o subproblema de localização das estações de troca de baterias, o qual foi resolvido na segunda fase com o algoritmo *Greedy Heuristic*. A terceira fase melhora as rotas que eram resultantes da fase anterior com a aplicação da heurística ALNS, com várias estruturas de vizinhança. Na fase final, os autores tentam melhorar a solução através da remoção das ETBs. Quando uma remoção viola as restrições, o algoritmo divide a rota para que essa violação não ocorra. O procedimento é repetido até utilizar todos os veículos disponíveis ou que a solução não possa mais ser melhorada. A segunda heurística, denominada *Tabu Search and Modified Clarke–Wright Saving Method* (TS-MCWS), é composta por uma BT combinada com o método *Modified Clarke–Wright Saving Method* (MCWS). Os dois algoritmos são alternados iterativamente, sendo a BT responsável por definir as localizações das ETBs e o MCWS por definir o roteamento dos veículos. Resultados mostraram que o SIGALNS superou o TS-MCWS, tanto em qualidade de solução, quanto em tempo computacional.

Li (2016) verificou, a nível mundial, o desenvolvimento de ônibus que utilizam bateria. O autor identificou três possibilidades: (i) recarga regular (lenta) da bateria, tendo veículos de reserva com baterias totalmente carregadas; (ii) trocas de bateria; e (iii) carregamento rápido entre escalas. O autor apresentou uma análise qualitativa dos pontos fortes e fracos de cada possibilidade.

Hof *et al.* (2017) estenderam métodos de solução aplicados ao Problema de Roteamento de Veículos com Paradas Intermediárias para resolver o PLRVEETB, para tal utilizaram o *Adaptive Variable Neighborhood Search* (AVNS), que define de forma simultânea a localização das ETBs e o roteamento dos veículos. Nas instâncias de referência da literatura, o AVNS foi capaz de melhorar as soluções conhecidas anteriormente para a grande maioria das instâncias, com um tempo computacional relativamente baixo, além de diminuir significativamente a quantidade de ETBs construídas.

Affi *et al.* (2020) propuseram o *Skewed General Variable Neighborhood Search* (SGVNS) para resolver o problema de roteamento de localização para veículos elétricos com um único depósito. O método proposto foi baseado na meta-heurística *Skewed Variable Neighborhood Search* (SVNS), tendo como busca local *Mixed variable neighborhood descent* (Mixed-VND), com um conjunto de quatro estruturas de vizinhanças. Os autores concluíram que os resultados obtidos para todas as instâncias do problema mostraram o bom desempenho do método proposto em comparação com os existentes na literatura.

Capítulo 3

Descrição do Problema

O PLRVEETB consiste em planejar rotas para uma frota de veículos elétricos que tem como objetivo o atendimento de um conjunto de clientes, sendo que cada cliente possui uma determinada demanda que precisa ser atendida e determinar a localização das ETBs para esta frota de veículos.

O problema considera uma frota homogênea de veículos. Esta homogeneidade é relacionada à capacidade de carga e autonomia de bateria dos veículos. Ambas as características são consideradas restrições do problema e devem ser respeitadas. Cada rota tem seu início em um depósito único, para o qual o veículo deve retornar ao fim da rota. Todo veículo inicia sua rota com carga total de bateria e quando necessário, visita uma ETB para substituir a bateria por uma totalmente carregada. Cada cliente deve ser visitado uma única vez. No entanto, as ETBs podem ser visitadas múltiplas vezes e há um custo associado a implantação de cada ETB.

Além disso, o PLRVEETB pode ser considerado um problema NP-Difícil. Se considerarmos que a autonomia da bateria seja suficientemente grande a ponto de serem desnecessárias na solução, o PLRVEETB pode ser caracterizado como um PRV comum e este já é classificado como um problema NP-Difícil (Yang & Sun, 2015).

3.1 Modelagem Matemática

O problema pode ser descrito a partir de um grafo completo e não-orientado $G = (V, E)$, sendo V o conjunto de vértices e E o conjunto de arestas que ligam estes vértices. O conjunto de vértices V é dividido em $\{\{0, 2N + 1\}, C, S\}$, em que 0 e $2N + 1$ correspondem ao depósito e a cópia do mesmo, respectivamente (representados por o e o'). $C = \{1, 2, \dots, N\}$ e $S = \{N + 1, N + 2, \dots, 2N\}$ são, respectivamente, os subconjuntos de clientes e de pontos candidatos a ETBs, sendo os clientes candidatos a serem estação de troca de baterias. Cada cliente $i \in C$ possui uma demanda q_i que deve ser atendida e cada estação $j \in S$ possui um

custo de construção f_j . O conjunto de arestas que ligam os vértices é denotado por $E = \{1, \dots, m\}$. Para cada aresta (g, h) é associado um custo de roteamento, que é definido pela distância d_{gh} .

O problema considera uma frota de veículos elétricos homogêneos, que é representada por K , sendo que, para cada $k \in K$, uma capacidade de demanda máxima Q e uma distância máxima B que a bateria pode percorrer são atribuídos.

O objetivo do problema consiste em utilizar essa frota de $|K|$ veículos para atender o conjunto C de clientes, respeitando a capacidade Q de cada veículo. Todo veículo começa sua rota no depósito com a bateria b_k totalmente carregada e quando necessário o veículo visita uma das ETBs para realizar a troca.

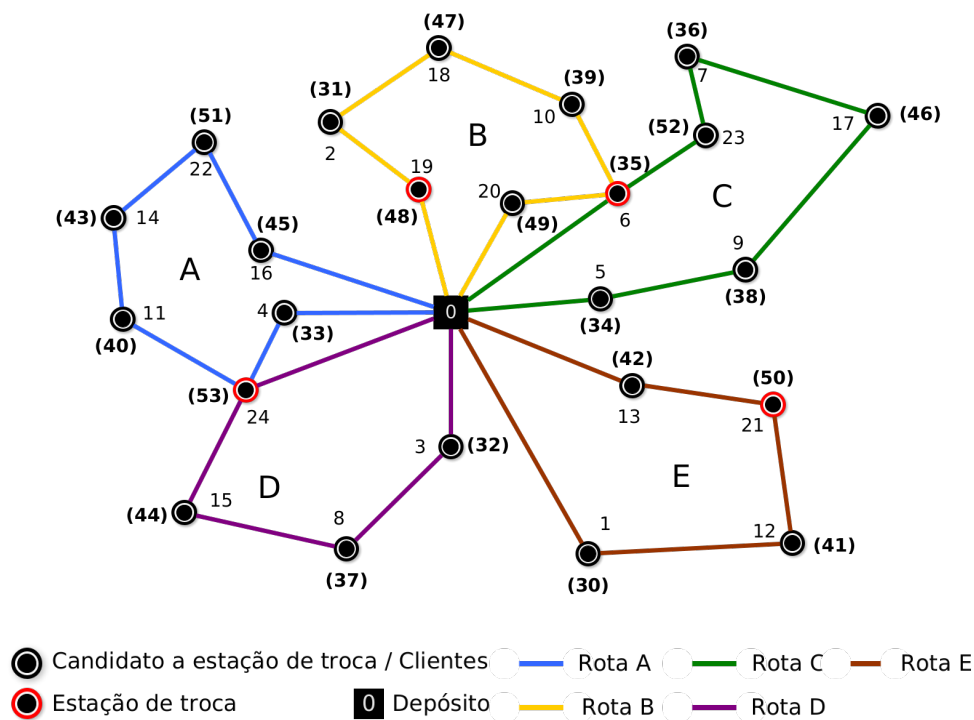


Figura 3.1: Representação do problema para o PLRVEETB

A Figura 3.1(a) exemplifica como fica definido os conjuntos de clientes, de estações de troca e de candidatos a serem ETBs.

A seguir é apresentado o restante das variáveis do modelo matemático proposto por Yang & Sun (2015) para o problema:

- R - conjunto de rotas de veículos;
- $\{o\}$ - depósito único;
- $\{o'\}$ - uma cópia do depósito $\{o\}$;

Variáveis de decisão:

- y_j - variável de decisão binária, tendo um valor de 1 se uma estação estiver estabelecida no nó j e 0 caso contrário;
- x_{ghk} - variável de decisão binária, tendo um valor de 1 se o veículo k vai do nó g para o nó h e 0 caso contrário.

Parâmetros do problema:

- M - um número grande;
- u_{hk} - a carga restante do veículo k ao deixar o nó h ;
- P_{gk}^1 - a distância máxima que a carga restante da bateria permite alcançar quando o veículo k chega ao nó g ;
- P_{gk}^2 - a distância máxima que a carga restante da bateria permite alcançar quando o veículo k deixa o nó g ;
- f_j - o custo de construção da unidade estação no nó j .

Função Objetivo:

$$\min \sum_{j \in S} f_j y_j + \sum_{g \in V} \sum_{h \in V} \sum_{k \in K} d_{gh} x_{ghk} \quad (3.1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{g \in V \setminus \{o'\}} \sum_{g \neq h} \sum_{k \in K} x_{ghk} = 1 \quad \forall h \in C \quad (3.2)$$

$$\sum_{g \in V \setminus \{o'\}} \sum_{g \neq h} \sum_{k \in K} x_{ghk} \leq My_h \quad \forall h \in S \quad (3.3)$$

$$\sum_{h \in V \setminus \{o\}, h \neq g} x_{ghk} - \sum_{h \in V \setminus \{o'\}, h \neq g} x_{hkg} = 0 \quad \forall g \in V \setminus \{o, o'\}, k \in K \quad (3.4)$$

$$\sum_{h \in V \setminus \{o\}} x_{ohk} - \sum_{h \in V \setminus \{o'\}} x_{ho'k} = 0 \quad \forall k \in K \quad (3.5)$$

$$\sum_{h \in V \setminus \{o\}} x_{ohk} \leq 1 \quad \forall k \in K \quad (3.6)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{h \in V \setminus \{o\}} x_{ohk} \leq |K| \quad (3.7)$$

$$u_{hk} \leq u_{gk} - q_h x_{ghk} + Q_k(1 - x_{ghk}) \quad \forall g \in V \setminus \{o'\}, \forall h \in V \setminus \{o\}, \forall g \neq h, \forall k \in K \quad (3.8)$$

$$u_{ok} \leq Q_k \quad \forall k \in K \quad (3.9)$$

$$u_{hk} \geq 0 \quad \forall k \in K, h \in V \setminus \{o'\} \quad (3.10)$$

$$P_{hk}^1 \leq P_{gk}^2 - d_{gh} x_{ghk} + B(1 - x_{ghk}) \quad \forall g \in V \setminus \{o'\}, h \in V \setminus \{o\}, g \neq h, k \in K \quad (3.11)$$

$$P_{ok}^2 = B \quad \forall k \in K \quad (3.12)$$

$$P_{gk}^2 = By_g \quad \forall g \in S \quad (3.13)$$

$$P_{hk}^2 = P_{hk}^1 \quad \forall h \in C \quad (3.14)$$

$$P_{hk}^1 \geq 0 \quad \forall h \in V \quad (3.15)$$

$$y_j, x_{ghk} \in \{0, 1\} \quad \forall j \in J, g \in V \setminus \{o'\}, \forall h \in V \setminus \{o\}, \forall k \in K \quad (3.16)$$

A função objetivo (3.1) minimiza o custo de construção das ETBs e o custo de viagem dos veículos elétricos. As restrições (3.2) garantem que cada cliente seja visitado apenas por um veículo. As restrições (3.3) garantem que os veículos só troquem suas baterias em estações definidas. As restrições presentes em (3.4) garantem o equilíbrio do fluxo para cada veículo em cada nó. As restrições (3.5) garantem que todas as rotas serão finalizadas no depósito. As restrições (3.6) estabelecem apenas uma viagem por veículo, quando este deixa o depósito. As desigualdades presentes nas restrições (3.7) limitam em $|K|$ a quantidade total de veículos. As restrições (3.8) registram a capacidade de carga restante de um veículo com base na sequência e no tipo de nó. Se o veículo k visitar o nó h logo após o nó g ($x_{ghk} = 1$), o primeiro termo no lado direito reduzirá a demanda restante do veículo após deixar o nó h com base na demanda no nó h (se o nó h for o nó candidato a ser uma estação de troca, a demanda no nó h é zero). As restrições (3.9) garantem que a carga restante do veículo k não ultrapasse sua capacidade Q_k quando sai do depósito e as restrições (3.10) garantem a não negatividade da carga da restante da bateria. As restrições (3.11) rastreiam o nível da bateria de um veículo elétrico com base na sequência de nós. As restrições (3.12) garantem que o veículo sempre deixa

o depósito com a bateria totalmente carregada. As restrições (3.13) estabelecem que, quando um veículo deixa uma estação de troca, os níveis de energia da bateria estão no máximo. As restrições (3.14) definem que, enquanto estiver em um nó cliente, não há gasto da energia, uma vez que o veículo está totalmente parado. As restrições (3.15), garantem que cada veículo elétrico consiga ter bateria suficiente para fazer uma rota, ou seja, visitar seus clientes e retornar ao depósito. Por fim, as restrições (3.16) estabelecem a natureza binária das variáveis de decisão.

Capítulo 4

Algoritmo Proposto

Este capítulo está organizado como segue: A Seção 4.1 mostra uma solução válida do problema. Na Seção 4.2, é descrito o *Iterated Local Search* (ILS) . Na Seção 4.3 apresentam-se os algoritmos construtivos usados para gerar a solução inicial. Na Seção 4.4 é apresentado o método de Busca Local. A Seção 4.4.2 descreve sobre as vizinhanças utilizadas e a Seção 4.5 exemplifica a perturbação.

4.1 Representação da Solução

Uma solução para este problema pode ser representado como uma lista de vetores de tamanho $|K|$, onde cada vetor representa uma rota, programada para um veículo. Cada cliente deve ser alocado em, exatamente, uma rota.

As Figuras 4.1 e 4.2 apresentam uma solução contendo dois veículos, nomeados A e B , e seis clientes numerados de um a seis. Os clientes identificados com valores maiores que seis e demarcados com “()” são estações de troca de bateria. Neste exemplo, os veículos A e B fazem uso da mesma estação de troca (**10**) para ser possível terminar as rotas e assim, atender todos os clientes.

A	0	2	6	3(10)	1	0
B	0	5	4	(10)	0	

Figura 4.1: Representação de uma Solução PLRVEETB

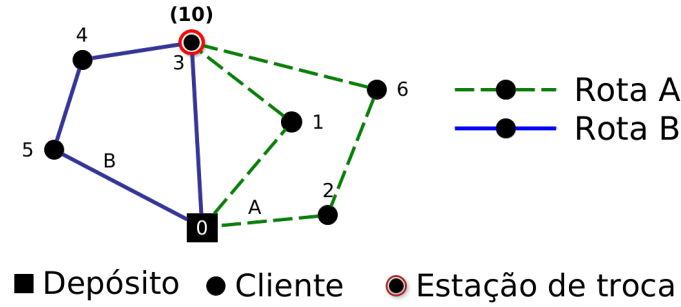


Figura 4.2: Representação de uma Solução PLRVEETB

4.2 Algoritmo *Iterated Local Search* (ILS)

Para resolver o PLRVEETB, foi proposto um algoritmo baseado na meta-heurística ILS (Lourenço *et al.*, 2003). O ILS é um método de busca iterativa que faz uso de perturbações em ótimos locais com o objetivo de diversificar e visitar outras regiões do espaço de soluções. O ILS possui quatro procedimentos:

- Procedimento de geração de uma solução inicial, apresentado na Seção 4.3.
- Busca Local, descrito na Seção 4.4.
- Procedimento de perturbação, apresentado na Seção 4.5.
- Critério de aceitação.

O pseudo-código do ILS é apresentado em Algoritmo 1. O ILS começa iniciando as soluções auxiliares s' e s'' e o contador de iterações $iter$ (linhas 1 – 2). Em seguida, na linha 3, uma solução inicial s_0 é gerada pelo procedimento *GeraSolucaoInicial()* e melhorada pelo método de busca local, a qual retorna uma solução armazenada em s (linha 4). Em seguida, a solução s é modificada ILS_{Max} vezes com intuito de percorrer o espaço de busca a procura de melhores soluções (linhas 5 – 10). Na linha 6, aplica-se a perturbação em s , obtendo assim uma nova solução s' , que é submetida a busca local na tentativa de obter uma solução s'' melhorada (linha 7). Logo após, no procedimento *CriterioAceitacao()*, a solução que possuir o melhor valor de função de avaliação entre s e s'' será escolhida para a iteração seguinte (linha 8). Caso s'' seja a melhor, s é atualizada com s'' e $iter$ é reiniciado. Por fim, a melhor solução encontrada após ILS_{Max} iterações sem melhora é retornada (linha 11).

Algoritmo 1: $ILS(ILS_{Max})$

```
1  $s' \leftarrow s'' \leftarrow \emptyset$ 
2  $iter \leftarrow 0$ 
3  $s_0 \leftarrow GeraSolucaoInicial()$ 
4  $s \leftarrow BuscaLocal(s_0)$ 
5 enquanto ( $iter < ILS_{Max}$ ) faça
6    $s' \leftarrow perturbacao(s)$ 
7    $s'' \leftarrow BuscaLocal(s')$ 
8    $s \leftarrow CriterioAceitacao(s, s'', iter)$ 
9    $iter \leftarrow iter + 1$ 
10 fim
11 retorna  $s$ 
```

4.3 Solução Inicial

Foram propostos dois métodos de solução inicial para esse problema: (i) Uma heurística construtiva conhecida como vizinho mais próximo (Seção 4.3.1) e (ii) outra heurística construtiva gulosa que leva em consideração o vizinho de maior demanda (Seção 4.3.2). O pseudo-código do procedimento *GeraSolucaoInicial()* é apresentado no Algoritmo 2. O procedimento utiliza o método *VizinhoMaisProximo()* para gerar a solução inicial (linha 2) e caso não seja possível (linha 3), o método *VizinhoMaiorDemanda()* é utilizado (linha 4). A solução s_0 criada é então retornada na linha 6. A proposta destes dois métodos para criar a solução inicial foi necessária, pois o *VizinhoMaisProximo()* não foi capaz de gerar solução viável para todas as instâncias, diferente do *VizinhoMaiorDemanda()*, que obteve soluções iniciais viáveis para todas as instâncias da literatura, mas com custo muito superior quando comparado aos custos das soluções obtidas pelo *VizinhoMaisProximo()*.

Algoritmo 2: *GeraSolucaoInicial()*

```
1  $s_0 \leftarrow \emptyset$ 
2  $s_0 \leftarrow VizinhoMaisProximo()$ 
3 se ( $s_0 = \emptyset$ ) então
4    $s_0 \leftarrow VizinhoMaiorDemanda()$ 
5 fim
6 retorna  $s_0$ 
```

4.3.1 Vizinho Mais Próximo

Proposto por Bellmore & Nemhauser (1968), este é um método construtivo guloso que parte de um vértice inicial, tendo como destino aquele vértice que possui a menor distância a ser percorrida. O pseudo-código do procedimento de construção da solução inicial pelo vizinho mais próximo é apresentado no Algoritmo 3. Este começa inicializando a solução auxiliar s' e a lista de clientes C' (linhas 1 e 2). Em seguida, nas linhas 3 a 12, enquanto C' não estiver vazia, um cliente i é selecionado e incluído ao veículo. Quando a capacidade de um veículo chega ao máximo (linha 4), este é adicionado à solução na linha 5 e outro veículo é selecionado para atender os clientes restantes (linha 6). Este procedimento é repetido até que todos os clientes sejam visitados. Ao final do procedimento, a solução inicial s_0 (linha 14) é retornada.

Algoritmo 3: VizinhoMaisProximo()

```
1  $s' \leftarrow s_0 \leftarrow \emptyset$ 
2  $C' \leftarrow C$ 
3 enquanto ( $C' \neq \emptyset$ ) faça
4   se esgotar capacidade do veículo então
5     adiciona o veículo à solução  $s_0$ 
6      $v \leftarrow$  próximo veículo
7   fim
8    $v' \leftarrow v$ 
9    $i \leftarrow$  clienteMenorCusto( $C', v'$ )
10   $v \leftarrow v' \cup i$ 
11   $C' \leftarrow C' \setminus i$ 
12 fim
13 Adiciona  $v$  à solução  $s_0$ 
14 retorna  $s_0$ 
```

4.3.2 Vizinho de Maior Demanda

Este é um método construtivo guloso que parte de um vértice inicial e tem como destino o vértice de maior demanda ainda não visitado (Feo & Resende, 1995). O pseudo-código do procedimento é apresentado no Algoritmo 4. Este começa inicializando a solução auxiliar s' e a lista de clientes C' (linhas 1 e 2). Em seguida, nas linhas 3 – 12, enquanto C' não estiver vazia, um cliente i é selecionado e incluído ao veículo. Quando a capacidade de um veículo chega ao máximo (linha 4), este é adicionado à solução na linha 5 e outro veículo é selecionado para atender os clientes restantes (linha 6). Este procedimento é repetido até que todos os clientes sejam visitados. Ao final, a solução inicial s_0 é retornada (linha 14).

Algoritmo 4: VizinhoMaiorDemanda()

```
1  $s' \leftarrow s_0 \leftarrow \emptyset$ 
2  $C' \leftarrow C$ 
3 enquanto ( $C' \neq \emptyset$ ) faça
4   se esgotar capacidade do veículo então
5     adiciona o veículo à solução  $s_0$ 
6      $v \leftarrow$  próximo veículo
7   fim
8    $v' \leftarrow v$ 
9    $i \leftarrow$  clienteMaiorDemanda( $C', v'$ )
10   $v \leftarrow v' \cup i$ 
11   $C' \leftarrow C' \setminus i$ 
12 fim
13 Adiciona  $v$  à solução  $s_0$ 
14 retorna  $s_0$ 
```

4.4 Busca Local

A busca na vizinhança é realizada pelo método RVND (Penna *et al.*, 2013). O Algoritmo 5 apresenta o funcionamento do método RVND. O método seleciona de maneira aleatória a ordem de execução a partir de uma Lista de Vizinhanças (LV), linha 3. Então, é realizada a descida na solução atual, linha 4, onde analisa todos os possíveis vizinhos, procurando aquele que trás a melhora mais significativa para a solução. Caso tenha alguma melhora, todas as vizinhanças são recolocadas na lista, como é apresentado na linha 7. Caso a vizinhança selecionada não faça nenhuma melhora, esta é removida de LV, linha 9, e outra é selecionada aleatoriamente. Este procedimento é executado enquanto houver vizinhança no conjunto LV.

Algoritmo 5: RVND(s)

```
1 Inicialize a Lista de Vizinhanças ( $LV$ )
2 enquanto ( $LV \neq \emptyset$ ) faça
3    $x \leftarrow$  Vizinhança aleatória do conjunto  $LV$ ;
4   Encontre o melhor vizinho  $s'$  de  $s \in LV_x(s)$ 
5   se  $f(s') < f(s)$  então
6      $s \leftarrow s'$ ;
7     reinicialize  $LV$ 
8   senão
9     remova  $LV_x$  de  $LV$ ;
10  fim
11 fim
12 retorna  $s$ ;
```

4.4.1 Avaliação da Solução

Uma solução S pode ser avaliada por uma função que verifica se todas as restrições foram respeitadas e caso exista alguma solução com violação, ela é penalizada (Souza *et al.*, 2019). O método de avaliação relaxa então as restrições com objetivo de visitar outros espaços de busca, aceitando soluções inviáveis com o intuito de alcançar soluções viáveis melhores. Foram penalizadas as violações de bateria e de capacidade do veículo, com base nas restrições (3.9) e (3.15). A função de avaliação com as penalizações é calculada de acordo com a Equação (4.1):

$$f(s) = c(s) + (\alpha * B) + (\beta * D) \quad (4.1)$$

Onde $c(s)$ representa o somatório dos custos de roteamento e instalação das estações, α e β representam a distância percorrida pelo veículo enquanto este estava sem bateria e a quantidade de carga extra além da capacidade do veículo, respectivamente. Já B e D significam os valores das penalizações de bateria e de capacidade.

4.4.2 Estruturas de Vizinhança

Dois tipos de vizinhanças foram utilizados pelo RVND. As estruturas inter-rotas, descritas na Seção 4.4.2.1, e as estruturas intrarrotas que são apresentadas na Seção 4.4.2.2. As vizinhanças são exploradas utilizando-se a estratégia *Best Improvement*. Fazem parte da Lista de Vizinhanças (LV) do RVND sete vizinhanças, são elas: Troca(1,1), Troca(1,2), Troca(2,2), Realoca(1), Realoca(2), RemoveBateria() e o

InsererBateria(). As vizinhanças intrarrotas Troca(1) e Realoca(1) são utilizadas apenas quando há uma modificação na solução feita pelas vizinhanças de LV.

4.4.2.1 Vizinhanças Inter-rota

As estruturas de vizinhança inter-rota realizam modificações entre duas rotas distintas da solução, sendo desenvolvidas seis vizinhanças inter-rotas. Para exemplificar graficamente as vizinhanças é utilizado como solução original a Figura 4.3(a). A seguir estas vizinhanças são detalhadas:

- **Troca(1,1)**: Esta estrutura realiza a troca de um cliente i de uma rota com um cliente i' de uma rota distinta. A Figura 4.3 ilustra o movimento, sendo a Figura 4.3(b) a solução modificada após a aplicação desta vizinhança. Neste exemplo, o cliente 9 da $rota_A$ é trocado com o cliente 5 da $rota_B$.
- **Troca(1,2)**: Esta vizinhança troca um cliente i de uma rota com dois clientes consecutivos i' e $(i' + 1)$ de outra rota. A Figura 4.3(c) mostra a aplicação desta vizinhança, onde os clientes 1 e 5 são removidos da $rota_A$ e inseridos na $rota_B$ e o cliente 9 é removido da $rota_B$ e inserido na $rota_A$.
- **Troca(2,2)**: Esta vizinhança troca dois clientes consecutivos i e $(i + 1)$ de uma rota com outros dois i' e $(i' + 1)$ pertencentes a uma outra rota distinta. A Figura 4.3(d) mostra o funcionamento desta vizinhança, onde os clientes 9 e 10 são removidos da $rota_A$ e inseridos na $rota_B$ e os clientes 1 e 5 são removidos da $rota_B$ e inseridos na $rota_A$.

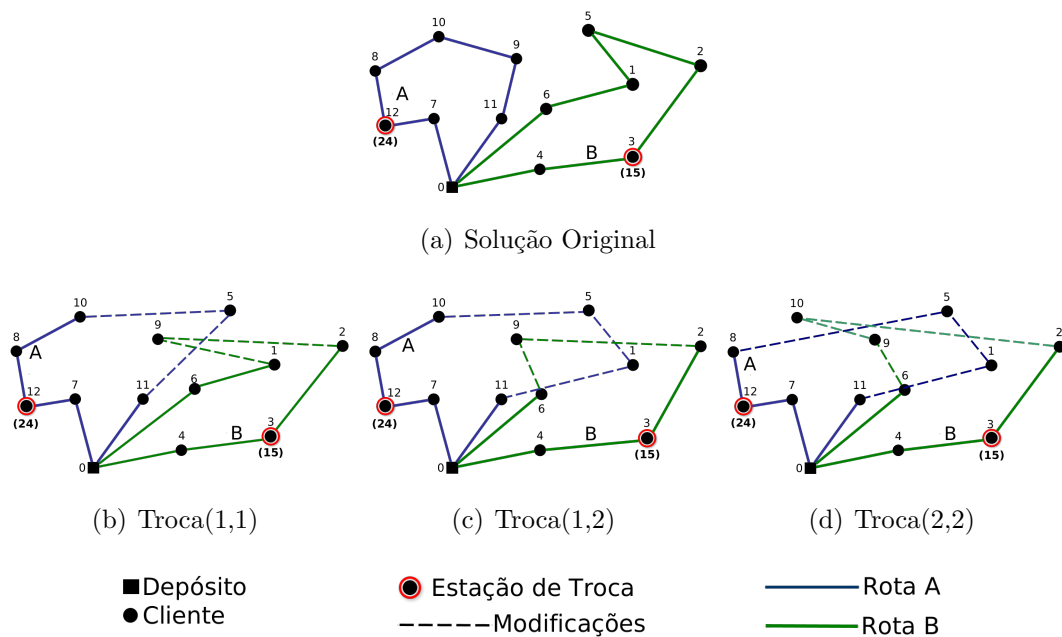


Figura 4.3: Estruturas de Vizinhanças Inter-rota – Trocas.

- **Realoca(1):** Esta vizinhança remove um cliente i da $rota_A$ e o insere na $rota_B$. A Figura 4.4 ilustra o movimento, no qual a Figura 4.4(b) exibe a solução modificada após a aplicação desta vizinhança. Neste exemplo, o cliente 9 da $rota_A$ é realocado para depois do cliente 1 da $rota_B$.
- **Realoca(2):** Esta estrutura remove 2 clientes consecutivos i e $(i + 1)$ da $rota_A$ e os insere na $rota_B$. A Figura 4.4 ilustra o movimento, em que a Figura 4.4(c) apresenta a solução modificada após a aplicação desta vizinhança. Neste exemplo, os clientes 5 e 1 da $rota_B$ são realocados para depois do cliente 9 da $rota_A$.

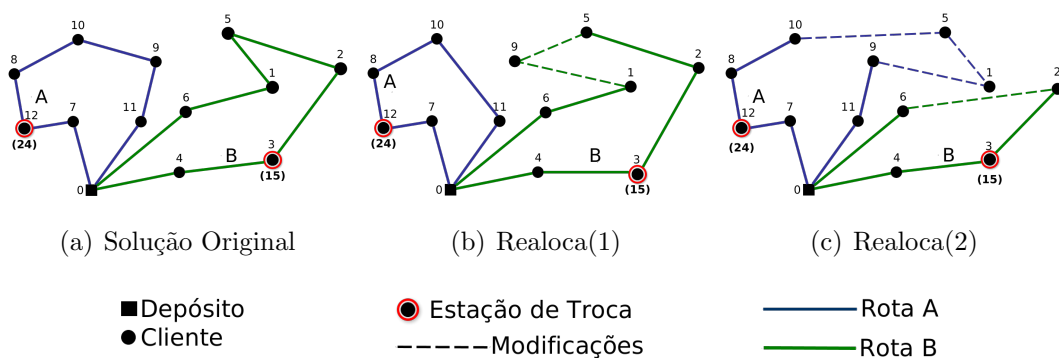


Figura 4.4: Estruturas de Vizinhanças Inter-rota.

- **RemoveBateria():** Esta estrutura remove as estações de troca de bateria, quando a sua remoção melhora o valor de função objetivo ou quando há duplicidade da mesma estação uma após a outra na solução. A Figura 4.5(b) apresenta a solução da Figura 4.5(a) quando a vizinhança é aplicada. Com esta vizinhança, foi possível observar que foram removidas duas repetições da estação 15 que fazia parte da solução.

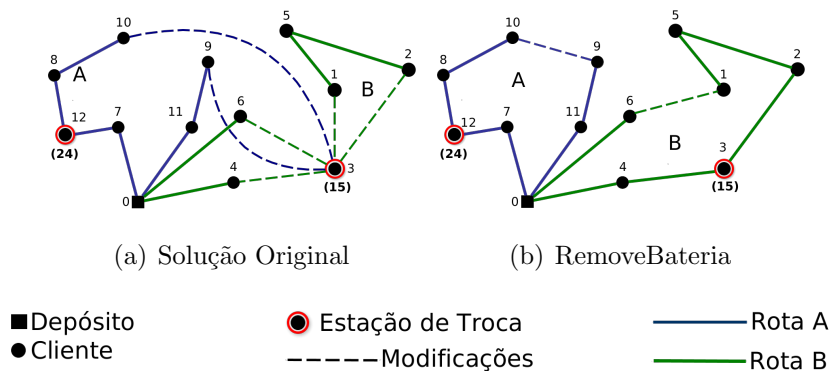


Figura 4.5: Estruturas de Vizinhanças Inter-rota.

4.4.2.2 Vizinhanças Intrarrota

Os procedimentos usados para as vizinhanças intrarrota foram os de Troca, Realoca e InsereBateria. Estes movimentos são usados para fazer modificações entre clientes de uma mesma rota. A seguir os movimentos intrarrota implementados neste trabalho:

- **Realoca(1)** – Um cliente i é retirado de sua posição e realocado em outro ponto na rota. A Figura 4.6(b) exemplifica o movimento, no qual o cliente 5 é movido para depois da estação de troca 6.
- **Troca(1,1)** – Um cliente i é permutado de posição com outro cliente i' na rota. A Figura 4.6(c) apresenta esse movimento, em que o cliente 1 é trocado de posição com o cliente 3.

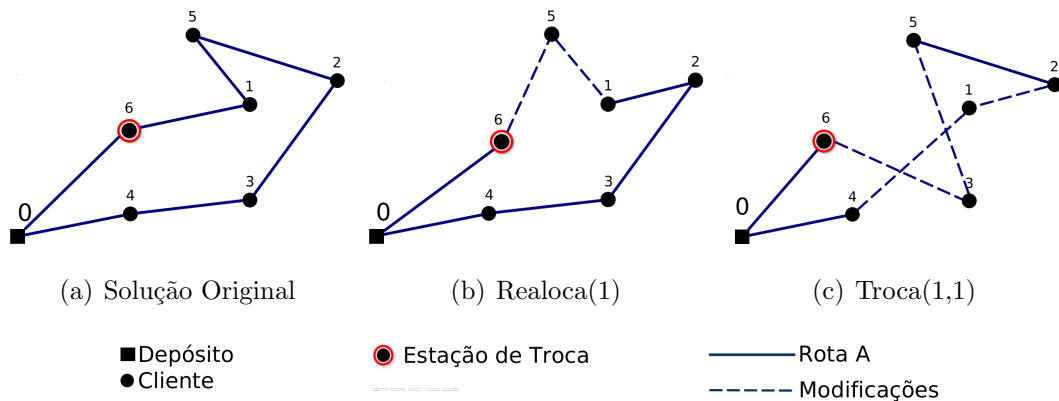


Figura 4.6: Movimentos Intrarrota – Realoca e Troca

- **InsereBateria()**: Esta vizinhança adiciona à solução estações de troca de bateria, quando a sua inserção melhora o valor de função objetivo. Esta inserção ocorre quando uma rota possui penalização de bateria, e ao inserir uma ETB, esta penalização deixa de existir ou na definição de uma estação mais próxima ao cliente onde o veículo está. A Figura 4.7(b) exemplifica como fica a solução original (Figura 4.7(a)) quando esta vizinhança é aplicada. No exemplo, são inseridas as estações de troca 24 e 15, sendo que a 15 é repetida três vezes em rotas diferentes. A sequência da rota A é 0-11-9-(15)-10-8-12(24)-7-0 a sequência da rota B é 0-4-3(15)-2-5-1-(15)-6-0.

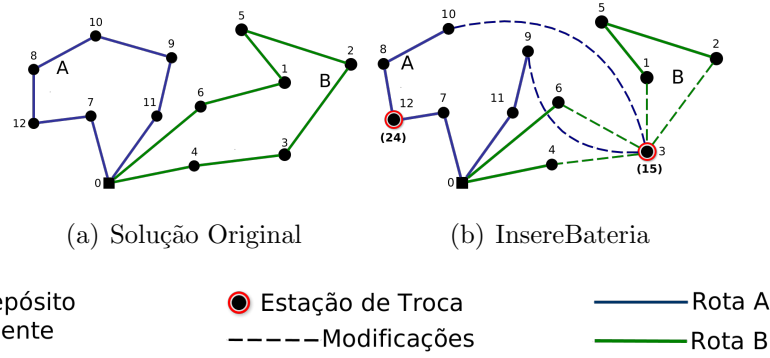


Figura 4.7: Movimentos Intrarota – InserirBateria().

4.5 Perturbação

Utilizada para que o algoritmo consiga explorar diferentes ótimos locais, a perturbação consiste em fazer modificações na solução corrente. Estas modificações devem ser suficientemente fortes para evitar que o algoritmo retorne à solução corrente e fracas suficiente para evitar uma reinicialização aleatória. O pseudo-código é apresentado no Algoritmo 6. Este procedimento inicializa a lista de vizinhanças \mathcal{N} , linha 1, que contém três tipos de movimentos diferentes: (i) realocação; (ii) troca e (iii) removeBateria. Na linha 2 é calculado o nível de perturbação do método, que é feito pelo produto de $0,5 \times |C|$, arredondado para o próximo valor inteiro. A cada interação do laço, que é executado k vezes (linhas 4 a 7), é selecionado aleatoriamente a ordem de execução da perturbação a partir da lista de vizinhanças \mathcal{N} . Tais métodos são usados para modificar a solução s' , que é retornada ao fim da execução, linha 8.

A seguir são descritas as vizinhanças utilizadas em \mathcal{N} . Para as vizinhanças realoca e troca, foram consideradas duas rotas $rota_A$ e $rota_B$ aleatoriamente selecionadas.

- Realocação: remove um cliente aleatório i da $rota_A$ e o insere aleatoriamente na $rota_B$.
- Troca: seleciona um cliente aleatório i da $rota_A$ e o troca com outro cliente i' aleatório da $rota_B$.
- RemoveBateria: Seleciona aleatoriamente uma estação de troca da solução, quando há estação de troca, e remove todas as suas ocorrências.

Algoritmo 6: perturbação(s)

```
1  $\mathcal{N} = \{Realocacao, Troca, RemoveBateria\}$ 
2  $k \leftarrow \lceil (0,5 \times |C|) \rceil$ 
3  $s' \leftarrow s$ ;
4 para  $i \leftarrow 1$  até  $k$  faça
5     Escolha uma vizinhança  $\mathcal{N}' \in \mathcal{N}$  aleatoriamente;
6     Selecione um vizinho qualquer  $s'$  de  $s' \in \mathcal{N}'$ ;
7 fim
8 retorna  $s'$ ;
```

Capítulo 5

Experimentos Computacionais e Resultados

Neste capítulo, na Seção 5.1 será apresentado o ambiente de desenvolvimento e os testes feitos. As instâncias são descritas na Seção 5.2. A Seção 5.3 apresenta os parâmetros utilizados no ILS e os resultados são detalhados na Seção 5.4 .

5.1 Ambiente de Desenvolvimento e Testes

O algoritmo desenvolvido foi implementado na linguagem C++ usando o compilador gcc 9.3.0 e testado em uma máquina com processador Intel Xeon CPU E5-2650 @ 2.30GHz com 10GB de RAM e sistema operacional Linux Ubuntu 20.04 LTS.

Para os resultados descritos na Seção 5.4 o algoritmo ILS foi executado 15 (quinze) vezes. Sendo apresentados os valores médios das soluções e do tempo de execução.

Como descrito na Seção 4.3, foram propostos dois métodos para a criação da Solução Inicial, o vizinho mais próximo e o vizinho de maior demanda. Vale destacar que o vizinho mais próximo consegue gerar soluções com melhor custo quando comparado ao segundo método. Porém, para algumas instâncias ele não foi capaz de gerar um solução inicial viável. Nestas instâncias o vizinho de maior demanda é utilizado.

5.2 Instâncias

Para validar o ILS desenvolvido foram utilizados dois conjuntos de instâncias¹. No primeiro, Augerat (1995) introduziu três conjuntos de instâncias, sendo utilizado o conjunto *Set P* nos experimentos. Este conjunto contém 24 instâncias, no entanto

¹Disponíveis em <http://neo.lcc.uma.es/vrp/vrp-instances/>

os trabalhos da literatura utilizaram apenas 13 com as seguintes características: (i) 6 a 70 clientes e (ii) 2 a 10 veículos. O segundo conjunto de instâncias utilizado na literatura, proposto por Taillard (1993), é composto por 12 instâncias, contendo 75, 100 e 150 clientes.

Nos experimentos computacionais, assume-se que todos os clientes são candidatos à estações de troca de baterias e a distância entre pares de vértices (clientes) é dada pela distância Euclidiana, conforme Equação (5.1).

$$d_{i,i'} = \sqrt{(x_i - x_{i'})^2 + (y_i - y_{i'})^2} \quad (5.1)$$

Segundo Hof *et al.* (2017), o conjunto de instâncias do Augerat (1995) e do Taillard (1993) possuem as seguintes características:

- Nas instâncias do Augerat (1995), o depósito está localizado na coordenada (1, -1). Para as demais, a localização do depósito está apresentado nas instâncias.
- Para todas as instâncias a capacidade da bateria B é $1,2 \times d_{max}$, onde d_{max} é a distância máxima entre quaisquer dois pontos da instância, arredondado para o inteiro mais próximo;
- Para todas as instâncias o custo de implantação de uma ETB f é $0,5 \times B$, arredondado para o inteiro mais próximo.

A Tabela 5.1 resume as informações dos conjuntos de instâncias utilizados. Nas colunas *Instância*, $|C|$ e $|K|$ são apresentados o nome da instância, a quantidade de clientes e a quantidade de veículos, respectivamente.

Tabela 5.1: Características das instâncias

Set P (Augerat, 1995)			Tai (Taillard, 1993)		
Instância	$ C $	$ K $	Instância	$ C $	$ K $
P-n6-k2	6	2	tai75a	75	10
P-n7-k3	7	2	tai75b	75	10
P-n8-k3	8	3	tai75c	75	9
P-n16-k8	16	8	tai75d	75	9
P-n19-k2	19	2	tai100a	100	12
P-n21-k2	21	2	tai100b	100	12
P-n23-k8	23	8	tai100c	100	11
P-n40-k5	40	5	tai100d	100	12
P-n45-k5	45	5	tai150a	150	15
P-n50-k7	50	7	tai150b	150	14
P-n55-k8	55	7	tai150c	150	15
P-n60-k10	60	10	tai150d	150	15
P-n70-k10	70	10			

5.3 Calibração de Parâmetros

Para a execução do método ILS, a calibração de três parâmetros foram necessários, o *ilsMax*, B e D que são o máximo de iteração sem melhora do ILS, penalização da bateria e penalização da demanda, respectivamente. Todos valores definidos para a execução foram calibrados pela ferramenta IRACE (López-Ibáñez *et al.*, 2016). A Tabela 5.2 mostra os valores que foram submetidos à ferramenta e destacados em negrito os valores selecionados pelo IRACE para cada um deles.

Tabela 5.2: Calibração de Parâmetros Utilizando o IRACE

Sigla	Parâmetro	Valor
B	Penalização Bateria	50, 100, 150 , 200, 250, 300, 350, 400, 450 500, 550, 600, 650, 700
D	Penalização Demanda	50, 100, 150, 200, 250 , 300, 350, 400, 450 500, 550, 600, 650, 700
<i>ilsMax</i>	Máximo de iterações sem melhora	400, 700, 1000, 1400, 1700, 2000 , 2300, 2500 2800, 3000

5.4 Resultados

Os resultados obtidos pelo ILS foram comparados com resultados encontrados por algoritmos da literatura, a saber: (i) SIGALNS (Yang & Sun, 2015, YS15); (ii) AVNS (Hof *et al.*, 2017, H17); e SGVNS (Affi *et al.*, 2020, MA20). O ALNS foi

executado em um computador com processador Intel Core Duo, CPU 2,93GHz e 2 GB de RAM, o AVNS foi executado em um computador com processador Intel Core i7, CPU 2,8 GHz com 8 GB de RAM e o SGVNS foi executado Intel (R) Core (TM) i5-4460 CPU, 3.20GHz.

As Tabelas 5.3 e 5.4 apresentam os resultados dos experimentos computacionais para as instâncias do PLRVEETB. A coluna *Instância* apresenta o nome da instância. A coluna *Best-Know Solution* (BKS) mostra o valor da melhor solução conhecida da literatura. As colunas *sol*, ℓ e t indicam, respectivamente, o valor da solução, a quantidade de ETBs e o tempo computacional em segundos associados à solução. A coluna *gap* exibe o desvio entre o valor da melhor solução encontrada por cada algoritmo e da BKS. O desvio entre o valor da solução média e o da BKS é apresentado na coluna \overline{gap} . Para o desvio médio \overline{gap} , utiliza-se a \overline{sol} na expressão do *gap*. O cálculo dos desvios são feitos pela Equação (5.2). Valores com *gaps* negativos indicam que o ILS obteve resultados melhores do que o BKS. Para os *gaps* com valores iguais a 0 (zero), o ILS foi capaz de igualar ao BKS.

$$gap = \frac{sol - BKS}{BKS} \times 100 \quad (5.2)$$

A Tabela 5.3 mostra os resultados obtidos pelo ILS para as instâncias de Augerat (1995). Como descrito anteriormente, o ILS foi executado 15 vezes para cada instância. Na tabela é possível observar que o ILS melhorou os resultados de 4 (quatro) instâncias, além de alcançar em todas as execuções o resultado ótimo, provado em Yang & Sun (2015), para as instâncias $P-n6-k2$, $P-n7-k3$, $P-n8-k3$. Comparando os resultados do ILS com o SIGALNS[YA15], é possível observar que a média dos *gaps*, tanto para os melhores resultados quanto para solução média foram relativamente melhores, sendo 1,27% e 2,78% do ILS contra 3,26% e 4,68% do SIGALNS. Evidenciando que a média das soluções encontradas pelo ILS é melhor que a média das melhores soluções encontradas pelo SIGALNS. Para os resultados mais recentes, SGVNS[MA20] possuem *gaps* maiores do que o SIGNALS, podendo assim concluir, que o ILS apresenta resultados melhores quando comparado, também, ao SGVNS.

Tabela 5.3: Tabela de resultados (Augerat, 1995)

Instância	BKS	SIGALNS[YA15]					AVNS [H17]					SGVNS[MA20]					ILS								
		sol	ℓ	gap	\overline{sol}	\overline{gap}	t	sol	ℓ	gap	\overline{sol}	\overline{gap}	t	sol	ℓ	gap	\overline{sol}	\overline{gap}	t	sol	ℓ	gap	\overline{sol}	\overline{gap}	t
P-n6-k2	426,86	426,86*	2	0,00	426,86	0,00	1,73	426,86*	2	0,00	426,86	0,00	0,67	426,86*	2	0,00	426,86	0,00	0,07	426,86*	2	0,00	426,86	0,00	0,49
P-n7-k3	428,60	428,60*	2	0,00	428,60	0,00	1,93	428,60*	2	0,00	428,60	0,00	0,38	428,60*	2	0,00	428,60	0,00	0,38	428,60*	2	0,00	428,60	0,00	0,59
P-n8-k3	597,16	597,16*	2	0,00	597,16	0,00	2,00	597,16*	2	0,00	597,16	0,00	0,47	597,16*	2	0,00	597,16	0,00	1,08	597,16*	2	0,00	597,16	0,00	0,84
P-n16-k8	1281,95	1281,95	1	0,00	1299,47	1,37	2,58	1282,38	1	0,03	1312,72	2,40	1,66	1281,95	1	0,00	1321,08	3,05	0,49	1291,45	1	0,74	1299,76	1,39	6,66
P-n19-k2	466,18	471,39	1	1,12	483,95	3,81	2,78	468,08	1	0,41	468,08	0,41	1,98	466,18	1	0,00	470,77	0,98	1,88	466,08	1	-0,02	466,59	0,09	3,42
P-n21-k2	472,74	478,64	1	1,25	478,95	1,31	3,13	472,74	1	0,00	473,23	0,10	1,93	472,74	1	0,00	472,74	0,00	1,93	471,04	1	-0,36	471,04	-0,36	3,64
P-n23-k8	1347,04	1360,51	1	1,00	1436,20	6,62	3,14	1347,04	1	0,00	1353,30	0,46	4,15	1352,77	1	0,43	1377,84	2,29	6,72	1345,92	1	-0,08	1349,33	0,17	22,87
P-n40-k5	857,70	893,23	1	4,14	908,05	5,87	6,18	857,70	1	0,00	858,57	0,10	8,42	889,00	1	3,65	912,26	6,36	2,82	853,19	1	-0,53	883,31	2,99	52,03
P-n45-k5	872,23	939,63	2	7,73	950,39	8,96	7,69	872,23	1	0,00	882,69	1,20	12,12	909,74	1	4,30	951,06	9,04	2,95	886,01	1	1,58	910,60	4,40	77,77
P-n50-k7	1130,44	1196,48	2	5,84	1221,07	8,02	8,52	1130,44	2	0,00	1151,73	1,88	15,18	1196,48	2	5,84	1232,32	9,01	2,72	1162,23	2	2,81	1193,50	5,58	160,36
P-n55-k8	1170,04	1247,10	2	6,59	1268,30	8,40	20,13	1170,04	2	0,00	1183,25	1,13	16,25	1211,13	2	3,51	1267,43	8,32	13,52	1212,66	2	3,64	1250,19	6,85	209,92
P-n60-k10	1556,38	1684,24	3	8,22	1687,65	8,43	24,50	1556,38	2	0,00	1572,57	1,04	33,57	1647,16	3	5,83	1693,95	8,84	22,33	1620,62	2	4,13	1668,51	7,20	298,46
P-n70-k10	1632,87	1738,98	3	6,50	1764,56	8,06	35,93	1632,87	2	0,00	1648,73	0,97	21,30	1736,90	3	6,37	1761,24	7,86	33,82	1708,83	2	4,65	1761,77	7,89	355,05
				3,26		4,68	9,25			0,03		0,75	4,55			2,30		4,29	6,98			1,27		2,78	91,70

*Otimidade provada por Yang & Sun (2015).

A Tabela 5.4 apresenta os resultados obtidos pelo ILS para as instâncias de Taillard (1993). Neste grupo, o ILS obteve seu melhor desempenho, melhorando significativamente o resultado de 6 das 12 instâncias. Ao se comparar os métodos, utilizando a média dos gaps das melhores soluções e a média dos gaps das soluções médias em relação ao BKS, foi possível observar que os resultados obtidos pelo ILS ficaram em -0,63% e 0,74% contra 15,78% e 18,51% do SIGNALS. Já para os resultados encontrados pelo AVNS, os valores são 0,05% para a média dos gaps das melhores soluções e 1,59%, que é a média dos gaps das soluções médias, também em relação ao BKS, mostrando que o ILS obteve soluções melhores. Por fim, o SGVNS, que também encontrou resultados inferiores, sendo 2,70% e 7,66% contra os valores citados do ILS. Vale ressaltar que o ILS também resolveu grande parte do grupo de instância Tai sem a necessidade de ETB na rota. Quando comparado os tempos computacionais entre os algoritmos da literatura e o ILS, é possível observar que ele teve um maior esforço computacional para alcançar os resultados.

Tabela 5.4: Tabela de resultados (Taillard, 1993)

<i>Instância</i>	<i>BKS</i>	SIGALNS[YA15]						AVNS[JH17]						SGVNS [MA20]						ILS					
		<i>sol</i>	<i>ℓ</i>	<i>gap</i>	\overline{sol}	\overline{gap}	<i>t</i>	<i>sol</i>	<i>ℓ</i>	<i>gap</i>	\overline{sol}	\overline{gap}	<i>t</i>	<i>sol</i>	<i>ℓ</i>	<i>gap</i>	\overline{sol}	\overline{gap}	<i>t</i>	<i>sol</i>	<i>ℓ</i>	<i>gap</i>	\overline{sol}	\overline{gap}	<i>t</i>
tai75a	1664,08	1924,32	4	15,64	1967,90	18,26	53,69	1664,08	0	0,00	1665,88	0,11	8,84	1705,54	0	2,49	1835,09	10,28	14,48	1587,45	0	-4,60	1593,86	-4,22	516,41
tai75b	1471,57	1607,22	3	9,22	1658,93	12,73	76,73	1471,57	1	0,00	1578,29	7,25	12,10	1482,36	0	0,73	1513,50	2,85	14,45	1457,95	0	-0,93	1463,86	-0,52	450,84
tai75c	1381,20	1602,15	4	16,00	1654,52	19,79	75,11	1381,20	0	0,00	1406,05	1,80	18,11	1431,05	0	3,61	1516,47	9,79	11,33	1397,71	0	1,20	1407,19	1,88	533,14
tai75d	1404,86	1643,63	3	17,00	1647,98	17,31	51,06	1405,45	0	0,04	1407,28	0,17	5,44	1404,86	0	0,00	1500,51	6,81	25,96	1397,35	0	-0,53	1404,87	0,00	575,33
tai100a	2179,28	2467,90	4	13,24	2509,95	15,17	118,80	2179,28	0	0,00	2209,51	1,39	19,79	2265,56	1	3,96	2332,18	7,02	51,34	2197,46	1	0,83	2233,46	2,49	1222,20
tai100b	1944,86	2393,34	5	23,06	2431,90	25,04	134,42	1948,73	0	0,20	1954,64	0,50	10,46	1944,86	0	0,00	2023,11	4,02	31,65	1868,57	0	-3,92	1881,07	-3,28	1218,22
tai100c	1594,00	1738,45	4	9,06	1834,85	15,11	123,29	1598,72	1	0,30	1651,18	3,59	27,76	1594,00	1	0,00	1649,64	3,49	82,23	1583,22	1	-0,68	1585,16	-0,55	1317,41
tai100d	1609,06	1926,96	4	19,76	1986,75	23,47	188,95	1609,06	0	0,00	1645,05	2,24	20,80	1733,79	1	7,75	1767,14	9,82	88,50	1613,27	0	0,26	1646,18	2,31	1282,50
tai150a	3194,41	3632,34	4	13,71	3722,45	16,53	329,67	3194,41	0	0,00	3211,35	0,53	58,89	3377,13	1	5,72	3510,54	9,90	80,80	3225,34	0	0,97	3409,81	6,74	5476,21
tai150b	2815,80	3354,34	7	19,13	3375,64	19,88	367,24	2815,80	0	0,00	2817,31	0,05	45,23	2863,81	0	1,71	3109,84	10,44	319,25	2796,36	0	-0,69	2819,30	0,12	4866,78
tai150c	2403,41	2879,32	5	19,80	2958,83	23,11	337,44	2403,41	0	0,00	2417,19	0,57	43,44	2475,28	0	2,99	2608,47	8,53	230,61	2403,79	0	0,02	2440,95	1,56	5056,63
tai150d	2744,54	3121,36	5	13,73	3175,92	15,72	492,06	2744,54	0	0,00	2769,89	0,92	84,91	2839,23	0	3,45	2991,43	9,00	214,78	2758,11	0	0,49	2808,82	2,34	5807,03
				15,78		18,51	195,71			0,05		1,59	29,65			2,70		7,66	97,12			-0,63		0,74	2360,23

A Tabela 5.5 sintetiza os valores dos *gaps* obtidos pelo ILS e dos métodos apresentados em (Yang & Sun, 2015, YS15), (Hof *et al.*, 2017, H17) e (Affi *et al.*, 2020, MA20). Nesta tabela é possível observar que o ILS teve bons resultados quando comparados com os demais, principalmente para as instâncias do Taillard (1993). Comparados aos resultados do SIGALNS, o ILS obteve média de resultados melhores, mesmo se comparado com os melhores resultados encontrados pelos autores, para ambos os grupos de instâncias utilizados nos testes. Quando comparado ao AVNS, o ILS obteve resultados inferiores nas instâncias do Augerat (1995), porém encontrou resultados melhores no grupo de instâncias do Taillard (1993), para as melhores soluções e em média. Assim como quando comparado ao SIGALNS, o ILS apresentou resultados superiores, tanto nas melhores soluções quanto nas soluções médias, comparado ao SGVNS, para ambos os grupos de instâncias. Por fim, a coluna *#BKS* mostra que o ILS melhorou o resultado encontrado em 40% das instâncias apresentadas do *Set P* e também melhorou o resultado em 50% das instâncias do grupo Tai.

Tabela 5.5: Tabela de comparativos dos GAPs

Grupo de Instâncias	SIGALNS		AVNS		SGVNS		ILS		<i>#BKS</i>
	[YA15]		[JH17]		[MA20]				
	<i>gap</i>	\overline{gap}	<i>gap</i>	\overline{gap}	<i>gap</i>	\overline{gap}	<i>gap</i>	\overline{gap}	
<i>Set P</i> (Augerat, 1995)	3,26	4,68	0,03	0,75	2,30	4,29	1,27	2,78	4/10
Tai (Taillard, 1993)	15,78	18,51	0,05	1,59	2,70	7,66	-0,63	0,74	6/12
AVG	19,04	23,19	0,08	2,34	5,00	11,95	0,64	3,52	

Capítulo 6

Conclusões e Etapas Futuras

Este trabalho tratou do Problema de Localização e Roteamento de Veículos Elétricos com Estações de Troca de Bateria (PLRVEETB). Para resolver o problema foi desenvolvido um algoritmo baseado na meta-heurística *Iterated Local Search* (ILS). Para as rotas iniciais, foram implementados dois métodos gulosos, o vizinho mais próximo e o vizinho de maior demanda. No método de busca local, foi utilizado o *Randomized Variable Neighborhood Descent* (RVND) com um conjunto de nove vizinhanças, assim como um método de perturbação que utiliza três movimentos. Na parte de avaliação da solução, o método relaxa as restrições, aceitando soluções inviáveis com o objetivo de conseguir soluções viáveis melhores. Nesse critério, as soluções inviáveis são penalizadas. Foram penalizadas as violações de bateria e de capacidade do veículo.

Para testar a abordagem proposta, dois grupos de instâncias na literatura foram selecionados, sendo eles, o grupo Set P, criado por Augerat (1995), e o grupo Tai, proposto por Taillard (1993). Os resultados do experimento foram comparados aos resultados de três autores na literatura. O primeiro foi o trabalho de Yang & Sun (2015) que introduziu o problema. Os outros autores são Hof *et al.* (2017) e Affi *et al.* (2020) que possuíam algumas das melhores soluções conhecidas BKS para as instâncias utilizadas.

O algoritmo ILS obteve resultados de alta qualidade, quando comparado aos melhores resultados da literatura, encontrando as soluções ótimas para as instâncias pequenas e melhorando significativamente 10 das 22 outras instâncias maiores. Para o grupo Set P, a média dos *gaps* e a média dos \overline{gaps} , ficaram em 1,27% e 2,78%, respectivamente, contra 3,26% e 4,68% do SIGNALNS e 2,30% e 4,29% do SGVNS. Para o grupo Tai, os resultados foram ainda mais significativos, sendo -0,63% e 0,74% para a média dos *gaps* e a média dos \overline{gaps} , respectivamente, contra 15,78% e 18,51% do SIGNALNS, 0,05% e 1,59% do AVNS e 2,70% e 7,66% do SGVNS, evidenciando a qualidade do algoritmo proposto. Para as instâncias do grupo Tai, o ILS conseguiu soluções sem Estação de Troca de Baterias (ETB) para quase todas

as instâncias. Em relação a média dos tempos gastos, o ILS foi mais lento que os demais, principalmente nas instâncias do grupo Tai.

Existem variantes do PRVE que podem ser adaptados para serem tratados pelo ILS, sendo o Problema de Roteamento de Veículos Elétricos com recarga da bateria e janelas de tempo, que acrescenta tratativas de recarga da bateria e janelas de tempo nos clientes, proposto por Schneider *et al.* (2014). É possível também, com algumas adaptações, o tratamento do Problema de roteamento de veículos elétricos com recarga de bateria, como é tratado por Zhang *et al.* (2018), além do Problema de Roteamento de Veículos Elétricos capacitados com troca de bateria e janela de temp, que foi resolvido por Chen *et al.* (2016).

Como etapas futuras, pretende-se fazer melhorias no algoritmo, objetivando a minimização do tempo gasto para alcançar os resultados, o que talvez pode ser resolvido trocando a estratégia *Best Improvement* pela *First Improvement*. Uma outra opção para talvez diminuir esse tempo seja fazer um estudo mais aprofundado nas vizinhanças implementadas com o intuito de deixar somente aquelas que contribuem mais significativamente para a resolução do problema.

Referências Bibliográficas

- Affi, Mannoubia, Derbel, Houda, Jarboui, Bassem, & Siarry, Patrick. 2020. A Skewed General Variable Neighborhood Search Approach for Solving the Battery Swap Station Location-Routing Problem with Capacitated Electric Vehicles. *Pages 75–89 of: Green Transportation and New Advances in Vehicle Routing Problems*. Springer.
- Augerat, Philippe. 1995. *Approche polyédrale du problème de tournées de véhicules*. Ph.D. thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG.
- Barreto, Sérgio, Ferreira, Carlos, Paixão, José, & Santos, Beatriz Sousa. 2007. Using clustering analysis in a capacitated location-routing problem. *European Journal of Operational Research*, **179**(3), 968–977.
- Bellmore, Mandell, & Nemhauser, George L. 1968. The traveling salesman problem: a survey. *Operations Research*, **16**(3), 538–558.
- Chen, Jinbo, Qi, Mingyao, & Miao, Lixin. 2016. The electric vehicle routing problem with time windows and battery swapping stations. *Pages 712–716 of: 2016 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*. IEEE.
- Ćirović, Goran, Pamučar, Dragan, & Božanić, Darko. 2014. Green logistic vehicle routing problem: Routing light delivery vehicles in urban areas using a neuro-fuzzy model. *Expert Systems with Applications*, **41**(9), 4245–4258.
- Conrad, Ryan G, & Figliozzi, Miguel Andres. 2011. The recharging vehicle routing problem. *Pages 1–8 of: Proceedings of the 2011 industrial engineering research conference*.
- Ding, Ning, Prasad, Krishnamachar, & Lie, Tek Tjing. 2017. The electric vehicle: a review. *International Journal of Electric and Hybrid Vehicles*, **9**(1), 49–66.

- Erdelić, Tomislav, & Carić, Tonči. 2019. A survey on the electric vehicle routing problem: variants and solution approaches. *Journal of Advanced Transportation*, **2019**.
- Feo, Thomas A, & Resende, Mauricio GC. 1995. Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of global optimization*, **6**(2), 109–133.
- Hiermann, Gerhard, Puchinger, Jakob, Ropke, Stefan, & Hartl, Richard F. 2016. The electric fleet size and mix vehicle routing problem with time windows and recharging stations. *European Journal of Operational Research*, **252**(3), 995–1018.
- Hof, Julian, Schneider, Michael, & Goeke, Dominik. 2017. Solving the battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles using an AVNS algorithm for vehicle-routing problems with intermediate stops. *Transportation Research Part B: Methodological*, **97**, 102–112.
- Laporte, Gilbert. 1988. Location-routing problems. In: Golden, B.L., Assad, A.A. (Eds.), *Vehicle Routing: Methods and Studies.*, Jan, 163–198.
- Laporte, Gilbert, Louveaux, Francois, & Mercure, H el ene. 1989. Models and exact solutions for a class of stochastic location-routing problems. *European Journal of Operational Research*, **39**(1), 71–78.
- Li, Jing-Quan. 2014. Transit bus scheduling with limited energy. *Transportation Science*, **48**(4), 521–539.
- Li, Jing-Quan. 2016. Battery-electric transit bus developments and operations: A review. *International Journal of Sustainable Transportation*, **10**(3), 157–169.
- L opez-Iba nez, Manuel, Dubois-Lacoste, J er emie, C aceres, Leslie P erez, Birattari, Mauro, & St utzle, Thomas. 2016. The irace package: Iterated racing for automatic algorithm configuration. *Operations Research Perspectives*, **3**, 43–58.
- Louren o, Helena R, Martin, Olivier C, & St utzle, Thomas. 2003. Iterated local search. *Pages 320–353 of: Handbook of metaheuristics.* Springer.
- Mirchandani, Pitu, Adler, Jonathan, & Madsen, Oli BG. 2014. New logistical issues in using electric vehicle fleets with battery exchange infrastructure. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, **108**, 3–14.
- Nagy, G abor, & Salhi, Sa id. 2007. Location-routing: Issues, models and methods. *European Journal of Operational Research*, **177**(2), 649–672.

- Penna, Puca Huachi Vaz, Subramanian, Anand, & Ochi, Luiz Satoru. 2013. An iterated local search heuristic for the heterogeneous fleet vehicle routing problem. *Journal of Heuristics*, **19**(2), 201–232.
- Prodhon, Caroline, & Prins, Christian. 2014. A survey of recent research on location-routing problems. *European Journal of Operational Research*, **238**(1), 1–17.
- Schneider, Michael, Stenger, Andreas, & Goeke, Dominik. 2014. The electric vehicle-routing problem with time windows and recharging stations. *Transportation Science*, **48**(4), 500–520.
- Souza, Afrânio, Souza, André, & Penna, Puca. 2020. Problema de roteamento de veículos elétricos com localização de estações de troca de baterias. *Anais do LII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, 12.
- Souza, André Luyde S, Chagas, Jonatas BC, Penna, Puca HV, & Souza, Marccone JF. 2019. A Hybrid Heuristic Algorithm for the Dial-a-Ride Problem. *Pages 53–66 of: International Conference on Variable Neighborhood Search*. Springer.
- Taillard, Eric. 1993. Benchmarks for basic scheduling problems. *European Journal of Operational Research*, **64**(2), 278–285.
- Tuzun, Dilek, & Burke, Laura I. 1999. A two-phase tabu search approach to the location routing problem. *European Journal of Operational Research*, **116**(1), 87–99.
- Yang, Jun, & Sun, Hao. 2015. Battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles. *Computers & Operations Research*, **55**, 217–232.
- Zhang, Shuai, Gajpal, Yuvraj, Appadoo, SS, & Abdulkader, MMS. 2018. Electric vehicle routing problem with recharging stations for minimizing energy consumption. *International Journal of Production Economics*, **203**, 404–413.
- Zheng, Yu, Dong, Zhao Yang, Xu, Yan, Meng, Ke, Zhao, Jun Hua, & Qiu, Jing. 2013. Electric vehicle battery charging/swap stations in distribution systems: comparison study and optimal planning. *IEEE transactions on Power Systems*, **29**(1), 221–229.