

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL
MESTRADO EM ENGENHARIA CIVIL

KEVYN PHILLIPE GUSMÃO

**META-HEURÍSTICA APLICADA AO PLANEJAMENTO DA DESIGNAÇÃO DE
MAQUINISTAS A TRENS DE VIAGEM DE LONGA DISTÂNCIA EM FERROVIAS
DE CARGA**

VITÓRIA
2020

KEVYN PHILLIPE GUSMÃO

**META-HEURÍSTICA APLICADA AO PLANEJAMENTO DA DESIGNAÇÃO DE
MAQUINISTAS A TRENS DE VIAGEM DE LONGA DISTÂNCIA EM FERROVIAS
DE CARGA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Civil.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo de Alvarenga Rosa.

VITÓRIA
2020

Ficha catalográfica disponibilizada pelo Sistema Integrado de Bibliotecas - SIBI/UFES e elaborada pelo autor

G982 m Gusmão, Kevyn Phillipe, 1993-
Meta-heurística aplicada ao planejamento da designação de maquinistas a trens de viagem de longa distância em ferrovias de carga / Kevyn Phillipe Gusmão. - 2020.
58 f. : il.

Orientador: Rodrigo de Alvarenga Rosa.
Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) - Universidade Federal do Espírito Santo, Centro Tecnológico.

1. Transporte ferroviário de carga. 2. Algoritmos computacionais. I. Rosa, Rodrigo de Alvarenga. II. Universidade Federal do Espírito Santo. Centro Tecnológico. III. Título.

CDU: 624

**META-HEURÍSTICA APLICADA AO PLANEJAMENTO DA DESIGNAÇÃO DE
MAQUINISTAS A TRENS DE VIAGEM DE LONGA DISTÂNCIA EM FERROVIAS
DE CARGA**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado em Engenharia Civil do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Civil, área de Transportes.

Aprovada em _____ de _____ de 2020 por:

Prof. Dr. Rodrigo de Alvarenga Rosa
Universidade Federal do Espírito Santo
Orientador

Prof. Dr. Geraldo Regis Mauri
Universidade Federal do Espírito Santo
Campus de Alegre

Prof. Dr. Macksuel Soares Azevedo
Universidade Federal do Espírito Santo

RESUMO

Dentro os modos de transporte de mercadorias e pessoas um dos mais importantes em todo o mundo é o transporte ferroviário. Devido a sua alta capacidade de escoar mercadorias, no Brasil, tem-se aumentando sua utilização nos últimos anos. Para o transporte dessas mercadorias, os trens demandam profissionais qualificados para serem operados, esses profissionais são os maquinistas. Devido às grandes extensões das ferrovias brasileiras, os tempos de viagem entre origem e destino, na maior parte das vezes, é superior ao tempo de escala de trabalho dos maquinistas, que é definida pelas leis trabalhistas. Deste modo, torna-se necessário, para atender à todas as determinações trabalhistas, que os maquinistas sejam trocados ao longo das viagens. Essas trocas ocorrem em trechos da ferrovia onde existem destacamentos. O planejamento da designação de maquinistas, ainda hoje na Estrada de Ferro Vitória Minas, que é a ferrovia foco neste trabalho, é feito de forma manual sem o auxílio de nenhum tipo de *software*, o que torna o processo lento e ineficiente. Desta maneira, tem-se atualmente a necessidade de criar ferramentas que possam auxiliar os profissionais nesta tarefa de designação de maquinistas aos trens de carga. Esta dissertação propõe o desenvolvimento de um algoritmo para resolver um Problema de Roteamento de Veículos com Múltiplos Depósitos, Múltiplas Viagens e Janela de Tempo, para designação de maquinistas a trens de acordo o planejamento de circulação de trens, visando minimizar os custos com pagamento de horas extras e minimizar o número de maquinistas necessários. Esta meta-heurística se destaca devido ao fato de existir apenas o trabalho encontrado que aborda este assunto na literatura. Entretanto, o modelo matemático proposto neste trabalho teve tempos de execução muito grandes, tornando-o inviável sua utilização de forma prática. O algoritmo foi escrito em linguagem C e baseada na meta-heurística *Simulated Annealing*.

Palavras-chave: Designação de Maquinistas, Operação Ferroviária, Transporte Ferroviário.

ABSTRACT

Among all the modes of transporting goods and people, one of the most important in the whole world is the rail transport. Due to its high capacity to transport goods, in Brazil, its use has been increasing in recent years. For the transportation of these goods, the trains require qualified professionals to be operated, these professionals are the drivers. Due to the large lengths of the Brazilian railways, the travel times between origin and destination, in most cases, are longer than the time of the drivers' work schedule, which is defined by labor laws. In this way, it's necessary, to meet all labor requirements, that the drivers are changed during trips. These exchanges occur in sections of the railway where there are detachments. Nowadays, the planning of the designation of train drivers on Vitória Minas Railway, which is the focused railway on this work, is still done manually without any aid of any type of software, which makes the process slow and ineffective. Thus, there is currently a need to create tools that can assist professionals in this task of assigning drivers to freight trains. This dissertation proposes the development of a meta-heuristic based on the Problem of Routing Vehicles with Multiple Deposits, Multiple Trips, for the designation of train drivers to trains according to the train circulation planning, aiming to minimize the costs with payment of overtime and minimize the number of drivers needed. This meta-heuristic stands out due to the fact that there is only one paper found that addresses this subject in the literature. However, the mathematical model proposed in this paper had very long execution times, making it practically impossible to be used. The meta-heuristic will be written in C language and based on the Simulated Annealing meta-heuristic.

Keywords: Designation of train drivers, Railway Operation, Railway Transport.

LISTA DE SIGLAS

ACS - *Ant Colony System*

ANTT - Agência Nacional de Transportes Terrestres

ANTF - Associação Nacional dos Transportadores Ferroviários

CLT - Consolidação das Leis de Trabalho

CSP - *Crew Scheduling Problem*

CVRP - *Capacited Vehicle Routing Problem*

EFVM - Estrada de Ferro Vitória Minas

MDVRP - *Vehicle Routing Problem with Multiple Depots*

PPT - Problema de Planejamento de Tripulação

PRV - Problema de Roteamento de Veículos

PRVC – Problema de Roteamento de Veículos Capacitados

PRV-JT – Problema de Roteamento de Veículos com Janela de Tempo

PRV-MD – Problema de Roteamento de Veículos com Múltiplos Depósitos

PRV-MV - Problema de Roteamento de Veículos com Múltiplas Viagens

PRV-MD-MV - Problema de Roteamento de Veículos com Múltiplos Depósitos e Múltiplas Viagens

PRV-MD-MV-JT – Problema de Roteamento de Veículos com Múltiplos Depósitos, Múltiplas Viagens e Janela de Tempo

PRV-PD – Problema de Roteamento de Veículos com *Pick-up and Delivery*

PRVB – Problema de Roteamento de Veículo com *Backhaul*

SA - *Simulated Annealing*

VRP - *Vehicle Routing Problem*

VRPTW – *Vehicle Routing Problem with Time Windows*

LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 1: Diferentes Variações do VRP</i>	14
<i>Figura 2: Comparação entre VRP e MDVRP</i>	16
<i>Figura 3: Exemplo de VRP Single-Trip e VRP Multi-Trip</i>	17
<i>Figura 4: Etapas do Projeto</i>	20
<i>Figura 5: Destacamentos EFVM</i>	22
<i>Figura 6: Trecho atendido pelo maquinista</i>	23
<i>Figura 7: Trecho vai e volta atendido pelo maquinista</i>	23
<i>Figura 8: Trechos possíveis de serem atendidos pelo maquinista</i>	24
<i>Figura 9: Intervalos entre escalas</i>	25
<i>Figura 10: Intervalos entre escalas</i>	26
<i>Figura 11: Dados Principais da meta-heurística proposta</i>	30
<i>Figura 12: Parâmetros para o funcionamento da meta-heurística proposta</i>	30
<i>Figura 13: Estrutura Trem</i>	31
<i>Figura 14: Estrutura Maquinista</i>	32
<i>Figura 15: Estrutura Maquinista Virtual</i>	32
<i>Figura 16: Estrutura Solução</i>	33
<i>Figura 17: Pseudocódigo da rotina da meta-heurística proposta</i>	34
<i>Figura 18: Movimento M1</i>	37
<i>Figura 19: Movimento M2</i>	39
<i>Figura 20: Movimento M3</i>	41
<i>Figura 25: Comportamento FO x Temperatura</i>	52

LISTA DE TABELAS

<i>Tabela 1: Dados das instâncias de teste</i>	27
--	----

<i>Tabela 2: Geração dos arquivos LP</i>	<i>28</i>
<i>Tabela 3: Combinação de Parâmetros.....</i>	<i>43</i>
<i>Tabela 4: Calibração Instância 6.....</i>	<i>44</i>
<i>Tabela 5: Calibração Instância 13.....</i>	<i>45</i>
<i>Tabela 6: Calibração Instância 17.....</i>	<i>45</i>
<i>Tabela 7: Resultados Função Objetivo - SA x CPLEX.....</i>	<i>48</i>
<i>Tabela 8: Resultados Maquinistas e Horas Extras - SA x CPLEX.....</i>	<i>51</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	OBJETIVOS	10
1.1.1	OBJETIVO GERAL	10
1.1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	10
1.2	JUSTIFICATIVA	11
1.3	ESTRUTURA DO TRABALHO	11
2	REFERENCIAL TEÓRICO	12
2.1	PROBLEMA DE DESIGNAÇÃO DE TRIPULAÇÃO	12
2.2	PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULO	13
2.3	META-HEURÍSTICA SIMULATED ANNEALING	17
3	MÉTODO DE PESQUISA	20
3.1	PROBLEMA ESTUDADO	21
3.2	ELABORAÇÃO DA META-HEURÍSTICA PROPOSTA	26
3.3	INSTÂNCIAS DE TESTE	27
4	META-HEURÍSTICA PROPOSTA	29
4.1	ESTRUTURAS, VARIÁVEIS E PARÂMETROS DA META-HEURÍSTICA PROPOSTA	30
4.2	VISÃO GERAL DA META-HEURÍSTICA PROPOSTA	33
5	RESULTADO E ANÁLISES	43
5.1	CALIBRAÇÃO DE PARÂMETROS	43
5.2	RESULTADOS E ANÁLISES	46
6	CONCLUSÃO	54
	REFERÊNCIAS	55

1 INTRODUÇÃO

O transporte ferroviário tem grande importância para logística em todos os países. No Brasil as ferrovias foram concedidas à iniciativa privada em 1996 e, desde então, este sistema de transporte vem sofrendo grandes mudanças que as empresas buscam constantemente o aperfeiçoamento de suas operações. Esta maior atenção às ferrovias se reflete nos números apresentados pela Agência Nacional de Transportes Terrestres (ANTT), que registrou apenas em 2017, um aumento de 6,2% sobre o volume transportado nas ferrovias brasileiras em relação à 2016, passando de 504 milhões de toneladas úteis (TU) transportadas para 538 milhões (ANTT, 2018).

A eficiência nas ferrovias brasileiras também vem aumentando, o que pode ser evidenciado pelo aumento de 9,9% de toneladas por quilômetro útil (TKU) no mesmo período, passando de 341 bilhões de TKU em 2016 para 375 bilhões em 2017, segundo dados da Associação Nacional dos Transportadores Ferroviários (ANTF).

As ferrovias já investiram mais de R\$ 92 bilhões em melhorias, na recuperação da malha, compra e reforma de material rodante, além de novas tecnologias, capacitação profissional, qualificação de operações, entre outros (ANTF, 2019).

Os trens são formados por locomotivas (material de tração) e vagões (material rebocado). Para que os trens possam circular pela malha ferroviária devem ser designados profissionais qualificados e bem treinados para operá-los (ROSA; RIBEIRO, 2016). Devido à grande extensão das ferrovias brasileiras, as viagens realizadas costumam ser, em sua maioria, mais longas do que a jornada de trabalho do maquinista. De modo que, para atender a regulamentação trabalhista, muitas vezes se faz necessário a troca de maquinistas durante o trajeto. Os maquinistas são alocados em pontos denominados destacamentos ao longo do trajeto. Eles podem realizar viagens do seu destacamento original para outro destacamento vizinho a este em cada escala, o maquinista pode conduzir somente um trem e, por questões de segurança a troca de maquinista ocorre sempre em um destacamento (MAZIOLI *et al.*, 2018).

O problema de designação de maquinistas a trens deve atender a diversos condicionantes como as jornadas de trabalho, gerenciamento de horas extras e imposições legais da legislação trabalhista vigente. Atualmente a programação de escalas de maquinistas é feita de forma manual, o que demanda muito tempo para

sua execução. A realização de uma escala ajustada a demanda de transporte da empresa, de forma rápida e eficiente, é fundamental para reduzir custos logísticos e encargos trabalhistas (MAZIOLI, 2019).

Este trabalho propõe uma meta-heurística *Simulated Annealing* para elaboração da escala dos maquinistas para viagens de longa distância de acordo com os trens que circulam na ferrovia, visando minimizar os custos com o pagamento de horas extras, de acordo com as leis trabalhistas e normas que a empresa adota.

Esta dissertação faz parte do projeto de Cooperação FAPES/Vale (Processo FAPES – 75528452/2016, Termos de Outorga Edital FAPES Nº 01/2015). Para que se possa avaliar a meta-heurística proposta a mesma será aplicada à Estrada de Ferro Vitória Minas (EFVM), que está sob concessão de exploração para Vale S/A, e também, foi comparada aos resultados encontrados em Mazioli (2019).

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Esta dissertação tem como objetivo elaborar um algoritmo para resolução de um Problema de Roteamento de Veículos com Múltiplos Depósitos, Múltiplas Viagens (PRV-MD-MV), para a designação de maquinistas aos trens de carga em viagens de longa distância, bem como analisar a escala de serviço dos mesmos, minimizando os custos com o pagamento de horas extras, atendendo os princípios legais e normas adotadas pela empresa.

1.1.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos da dissertação são:

- Aplicar o algoritmo proposto ao caso real da EFVM;
- Realizar uma análise comparativa dos resultados obtidos aos resultados alcançados pelo CPLEX rodando o modelo matemático proposto por Mazioli (2019).

1.2 Justificativa

Este trabalho se justifica tanto do ponto de vista prático, uma vez que a formação de escalas para designação de maquinistas de maneira mais rápida e ineficiente ajuda a minimizar os custos da operação ferroviária, quanto do ponto de vista acadêmico, visto que a literatura nacional é bastante limitada neste assunto, apesar de ter bastante importância. Esta dissertação também é motivada a buscar novos conhecimentos na área ferroviária devido ao apoio do projeto FAPES em parceria com a Vale S/A.

Desta maneira, esta dissertação se justifica por propor um algoritmo para atender uma necessidade da operação ferroviária, propondo uma ferramenta que auxilia na designação de escala de maquinistas, além de servir para comparação dos resultados obtidos em Mazioli (2019).

1.3 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está dividido em seis capítulos, que estão distribuídos da seguinte forma:

O Capítulo 1 contém a introdução do trabalho, que contextualiza e define o problema a ser tratado propondo o desenvolvimento de um algoritmo utilizando-se da meta-heurística *Simulated Annealing*. Fazem parte deste capítulo, objetivo geral e os objetivos específicos, a justificativa do assunto e a estrutura do trabalho.

O Capítulo 2 apresenta a revisão da literatura sobre os conceitos principais relativos ao problema e sobre a bibliografia existente.

O Capítulo 3 apresenta a metodologia utilizada, contendo as etapas desenvolvidas e a descrição e contextualização EFVM.

O Capítulo 4 apresenta a meta-heurística proposta que é o objetivo geral da pesquisa, bem como sua explicação.

O Capítulo 5 apresenta a calibração dos parâmetros do algoritmo proposto, os resultados obtidos comparados ao modelo matemático da literatura e a análise dos resultados.

Por fim, são apresentadas as considerações finais e sugestões de trabalhos futuros no Capítulo 6, seguido pelas referências bibliográficas utilizadas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo aborda o referencial teórico, de maneira que alguns conceitos, nomenclaturas e referências acadêmicas utilizadas no decorrer do trabalho possam ser melhores entendidas.

2.1 *Problema de Designação de Tripulação*

Vaidyanathan (2015) descreve que o *Crew Scheduling Problem* (CSP), ou Problema de Planejamento de Tripulação (PPT) envolve atribuir tripulação aos trens, enquanto também satisfaz as normas trabalhistas vigentes. A tripulação do trem trabalha em conjunto para levar o mesmo da sua origem ao seu destino. Desta maneira, o objetivo do PPT é atribuir as tripulações aos trens, enquanto minimizam o custo de operação dos mesmos, melhoram a qualidade de vida da tripulação e satisfazem a legislação trabalhista vigente. Devido ao grande tamanho do problema, até mesmo a economia de percentuais moderados de custos da tripulação traduzirá grandes economias monetárias (JÜTTE *et al.*, 2011).

A seguir são mostrados alguns exemplos de estudos que abordaram esta área específica, entretanto a maior parte destas publicações tratam do PPT para transporte de passageiros. O transporte de carga, por outro lado, tem o diferencial no sentido que o mesmo funciona 24 horas por dia, sete dias por semana ininterruptamente, desta maneira, o planejamento das tripulações passa a ter um tamanho e grau de complexidade muito maior.

Gonçalves (2000) apresentou abordagens baseadas em inteligência computacional para um problema de designação de recursos humanos, mais especificamente, para a geração de escalas de trabalho para equipagens ferroviárias. Foram desenvolvidos métodos de geração de escalas tanto para escalas cíclicas como escalas individualizadas. Ambos os casos foram avaliados e testados com dados reais.

Ernst *et al.* (2001) propuseram um modelo de otimização para resolver tanto a programação da tripulação quanto a sua escala de maneira simultânea, uma vez que na literatura, a maioria das pesquisas trata de maneira individualizada estes problemas.

Siqueira *et al.* (2004) propôs a aplicação do Algoritmo de *Matching* de peso máximo na elaboração de jornadas de trabalho para motoristas e cobradores de ônibus, além de mostrar os resultados da aplicação da metodologia proposta em empresas da cidade de Curitiba – PR. O problema foi abordado visando o maior aproveitamento possível das tabelas de horários de ônibus, com o objetivo de minimizar o número de funcionários, de horas extras e de horas ociosas.

Jütte e Thonemann (2012) apresentaram uma coluna de geração baseada em um algoritmo de decomposição para o problema de designação de tripulação, o qual atinge soluções de alta qualidade em tempos razoáveis de execução e foi testado em uma grande ferrovia européia. O algoritmo de divisão e preço decompõe o problema em regiões de sobreposição que são otimizados em paralelo.

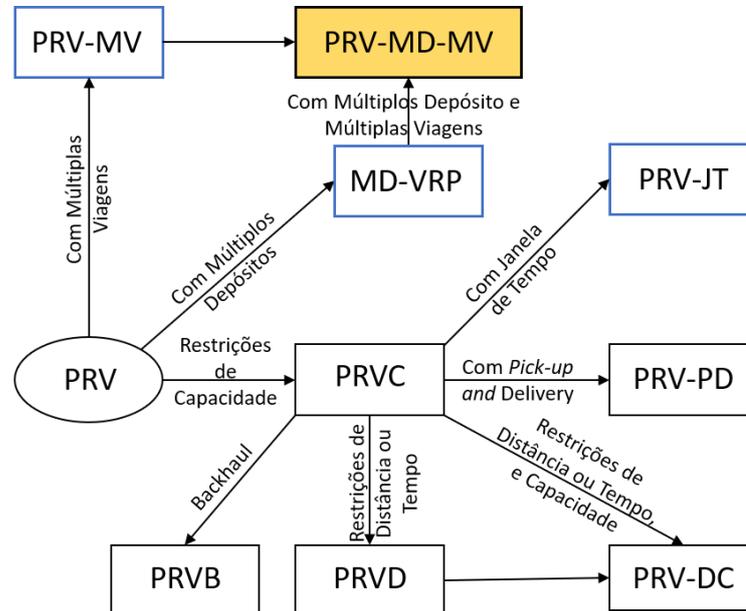
Kasirzadeh *et al.* (2017) apresentaram uma revisão sobre o problema de escalonamento de tripulação em companhias aéreas. Além disso, formularam um planejamento de escala de tripulação personalizado que foi resolvido utilizando geração de colunas. Apresentamos resultados obtidos para os dados reais da maior transportadora americana.

2.2 Problema de Roteamento de Veículo

Braekers *et al.* (2016) fizeram uma extensa revisão bibliográfica sobre VRP, e apresentaram como os primeiros a introduzir este tipo de problema na literatura Dantzig e Ramser (1959). Após, vieram Clarke and Wright (1964) que generalizaram esse problema como um problema de otimização linear, como é comumente encontrado na área da logística e transporte. Este, então, ficou conhecido como o VRP, um dos tópicos mais amplamente estudado no campo da pesquisa operacional.

Entretanto, atualmente os modelos de VRP são muito diferentes daquele introduzido pelos autores anteriormente citados. Eles buscam incorporar complexidades da vida real, como viagens com tempo dependente (o que reflete, por exemplo, no trânsito), janelas de tempo para coleta e entrega, entre outros. Na Figura 1 a seguir encontram-se algumas das variações do VRP.

Figura 1: Diferentes Variações do VRP



Fonte: Adaptado de Montoya-Torres *et al.* (2015)

Essas características trazem também uma maior complexidade para o problema. Como o VRP se trata de um problema *NP-Hard*, algoritmos exatos são apenas eficientes para resolver problemas de pequenas dimensões, sendo assim, heurísticas e meta-heurísticas são comumente mais adequadas para problemas práticos.

Braekers *et al.* (2016) definiram o clássico VRP, também conhecido como *Capacitated VRP* (CVRP), como sendo o problema que traça as rotas ótimas para entregas, onde um veículo viaja apenas por uma rota, cada veículo tem as mesmas características e existe apenas um único depósito central. O objetivo do VRP é encontrar um conjunto veículos-rotas com menor custo que cada cliente seja atendido exatamente por apenas um veículo, cada veículo começa e termina sua rota no depósito, e sua capacidade não é excedida.

De forma análoga, iremos tratar nesta dissertação de uma variação do VRP, o qual incluirá múltiplos depósitos, múltiplas viagens e janela de tempo. Além disso, trataremos como o conjunto de clientes os trens que demandam maquinistas, e os depósitos serão considerados os maquinistas, tendo como objetivo minimizar os custos da operação ferroviária diminuindo o número de funcionários e horas extras atendendo às leis trabalhistas vigentes.

O Problema de Roteamento de Veículos com Janela de Tempo, ou *Vehicle Routing Problem with Time Windows* (VRPTW) é uma extensão do *Capacited Vehicle Routing Problem* (CVRP) onde além da restrição de capacidade, para cada cliente i está associado um intervalo de tempo $[a_i, b_i]$, denominado janela de tempo. O tempo que o veículo deixa o depósito, o tempo viajado t_{ij} entre cada arco $(i, j) \in A$, e um tempo adicional de serviço s_i , para cada cliente i , são todos conhecidos a priori. O veículo deve chegar a cada cliente dentro da janela de tempo $[a_i, b_i]$ determinada para o mesmo, e deve permanecer lá por um tempo s_i determinado (TOH e VIGO, 2002).

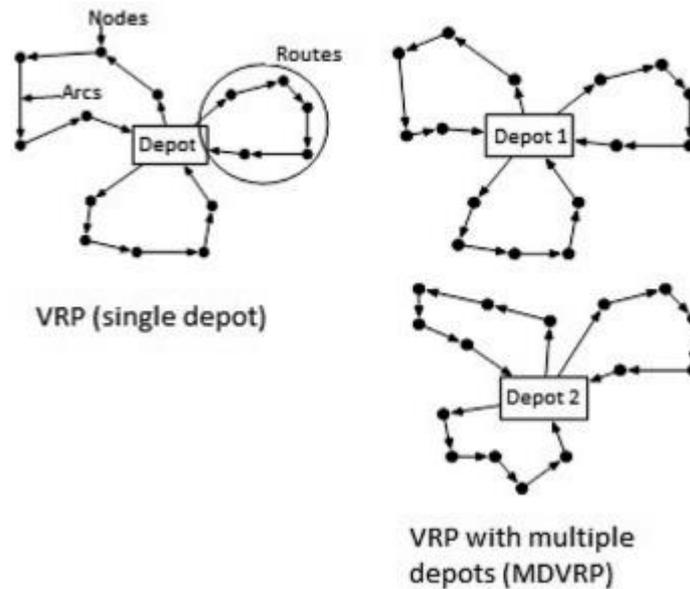
Entretanto, no problema estudado tem-se uma dificuldade ainda maior devido ao fato de que o tempo de início da janela de tempo e o tempo de fim coincidem, de modo que não existe nenhuma flexibilidade sequer, já que os trens precisam ser atendidos exatamente no horário que foi determinado.

Vidal *et al.* (2013a) apresentaram um algoritmo *Hybrid Genetic Search with Advanced Diversity Control* para uma grande variedade de problemas de roteamento de veículo com restrições de tempo. O algoritmo proposto foi aplicado a seis variações do PRV, entre eles, combinações do problema de roteamento de veículos com janela de tempo e periódico, com múltiplos depósitos e restrições de duração. Vidal *et al.* (2014a) ainda apresentaram também o *Unified Hybrid Genetic Algorithm* que resolve eficientemente até 29 variações do PRV.

Montoya-Torres *et. al* (2015), em sua extensão revisão bibliográfica sobre o *Vehicle Routing Problem with Multiple Depots* (MDVRP), apresentaram como os primeiros a abordarem este problema na literatura Kulkarni and Brave (1985), Laporte, Nobert and Taillefer (1988) e Carpaneto, Dell'amico, Fischetti, and Toth (1989), sendo este problema mais sofisticado e desafiador do que o clássico VRP com apenas um depósito.

Lin *et. al* (2014) definiram que o MDVRP mais de um depósito e que cada cliente é atendido por um veículo que é designado a algum desses depósitos. O MDVRP se originou de uma variedade de problemas de distribuição física, como entregas de comida, produtos químicos, bebidas, máquinas, entre outros. Na Figura 2 a seguir fica encontra-se exemplificado a diferença básica entre o VRP e o MDVRP.

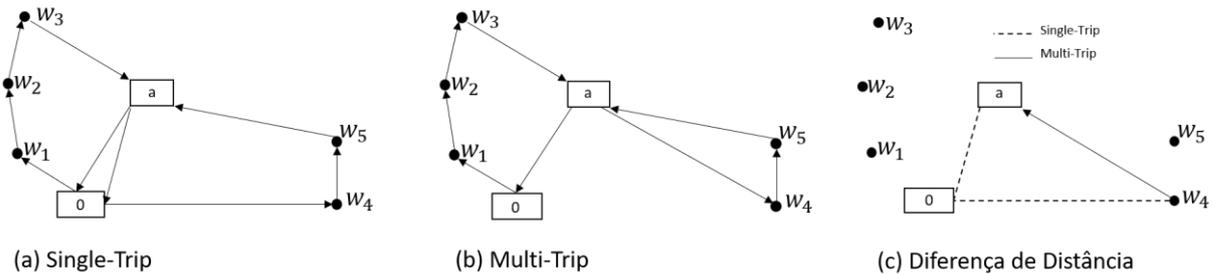
Figura 2: Comparação entre VRP e MDVRP



Fonte: Montoya-Torres *et. al* (2015, pag. 116)

Este problema pode ser resolvido agrupando-se os clientes aos depósitos, resultando em um conjunto de PRV a serem resolvidos separadamente. Uma outra abordagem para o problema é que os vários clientes e depósitos estão na mesma rota, dificultando a sua solução.

Cattaruzza *et. al* (2014) definiram que o Problema de Roteamento de Veículos com Múltiplas Viagens (PRV-MV) exige uma combinação de conjunto de rotas e a atribuição de cada rota a um veículo, tal que o tempo total de viagem é minimizado e que atenda às seguintes condições: cada rota começa e termina no depósito, cada cliente é visitado por exatamente uma rota, a soma das demandas dos clientes em qualquer rota não excede a capacidade do veículo e a duração total das rotas designadas a um veículo não excede o horizonte de tempo de trabalho de um dia. A Figura 3 a seguir exemplifica a diferença entre o VRP *Single-Trip* e VRP *Multi-Trip*.

Figura 3: Exemplo de VRP *Single-Trip* e VRP *Multi-Trip*

Fonte: Adaptado de Tang *et. al* (2015, pag. 115).

Esta classe de problema também foi tratada por outros vários autores, como por exemplo em Alonso *et al.* (2008) que desenvolveram uma meta-heurística *Tabu Search* para o PRV-MV com restrições de acessibilidades. Além deles, Donati *et al.* (2008) trataram de uma variação do PRV-MV com a utilização de uma múltipla *Ant Colony System* (ACS).

2.3 Meta-heurística *Simulated Annealing*

Simulated Annealing (SA) é uma meta-heurística inspirada em fenômenos físicos, proposta originalmente por Kirkpatrick *et al.* (1983), sendo uma adaptação do algoritmo de Metropolis-Hastings, e leva esse nome por estar fundamentada numa analogia com a termodinâmica. O termo *annealing*, na metalurgia, significa um tratamento térmico na qual um sólido cristalino é aquecido e, em seguida, deixado a arrefecer muito lentamente até atingir sua configuração de estrutura cristalina com o menor estado de energia e, portanto, livre de defeitos (HENDERSON *et al.*, 2003).

Inicialmente, com o metal quente, as partículas possuem muita energia e podem se locomover aleatoriamente sem restrições. A partir do momento que a temperatura vai esfriando, as moléculas tendem a se acomodar na estrutura cristalina natural do material em uso (RODRIGUES *et al.*, 2013).

O SA é um método que primeiramente define uma solução aleatória qualquer, a partir da qual se darão buscas locais, entretanto aceita-se soluções de piora a fim de que se escape de ótimos locais. Estas buscas se dão a partir de um *loop* que gera aleatoriamente, em cada nova iteração, um novo vizinho S' da solução atual S por meio de movimentos de troca.

Uma nova solução com pior valor da função objetivo do que a solução atual pode ser aceita como a nova solução atual, com uma probabilidade determinada pelos critérios de Metropolis (KIRKPATRICK *et al.*, 1983). A ideia não é restringir os movimentos do algoritmo de busca nas direções que melhoram o valor da função objetivo, mas também permitir movimentos que deterioram o valor da função objetivo com pequenas probabilidades (TING *et al.*, 2013).

Dessa maneira, deve-se testar a variação entre o valor da função objetivo gerada de cada novo vizinho S' e do valor da função objetivo da solução atual S , isto é, $\Delta = f(S') - f(S)$. Para um problema de maximização, se $\Delta > 0$, o método aceita a solução e S' passa a ser a nova solução atual. Caso $\Delta \geq 0$, a solução vizinha candidata também poderá ser aceita, mas neste caso, com uma probabilidade $e^{-\Delta/T}$, onde T é um parâmetro do método chamado de temperatura, que regula a probabilidade de aceitação de soluções piores e que varia a medida que se passam as iterações.

A temperatura T assume inicialmente um valor elevado T_0 . Após um número fixo de iterações SA_{max} (o qual representa o número de iterações necessárias para o sistema atingir o equilíbrio térmico em uma dada temperatura), a temperatura é gradativamente diminuída por um coeficiente de resfriamento α , tal que, em um instante t , $T_t \leftarrow \alpha * T_{t-1}$, sendo $0 < \alpha < 1$. Com esse procedimento, no início, uma chance maior é dada para se escapar de máximos locais explorando-se o espaço de soluções, e à medida que T aproxima-se de zero, o algoritmo busca refinar a solução existente, uma vez que diminui a probabilidade de se aceitar movimentos de piora ($T \rightarrow 0 \Rightarrow e^{-\Delta/T} \rightarrow 0$).

A cada iteração feita são realizados movimentos para tentar achar uma nova solução, seja ela de piora ou melhora, para determinada função objetivo. Apesar de o SA clássico apresentar um movimento para a geração de novas vizinhanças, devido às características do problema que estiver sendo estudado podem ser propostos modificações nos mesmos, adição de novos movimentos ou até mesmo utilizar apenas movimentos novos propostos apenas para dado problema.

O procedimento para quando a temperatura chega a um valor próximo de zero, ou seja, temperatura de congelamento (T_c), e nenhuma solução que piore o valor da melhor solução é aceita, isto é, quando o sistema está estável. A solução obtida

quando o sistema se encontra nesta situação evidencia o encontro de um mínimo local, o que em alguns casos também pode representar um mínimo global.

Os parâmetros de controle do procedimento são: a razão de resfriamento α , o número de iterações para cada temperatura S_{Amax} , a temperatura inicial T_0 e a temperatura de congelamento T_c .

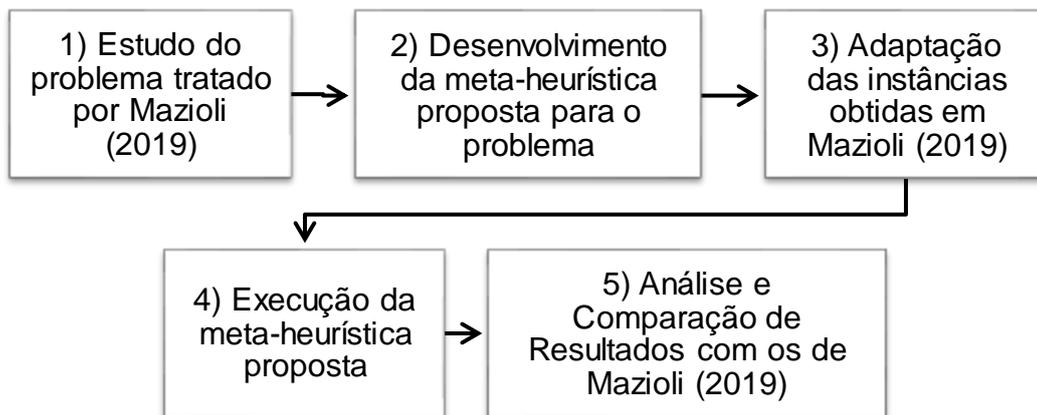
Dessa maneira, a característica fundamental do SA é que ele fornece um meio para escapar de ótimos locais, permitindo movimentos que pioram o valor da função objetivo. À medida que o parâmetro de temperatura é reduzido à zero, os movimentos que resultam numa piora da solução ocorrem com menor frequência (HENDERSON *et al.*, 2003).

3 MÉTODO DE PESQUISA

Neste capítulo é descrita a metodologia utilizada para a realização deste projeto, organizado em subcapítulos para melhor compreensão. O objeto de estudo desta dissertação é a Estrada de Ferro Vitória Minas (EFVM) e a comparação dos resultados obtidos em Mazioli (2019).

A pesquisa é desenvolvida a partir do estudo do modelo matemático proposto por Mazioli (2019) e da elaboração de uma meta-heurística baseada na meta-heurística SA, para definição de escalas para atender a demanda de uma ferrovia minimizando os custos com o pagamento de horas extras. O estudo científico foi realizado até o momento seguindo 5 etapas distintas e sequenciais, que estão esquematizadas na Figura 4.

Figura 4: Etapas do Projeto



Fonte: Próprio autor.

Na primeira etapa foi realizado um estudo para se entender as características e particularidades do problema abordado e tratado com modelo matemático em Mazioli (2019), e que serviu como base para o prosseguimento do projeto.

A segunda etapa foi o desenvolvimento de fato do algoritmo proposto para o problema tratado, utilizando-se dos movimentos que serão descritos no próximo capítulo desta dissertação. Este algoritmo proposto foi baseada em uma meta-heurística *Simulated Annealing*, que foi programado em linguagem C e será executada por meio do *software* Dev-C++, versão 5.11.

Na terceira etapa foi realizada a adequação das instâncias obtidas em Mazioli (2019) para o formato necessário para execução das mesmas como arquivo entrada para a meta-heurística proposta. A partir dessas instâncias foram então calibrados os parâmetros de entrada da SA.

Ao passo que, na quarta etapa, executou-se a meta-heurística proposta utilizando os parâmetros já calibrados para resolver as instâncias obtidas em Mazioli (2019). Os resultados obtidos foram coletados e armazenados para se realizar a quinta etapa.

Por fim, na quinta etapa, com os resultados gerados a partir da execução das instâncias comparou-se os resultados obtidos através do modelo matemático por Mazioli (2019) e a meta-heurística proposta neste trabalho. Foram comparadas as funções objetivo e os tempos de execução obtidos pelo modelo matemático executado pelo CPLEX com a média dos resultados obtidos pela meta-heurística proposta após dez vezes a execução de cada instância.

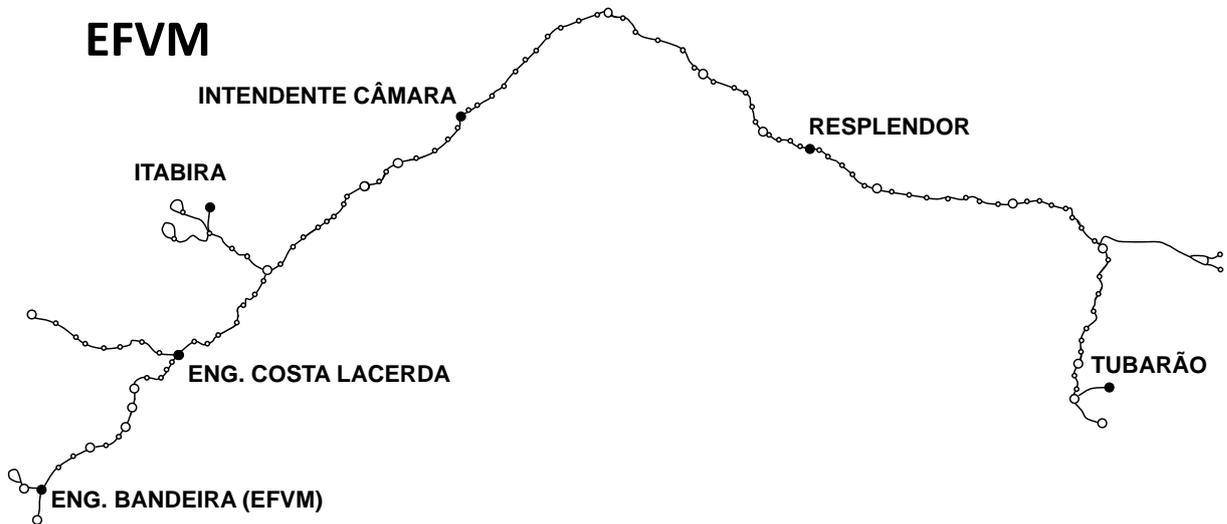
3.1 Problema Estudado

Segundo dados da ANTT, a Estrada de Ferro Vitória a Minas (EFMV), situada entre os estados do Espírito Santo e Minas Gerais possui uma extensão de 895 km e está sob a concessão da Vale S/A.

A EFVM é responsável por escoar a maior parte do minério de ferro, produtos agrícolas (grãos e fertilizante) e produtos da indústria siderúrgica (bobinas de aço) do interior do Estado de Minas Gerais até o porto de Tubarão no Espírito Santo. No ano de 2016, a EFVM movimentou 129 milhões de toneladas úteis de produtos (MAZIOLI, 2019).

Atualmente a EFVM possui 6 destacamentos distribuídos por sua malha, como mostrado na Figura 5, sendo que cada um conta com um quadro de maquinistas para atender a demanda de trens diária.

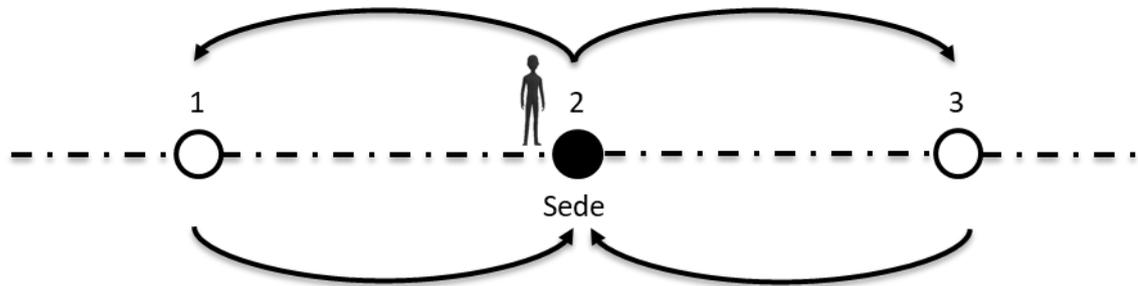
Figura 5: Destacamentos EFVM



Fonte: Mazioli (2019, pág. 24).

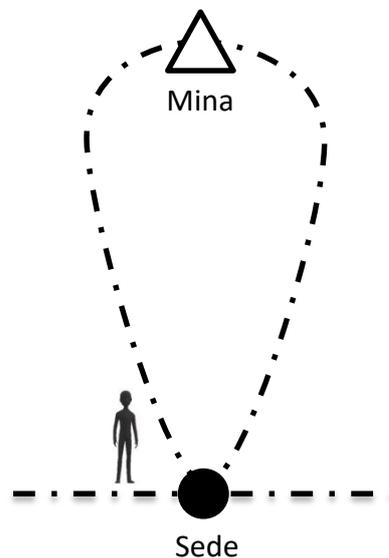
Geralmente, no transporte ferroviário de cargas, devido às longas distâncias que são percorridas, as viagens acabam excedendo o tempo de escala do maquinista. De modo a atender as determinações das leis trabalhistas de limite máximo de tempo de jornada de trabalho, são designados aos maquinistas trechos específicos, ou seja, destacamentos para que eles conduzam os trens. Deste modo, os maquinistas realizam viagens do destacamento onde estão locados para outro contíguo a este como mostra a Figura 6, conduzindo somente um trem em cada escala.

Figura 6: Trecho atendido pelo maquinista



Fonte: Mazioli (2019, pág. 25).

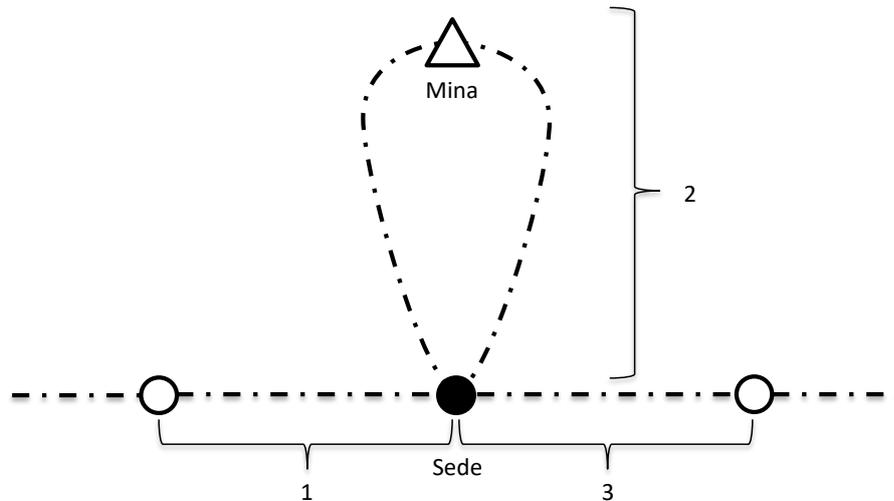
Entretanto, no destacamento de Costa Lacerda e a mina de Brucutu, ocorre uma situação especial. O tempo de viagem para que se saia do destacamento de Costa Lacerda, passando pela pera ferroviária onde o trem é carregado de minério, e o retorno para o destacamento de origem é demasiadamente curto. Deste modo, neste trecho não existe a necessidade de se trocar o maquinista. Esse tipo de viagem é denominado de *vai e volta*. A Figura 7 a seguir demonstra tal situação.

Figura 7: Trecho *vai e volta* atendido pelo maquinista

Fonte: Mazioli (2019, pág. 25).

Desta forma, foram adotadas como premissas que cada maquinista realiza viagens apenas em trechos determinados e podem atender somente um trem em cada escala. O maquinista pode atender no máximo três trechos da ferrovia sendo que todos devem ter como ponto em comum o destacamento sede do maquinista, Figura 8.

Figura 8: Trechos possíveis de serem atendidos pelo maquinista



Fonte: Mazioli (2019, pág. 28).

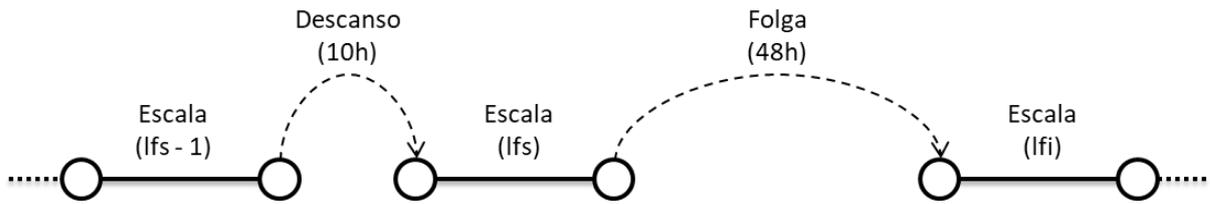
Segundo Mazioli (2019), após realizar uma viagem, os maquinistas, entram num período de descanso de pelo menos 10 horas, segundo a lei, podendo retornar na escala seguinte para conduzir outro trem no mesmo trecho da escala anterior. Quando esse descanso ocorre fora do destacamento de lotação do maquinista é denominado Descanso Fora de Sede. As demais determinações da CLT como limite de horas extras, quantidade de horas noturnas, folgas semanais, devem ser atendidas.

No levantamento preliminar feito junto à Vale S/A, foi constatado que os maquinistas lotados na EFVM trabalham escalas de 6 horas e possuem um limite máximo de horas trabalhadas dentro do trem de 10 horas.

Além do descanso de 10 horas existe também um outro intervalo entre escalas denominado folga. Cada maquinista pode cumprir um determinado número de escalas antes de entrar no seu intervalo de folga.

Desta forma, após cada escala os maquinistas possuem um período de descanso obrigatório, retornando para cumprir a escala seguinte e após uma sequência de escalas eles recebem a folga. É convencionado que após uma sequência de no máximo quatro escalas o maquinista deve cumprir a folga, adotada pela EFVM como 48 horas, após o fim da última escala.

Figura 9: Intervalos entre escalas



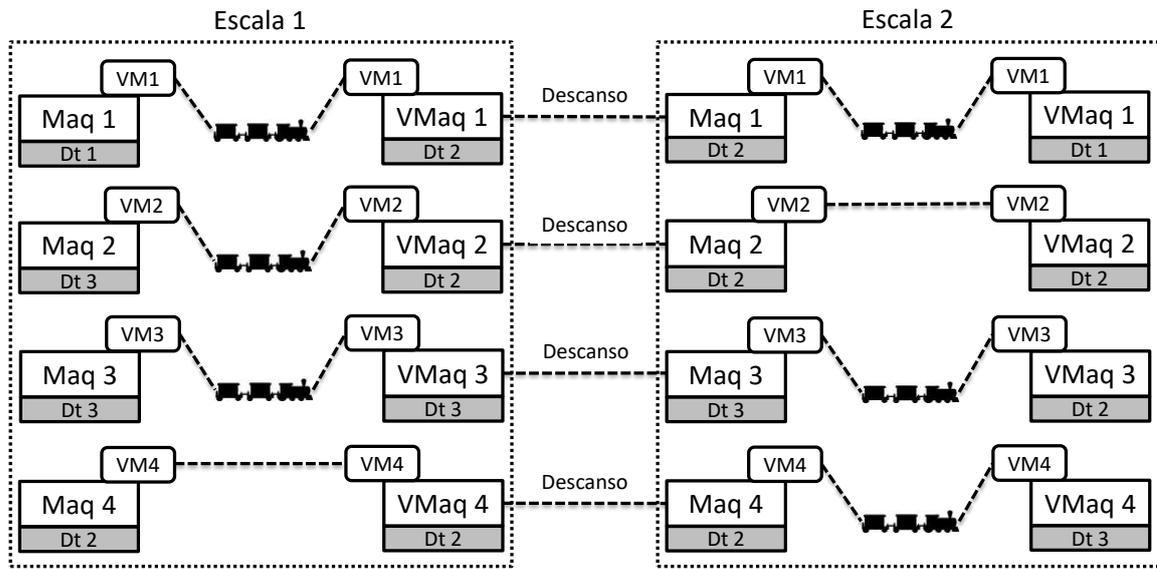
Fonte: Mazzioli (2019, pág. 29).

No modelo matemático proposto por Mazzioli (2019), podem existir maquinistas que não são designados para atender um trem na sua escala de trabalho. No entanto, nenhum trem pode deixar de ser atendido, ou seja, ter um maquinista designado para ele, assim como, o início da viagem do trem deve ocorrer exatamente no momento que ele chegar no destacamento.

Uma viagem representa a designação do maquinista a um trem e é limitada ao tempo máximo de trabalho de um maquinista por escala. Um veículo/maquinista pode ou não atender trens em uma viagem e, caso o maquinista não atenda nenhum trem, é considerado que o tempo de viagem do maquinista é igual ao tempo máximo de uma escala de trabalho do maquinista.

Essa definição pode ser vista na Figura 10, o maquinista 3 que na escala 1 realiza uma viagem do tipo vai e volta, ou seja, atende um trem com o destacamento de início igual ao de destino.

Figura 10: Intervalos entre escalas



Legenda: Maq – Maquinista; VM – Veículo Maquinista; VMaq – Maquinista Virtual; Dt - Destacamento

Fonte: Mazzioli (2019, pág. 31).

Ainda a respeito do modelo proposto por Mazzioli (2019), o mesmo propõe a minimização da função objetivo que obedece a seguinte equação:

$$3000 \times \sum_{k \in MR} \sum_{e \in E} he^{k,e} + 100 \times \sum_{k \in MR} bu^k$$

Onde a primeira parcela representa o valor pago a cada maquinista utilizado na solução final obtida pelo modelo, e a segunda parcela representa o valor pago por hora extra utilizada na solução final.

A escala de maquinista é feita por um funcionário designado pela empresa e utiliza a experiência própria para elaborar a escala, atendendo as restrições descritas anteriormente. Como percebe-se, a complexidade do problema tratado é muito alta e a falta de ferramentas que possam auxiliar na elaboração das escalas do maquinista acaba por incentivar o estudo realizado nessa dissertação.

3.2 Elaboração da Meta-heurística proposta

Com base nos estudos realizados do modelo matemático proposto por Mazzioli (2019), foram propostos os movimentos de uma meta-heurística *Simulated Annealing* para o Problema de Roteamento de Veículos com Múltiplos Depósitos, Múltiplas Viagens

(PRV-MD-MV) respeitando todas as restrições do modelo matemático proposto, a fim de determinar a designação de maquinistas para atender aos trens que irão no período de planejamento.

3.3 Instâncias de Teste

Devido a esta dissertação ter como um dos objetivos a comparação com os resultados obtidos em Mazioli (2019), os dados e instâncias foram obtidas no referido trabalho.

Os resultados obtidos pela meta-heurística foram comparados com os resultados obtidos pelo modelo matemático para todas as instâncias propostas por Mazioli (2019).

Foram utilizadas 18 instâncias e suas características são apresentadas na Tabela 1

Tabela 1: Dados das instâncias de teste

Inst.	Nº de Maq.	Nº de Viagens de Trem	Parâmetros			Limite de tempo de uma escala	Tempo máximo de trabalho de um maquinista por escala
			Nº de Destac.	Nº de Escalas			
1	6	13	3	4	6	10	
2	6	20	2	4	6	10	
3	14	17	6	4	6	10	
4	20	59	6	4	6	10	
5	30	54	3	2	6	10	
6	33	120	3	4	6	10	
7	45	119	6	4	6	10	
8	45	119	6	4	7	10	
9	45	119	6	4	8	10	
10	45	119	6	4	6	11	
11	45	119	6	4	7	11	
12	45	119	6	4	8	11	
13	45	119	6	4	6	12	
14	45	119	6	4	7	12	
15	45	119	6	4	8	12	
16	60	177	6	4	6	10	
17	60	216	6	4	6	10	
18	60	432	6	8	6	10	

Fonte: Mazioli (2019, pag. 42).

Os tempos de geração de arquivos e número de variáveis de decisão de cada instâncias tratadas por Mazioli (2019), são mostrados na Tabela 2.

Tabela 2: Geração dos arquivos LP

Inst.	Tempo de geração (s)	Tamanho arquivos .lp (Kb)	Variáveis de Decisão do Modelo (un)		
			Inteiras	Contínuas	Total
1	7,33	4967	15.498	624	16.122
2	8,38	10.001	25.326	792	26.118
3	34,53	33.710	114.898	2.576	117.474
4	483,94	492.538	791.260	8.000	799.260
5	413,33	332.139	789.570	6.900	796.470
6	131.460,00	5.366.981	4.590.597	24.684	4.615.281
7	38.486,10	8.107.902	7.894.935	37.800	7.932.735
8	22.554,10	8.107.902	7.894.935	37.800	7.932.735
9	30.403,10	8.107.902	7.894.935	37.800	7.932.735
10	25.748,80	8.107.902	7.894.935	37.800	7.932.735
11	18.627,90	8.107.902	7.894.935	37.800	7.932.735
12	173.297,00	8.107.902	7.894.935	37.800	7.932.735
13	199.202,00	8.107.902	7.894.935	37.800	7.932.735
14	18.455,60	8.107.902	7.894.935	37.800	7.932.735
15	19.978,00	8.107.902	7.894.935	37.800	7.932.735
16	146.452,00	32.477.394,8	21.234.180	71.520	21.305.700
17	313.215,00	52.475.395	27.173.100	80.880	27.253.980
18	471.864,00	-	146.413.980	265.440	146.679.420

Fonte: Mazioli (2019, pag. 45).

4 META-HEURÍSTICA PROPOSTA

Para atender às restrições do problema de planejamento da designação de maquinistas utilizou-se uma variação do Problema de Roteamento de Veículos (PRV), chamada de Problema de Roteamento de Veículos, Múltiplos Depósitos, Múltiplas Viagens proposta por Mazioli *et al.* (2018) e Mazioli (2019).

O algoritmo proposto visa uma solução ótima considerando o tempo total de escala trabalhada menos o tempo de escala determinada para todos maquinistas. Essa equação deve ser minimizada, reduzindo o pagamento de horas extras.

Desta maneira, o algoritmo proposto para solução do problema abordado por Mazioli (2019) utilizou-se da meta-heurística *Simulated Annealing*, onde os maquinistas são considerados os veículos, enquanto os trens são os clientes e os destacamentos considerados os depósitos.

O termo *annealing*, na metalurgia, significa um tratamento térmico na qual um sólido cristalino é aquecido e, em seguida, deixado a arrefecer muito lentamente até atingir sua configuração de estrutura cristalina com o menor estado de energia e, portanto, livre de defeitos (HENDERSON *et al.*, 2003).

Inicialmente, com o metal quente, as partículas possuem muita energia e podem se locomover aleatoriamente sem restrições. A partir do momento que a temperatura vai esfriando, as moléculas tendem a se acomodar na estrutura cristalina natural do material em uso (RODRIGUES *et al.*, 2013).

O *Simulated Annealing* é um método que primeiramente define uma solução aleatória qualquer, a partir da qual se darão buscas locais, entretanto aceita-se soluções de piora a fim de que se escape de ótimos locais. Estas buscas se dão a partir de um *loop* que gera aleatoriamente, em cada nova iteração, um novo vizinho a partir da solução atual, por meio de movimentos de troca.

Uma nova solução com pior valor da função objetivo do que a solução atual pode ser aceita como a nova solução atual, com uma probabilidade determinada pelos critérios de Metropolis (veja KIRKPATRICK *et al.*, 1983). A ideia não é restringir os movimentos do algoritmo de busca nas direções que melhoram o valor da função objetivo, mas também permitir movimentos que deterioram o valor da função objetivo com pequenas probabilidades (TING *et al.*, 2013).

Para implementar a meta-heurística com todas as características citadas anteriormente, se faz necessário uma série de estruturas, variáveis e parâmetros, e para que se tenha um melhor entendimento desta dissertação serão apresentados e explicados os mais importantes dentre todos. Depois uma visão geral da meta-heurística proposta é apresentada e, finalmente, as principais funções que foram utilizadas.

4.1 Estruturas, Variáveis e Parâmetros da Meta-heurística Proposta

Neste subcapítulo, são definidos os principais parâmetros, estruturas e variáveis da meta-heurística proposta. Posteriormente, as estruturas e variáveis são detalhadas.

Os dados que definem o tamanho dos principais vetores e matrizes são descritos a seguir:

Figura 11: Dados Principais da meta-heurística proposta

<i>numMaq</i>	Número de maquinistas
<i>numTrem</i>	Número de trens
<i>numEscala</i>	Número de escalas de cada maquinista
<i>numDest</i>	Número de destacamentos
<i>tempoNoTrem</i>	Tempo máximo no trem
<i>tempoLimite_Escala</i>	Tempo limite de cada escala
<i>tempoDescanso</i>	Tempo de descanso
<i>tempoFolga</i>	Tempo de Folga
<i>tempoAtraso</i>	Tempo de máximo de atraso após descanso ou folga

Fonte: Próprio autor.

Os parâmetros importantes para o funcionamento da meta-heurística são descritos a seguir:

Figura 12: Parâmetros para o funcionamento da meta-heurística proposta

α	Coefficiente de Congelamento
T_i	Temperatura Inicial
T_f	Temperatura de Congelamento
<i>IterMax</i>	Número máximo de iterações
<i>NrMax</i>	Número máximo de <i>Reannealing</i>

Fonte: Próprio autor.

A seguir, são apresentadas as estruturas e suas variáveis:

A estrutura *Trem* apresenta os dados referentes a cada um dos trens que são atendidos e é composta de cinco variáveis. As variáveis *id*, *horario*, *tempoOP*, *Origem* e *Fim*, representam, respectivamente, o número do trem, o horário, o tempo de operação, o destacamento início e o destacamento fim. Essas variáveis são obtidas a partir de cada instância.

Figura 13: Estrutura Trem

```
Trem{  
    int id;  
    float horario;  
    float tempoOP;  
    int origem;  
    int fim;  
};
```

Fonte: Próprio autor.

A estrutura *Maquinista* apresenta as variáveis referentes a cada um dos maquinistas disponíveis para atender todos os trens e é composta por 8 variáveis. As variáveis *destAtual*, *custoMaq*, *custoHoraExtra* são, respectivamente, o destacamento atual onde se encontra o maquinista, o custo do maquinista e o custo de cada hora extra do maquinista, esses dados são obtidos através de cada instância. Já as variáveis *escalaAtual*, *numFolgas* e *contEscalas*, ajudam na lógica do algoritmo e são utilizadas para controle da escala em que o maquinista se encontra atualmente, o número de folgas que o maquinista já teve e a quantidade de escalas já realizadas para saber quando deverá ocorrer a folga, respectivamente. O vetor *escalaInicio[k]* e *escalaFim[k]* mostram, respectivamente, o horário de início e fim de cada uma das escalas realizadas pelos maquinistas.

Figura 14: Estrutura Maquinista

```

Maquinista{
    float escalaInicio[k];           k varia de 1 a numEscala
    float escalaFim[k];             k varia de 1 a numEscala
    int destAtual;
    int contEscalas;
    int escalaAtual;
    float custoMaq;
    float custoHoraExtra;
    int numFolgas;
};

```

Fonte: Próprio autor.

A estrutura *MaquinistaVirtual* corresponde a uma estratégia criada para a resolução específica do problema tratado por esta dissertação. A estrutura é composta por duas variáveis que ajudam na lógica para busca de novas soluções pela SA. A variável *custoMaqVirtual* corresponde ao valor utilizado para o custo dessa figura chamada de maquinista virtual, que será explicada no subcapítulo seguinte. O valor definido para esta variável foi de 100.000, enquanto a variável *escalasVirtual* determina quantas escalas desse maquinista virtual foram utilizadas, ou seja, quantos trens o maquinista virtual atendeu.

Figura 15: Estrutura Maquinista Virtual

```

Maquinista Virtual{
    float custoMaqVirtual;
    int escalasVirtual;
};

```

Fonte: Próprio autor.

A estrutura *Solucao* contém as duas variáveis que são responsáveis por apresentar a forma como a solução se encontra ao final de cada iteração e, conseqüentemente, ao final da execução da meta-heurística. Entretanto, para a lógica da meta-heurística baseada em SA, são criadas três variáveis do tipo *Solucao*, sendo elas: *Sn* (Solução Vizinha), *Sc* (Solução Atual) e *Sb* (Solução Best). A matriz *matriz[i][j]* é a variável

onde é alocado cada trem (*id*) para um respectivo maquinista na sua respectiva escala. Já a matriz *matriz_HoraExtra[i][k]* é a variável onde é alocada a quantidade de horas extras utilizadas em cada por cada maquinista em cada uma de suas escalas. Ambas variáveis são utilizadas para o cálculo da *FO* (Função Objetivo).

Figura 16: Estrutura Solução

```
Solucao{
  int matriz[i][k];           i varia de 1 a numMaq + 1 e k varia de 1 a numEscala
  float matriz_HoraExtra[i][k]; i varia de 1 a numMaq + 1 e k varia de 1 a numEscala
  float FO;
};
```

Fonte: Próprio autor.

4.2 Visão Geral da Meta-heurística Proposta

Este subcapítulo apresenta a visão geral da meta-heurística proposta com seu respectivo pseudocódigo.

Primeiramente precisa-se definir algumas particularidades do problema tratado por Mazioli (2019). Os maquinistas só são designados para trabalhar em um trecho determinado, ou seja, dois destacamentos que pode atender. A viagem completa de um trem é dividida em várias viagens, ou seja, viagens entre destacamentos. Os trens são caracterizados com seu destacamento de origem e o de destino, além do seu horário e tempo de operação. Para um maquinista ser alocado a um trem, ambos devem estar no mesmo local de início da viagem, assim como o trem deve estar destinado para viajar no mesmo trecho que o maquinista trabalha. À medida que os maquinistas atendem os trens, é atribuído o mesmo destino do trem ao maquinista, possibilitando identificar o novo local que o maquinista se encontra para prosseguir a programação.

Ao final de cada escala os maquinistas possuem uma folga ou descanso e, ao seu término, retornam para o destacamento e podem iniciar a escala seguinte. Podem existir maquinistas que não são designados para atender nenhum trem na escala, entretanto, nenhum trem pode deixar de ser atendido.

Inicialmente, os parâmetros do algoritmo são inicializados com valores pré-determinados pela função *InputParametros* e, então, acontece a leitura da instância pela função *LeituraDados*.

Figura 17: Pseudocódigo da rotina da meta-heurística proposta

```

1  InputParametros ( $\alpha$ , IterMax,  $T_i$ ,  $T_f$ , NrMax)
2  Sn = InitialSolution
3  Sn.FO = CalcularFO(Sn)
4  CopiarSolucao (Sn, Sc)
5  CopiarSolucao (Sn, Sb)
6  Nr = 0
7   $T = T_i$ 
8  WHILE (Nr < NrMax)
9    WHILE ( $T > T_f$ )
10     Iter = 1
11     WHILE (Iter < IterMax)
12       Random = rand (0 – 4)
13       Movimento(Random)
14       Sn.FO = CalcularFO(Sn)
15       IF (Sn.OF < Sc.OF)
16         CopiarSolucao (Sn, Sc)
17         IF (Sn.OF < Sb.OF)
18           CopiarSolucao (Sn, Sb)
19         ENDIF
20       ENDIF
21     ELSE
22        $\Delta = Sc.OF - Sn.OF$ 
23        $\Psi = rand(0 - 1)/100$ 
24       IF ( $\Psi < e^{-\Delta/T}$ )
25         CopiarSolucao (Sn, Sc)
26       ENDIF
27     ENDELSE
28     Iter = Iter + 1
29   ENDWHILE
30    $T = T * \alpha$ 
31 ENDWHILE
32 Nr = Nr + 1
33  $T = T_i / e^{\log(\frac{T_i}{100}) / (NrMax - Nr + 1)}$ 
34  $T_i = T$ 
35 ENDWHILE

```

Fonte: Próprio do Autor.

Inicialmente, a função *InitialSolution* tenta atribuir a cada trem em circulação um determinado maquinista que possa atendê-lo. Isso é feito tentando-se alocar trem a trem a cada um dos maquinistas, de modo que, exige-se que: 1) o maquinista esteja no mesmo destacamento de origem de onde o trem partirá, 2) o maquinista possa atender o destacamento fim do trem a ser atendido, 3) o maquinista deve já se encontrar com sua escala começada, pois o trem não permite atrasos, 4) o tempo máximo no trem e o tempo limite de escala também precisam ser respeitados, para que o trem possa ser atendido pelo maquinista. Caso pelo menos um dos critérios não seja respeitado, o trem não pode ser atendido por este maquinista e tenta-se alocar no próximo. Esse processo ocorre de maneira sucessiva para cada trem, caso ocorra de um determinado trem não conseguir ser alocado a algum maquinista, devido à configuração inicial da primeira solução, então esse trem será alocado ao maquinista virtual.

O maquinista virtual representa um maquinista inexistente na realidade, este foi criado com o intuito de ajudar na busca por uma solução inicial e para facilitar os movimentos em busca de novas soluções, uma vez que as características do problema tratado restringem muito a realização dos movimentos. É importante ressaltar que este maquinista virtual não possui um destacamento atual, podendo estar em todos os destacamentos a qualquer horário, pode também atender todos os destacamentos destinos dos trens, não possui tempo de descanso ou folga entre escalas e, além disso, não tem número máximo escalas que pode realizar. Desta maneira, consegue-se sempre criar uma primeira solução e, a partir dela, torna-se possível criar novas soluções vizinhas.

Vale ressaltar que, com a utilização de um maquinista virtual, ou seja, um maquinista que não existe de fato, a solução que o utiliza passa a ser uma solução não factível, sendo assim, foi utilizado um método de penalização da função objetivo que se deseja minimizar. Caso o maquinista virtual seja utilizado, uma parcela a mais é somada na equação de cálculo da função objetivo. Essa parcela é o custo do próprio maquinista virtual que será proporcional ao número de trens que o mesmo atende, ou seja, quanto mais trens atendidos por ele, maior é essa parcela adicional e, como se trata de um problema de minimização, pior se torna a função objetivo. Essa estratégia foi adotada para que houvesse um incentivo para que a meta-heurística proposta retirasse cada vez mais trens das escalas do maquinista virtual, de modo que, uma solução com

menos trens sendo atendidos por este maquinista virtual é uma solução melhor, mesmo não sendo factível.

Uma vez encontrada uma solução inicial, factível ou não, a SA dá início aos *loops* que tentaram gerar uma nova solução a cada iteração por meio do sorteio dos movimentos criados para a meta-heurística proposta. Para isso, a variável *Random* pode assumir os valores de 1 a 3, de forma aleatória, chamando para cada um dos valores uma determinada função responsável pelo movimento, que por sua vez tentará encontrar uma nova solução.

O primeiro movimento implementado, a função *M1*, tem a função de tentar realocar um trem entre diferentes escalas de diferentes maquinistas. Uma vez escolhido o movimento *M1*, é feita uma verificação dos maquinistas que podem ser sorteados para que se tente realizar o movimento, incluso o maquinista virtual, já que para que o movimento possa pelo menos tentar ser realizado, é necessário que o primeiro maquinista sorteado tenha pelo menos um trem em alguma de suas escalas. Isso foi feito para que diminuísse a possibilidade de se ter movimentos rejeitados logo de início.

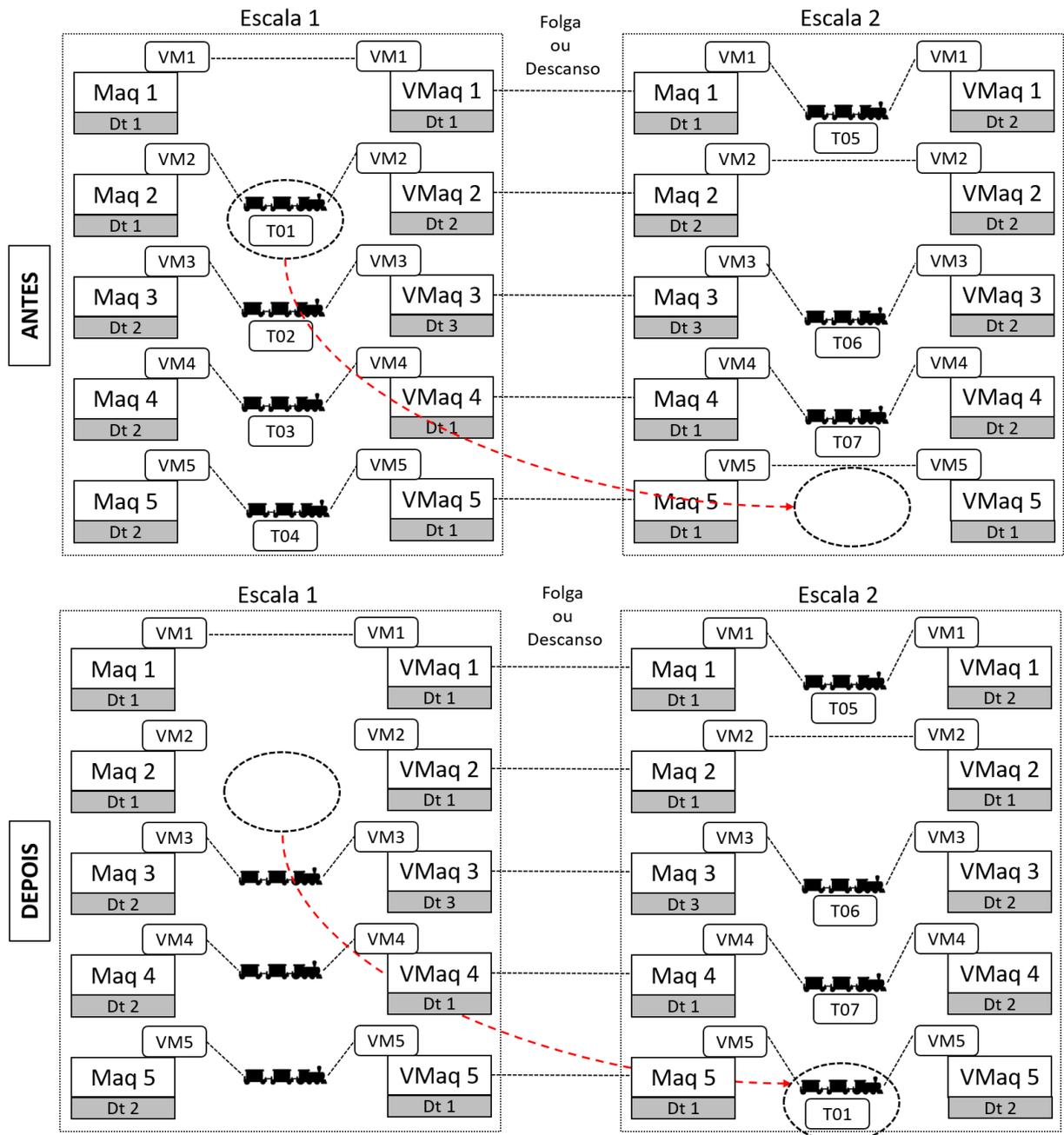
Feita a verificação, então, sorteia-se um dos trens que são atendidos pelo primeiro maquinista sorteado e depois escolhe-se, de maneira aleatória, uma outra escala de um segundo maquinista na qual tentará atender ao trem sorteado anteriormente. Para que este trem possa ser atendido, todas as restrições citadas na criação da solução inicial também precisam ser atendidas, caso não sejam satisfeitas, o movimento era perdido.

Caso essas restrições sejam atendidas, passa-se a verificar se os trens atendidos nas escalas subsequentes àquela de onde o trem foi retirado e os trens atendidos nas escalas subsequentes àquela para onde o trem foi realocado, continuam tendo suas restrições para seu atendimento sendo satisfeitas.

Verificou-se que, na grande maioria dos casos, ao se retirar um trem de uma determinada escala de um maquinista, tornavam as demais escalas subsequentes do maquinista impossíveis de serem realizadas. Para solucionar este problema, passou-se a realocar os trens, que estavam nas escalas subsequentes àquela de onde o trem foi retirado e realocado, no maquinista virtual. Esta solução ajudou que o SA tivesse menos movimentos perdidos.

Um exemplo do movimento *M1* é mostrado na Figura 18. Neste caso, inicialmente o trem 01 está sendo atendido pelo maquinista 2, na escala 1, saindo do destacamento 1 com destino para o destacamento 2. O movimento *M1* então é realizado e realoca, de forma aleatória, o maquinista 5, na escala 2, para o trem 01.

Figura 18: Movimento M1



Legenda: Maq – Maquinista; VM – Veículo Maquinista; VMAq – Maquinista Virtual; Dt – Destacamento; T – Trem

Fonte: Próprio Autor.

O segundo movimento implementado, a função *M2*, tem a função de tentar realizar a troca entre dois trens de duas diferentes escalas de dois maquinistas. Uma vez escolhido o movimento *M2*, é feita uma verificação dos maquinistas que podem ser sorteados para que se tente realizar o movimento, incluso o maquinista virtual, já que para que o movimento possa pelo menos tentar ser realizado, é necessário que tanto o primeiro maquinista sorteado, como o segundo tenham pelo menos um trem em alguma de suas escalas. Isso foi feito para que diminuísse a possibilidade de se ter movimentos rejeitados logo de início.

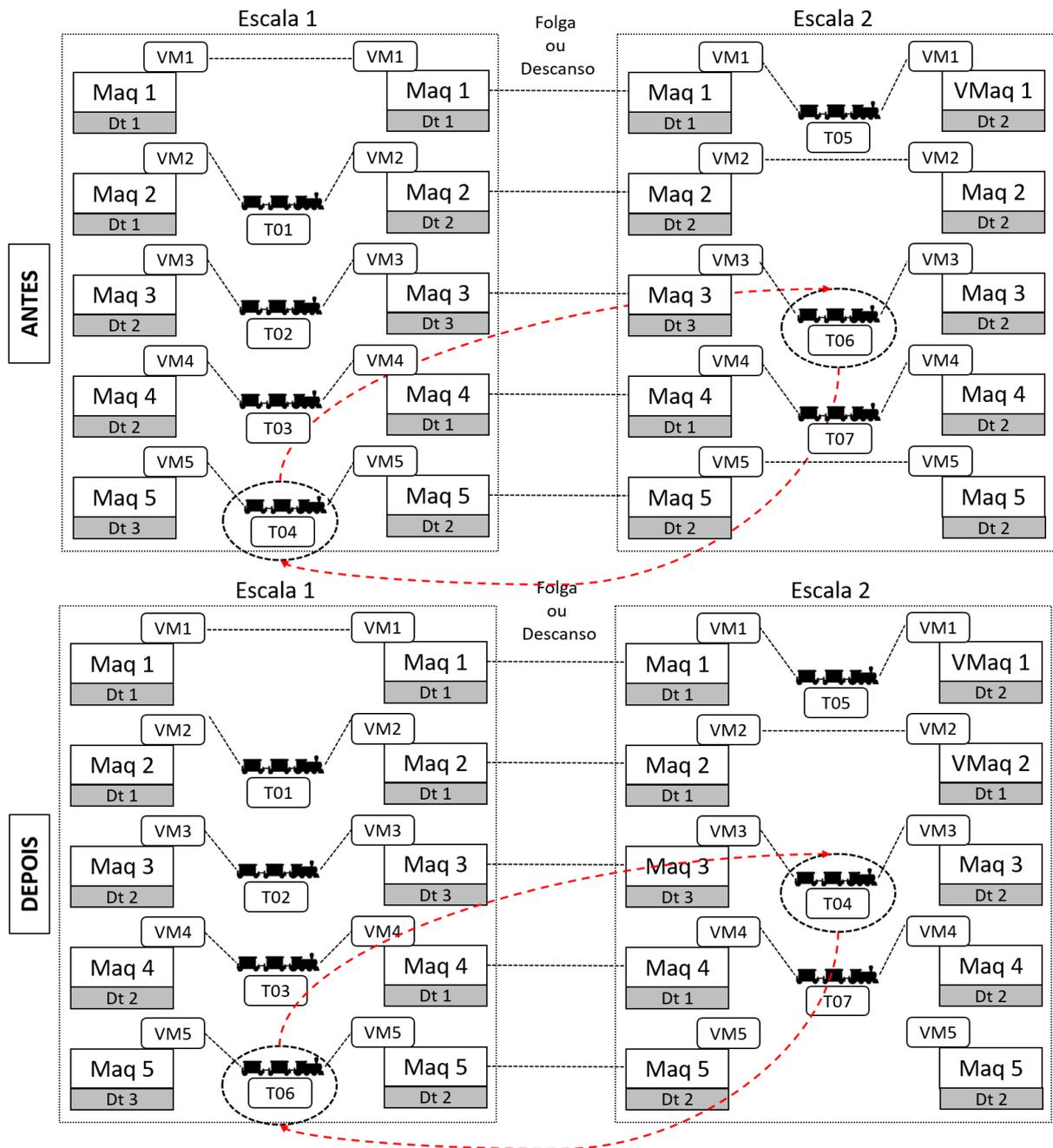
Feita a verificação, então, sorteia-se um dos trens que são atendidos pelo primeiro maquinista sorteado e depois escolhe-se, também de maneira aleatória, um outro trem, de uma outra escala de um segundo maquinista, para que os trens tentem ser trocados e, assim, atendidos pelo novo maquinista designado na escala sorteada. Para que estes trens possam ser atendidos, todas as restrições citadas na criação da solução inicial também precisam ser atendidas, caso não sejam satisfeitas, o movimento era perdido.

Caso essas restrições sejam atendidas, passa-se a verificar se os trens atendidos nas escalas subsequentes àquelas de onde os trens foram trocados, continuam tendo suas restrições para seu atendimento sendo satisfeitas.

Análogo ao movimento *M1*, verificou-se que, em muitos casos, ao se trocar os trens entre escalas de dois diferentes maquinistas, tornavam as demais escalas subsequentes dos maquinistas impossíveis de serem realizadas. Para solucionar este problema, passou-se a realocar os trens, que estavam nas escalas subsequentes àquelas de onde os trens foram trocados, no maquinista virtual. Esta solução ajudou que o SA tivesse menos movimentos perdidos.

Um exemplo do movimento *M2* é mostrado na Figura 19. Neste caso, inicialmente o trem 04 está sendo atendido pelo maquinista 5, na escala 1, saindo do destacamento 3 com destino ao destacamento 2, enquanto o trem 06 está sendo atendido pelo maquinista 3, na escala 2, saindo do destacamento 3 com destino ao destacamento 2. O movimento *M2* então é realizado e troca, de forma aleatória, os maquinistas entre si, de modo que então o maquinista 5, na escala 1, passa a atender o trem 06, enquanto o maquinista 3, na escala 2, passa a atender o trem 04.

Figura 19: Movimento M2



Legenda: Maq – Maquinista; VM – Veículo Maquinista; Dt – Destacamento; T – Trem

Fonte: Próprio Autor.

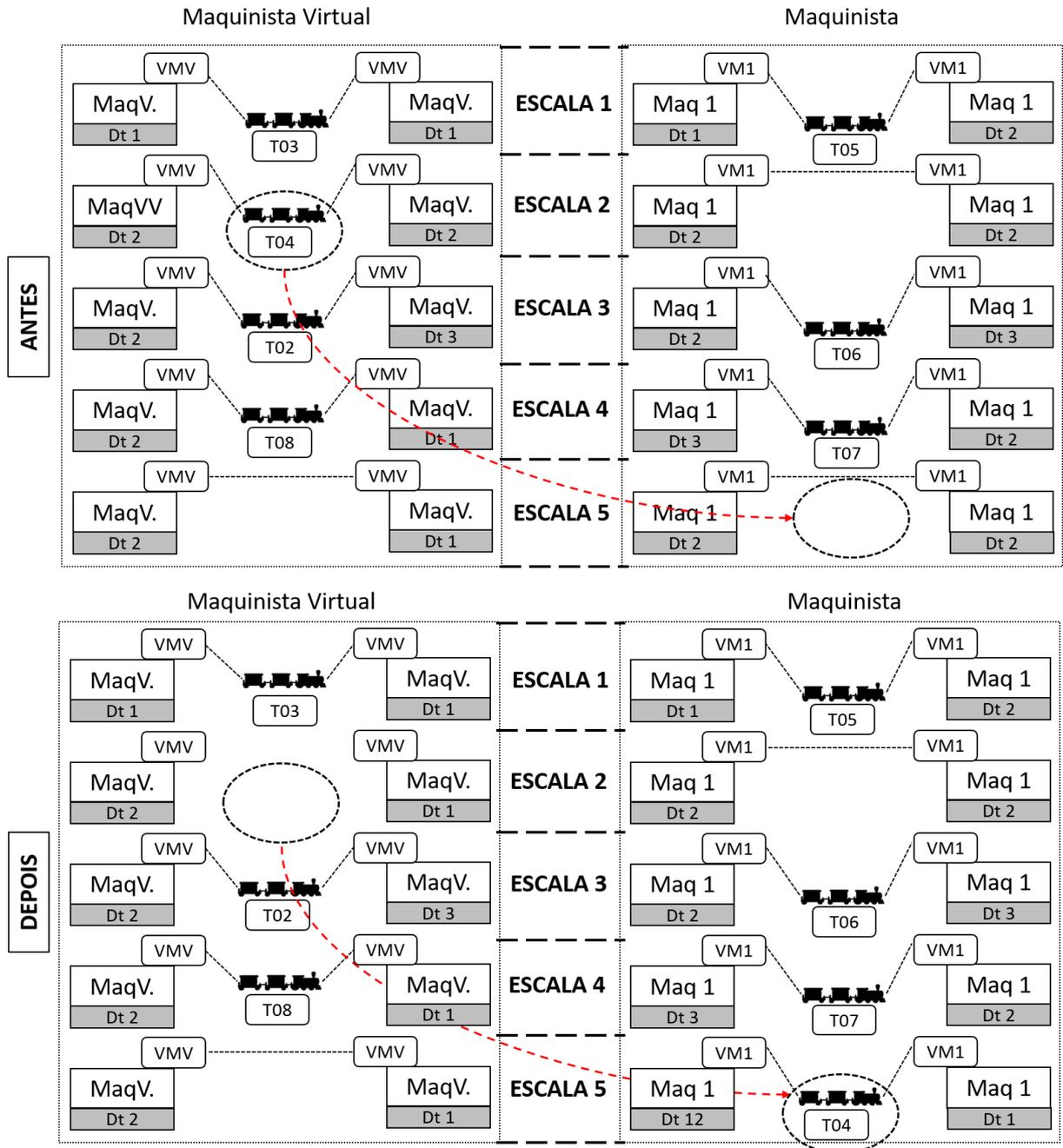
O terceiro movimento implementado, a função *M3*, tem a função de tentar realocar um trem do maquinista virtual em uma escala de algum maquinista. Este movimento surgiu da necessidade, que se percebeu, de aumentar a chance de retirar do maquinista virtual os trens por ele atendidos, já que enquanto houvesse trens atendidos por ele, a solução encontrada não seria factível. Uma vez escolhido o

movimento $M3$, sorteia-se um dos trens atendidos pelo maquinista virtual e, então, é feita uma verificação dos maquinistas que podem ser sorteados para que se tente realizar o movimento, já que para que este trem possa ser atendido, todas as restrições citadas na criação da solução inicial também precisam ser atendidas, caso não sejam satisfeitas, o movimento era perdido. Isso foi feito para que diminuísse a possibilidade de se ter movimentos rejeitados logo de início.

Diferentemente dos movimentos $M1$ e $M2$, no movimento $M3$ não se tem a necessidade de se verificar se as escalas subsequentes àquela do trem sorteado do maquinista virtual continuam sendo possíveis, uma vez que o maquinista virtual não apresenta restrições de atendimento. Entretanto, faz-se necessário a verificação das restrições das escalas subsequentes àquela escolhida aleatoriamente para realocar o trem. Caso as restrições não sejam satisfeitas, a solução aplicada é a mesma dos demais movimentos, os trens das escalas subsequentes àquela sorteada para realocação passam a ser atendidos pelo maquinista virtual.

Um exemplo do movimento $M3$ é mostrado na Figura 20. Neste caso, inicialmente o trem 04 está sendo atendido pelo maquinista virtual, na escala 2, saindo do destacamento 2 com destino para o próprio destacamento 2. O movimento $M3$ então é realizado e realoca, de forma aleatória, o maquinista 1, na escala 5, para o trem 04.

Figura 20: Movimento M3



Legenda: Maq – Maquinista; VM – Veículo Maquinista; MaqV – Maquinista Virtual; VMV – Veículo Maquinista Virtual; Dt – Destacamento; T – Trem

Fonte: Próprio Autor.

Após encontrar uma solução vizinha (S_n) utilizando um dos três movimentos, a SA calcula a função objetivo ($S_n.OF$), e a compara com a função objetivo atual ($S_c.OF$). Se a função objetivo vizinha é melhor que a função objetivo atual, a SA faz com que

a solução atual (S_c) passe a ser igual a solução vizinha (S_n). Senão, a SA escolhe randomicamente um valor entre zero e um para a variável Ψ , e a compara com o valor gerado pela fórmula $e^{-\Delta/T}$, se Ψ é menor que o valor obtido pela fórmula, a SA faz com que a solução atual (S_c) seja igual a solução vizinha (S_n), mesmo que a solução vizinha seja de piora. Tal procedimento é adotado visando evitar um máximo local. A cada movimento que se tenta realizar o número total de iterações é incrementado em um e, após todas as iterações numa mesma temperatura, a atual temperatura é decrescida pelo coeficiente de resfriamento (α). Esse processo segue até que a temperatura atual seja menor que a temperatura de congelamento. É possível aplicar um reaquecimento a fim de se obter uma solução melhor após o término da fase de resfriamento da SA, subindo a temperatura atual para que se comece a resfriar novamente.

5 RESULTADO E ANÁLISES

Esse capítulo apresenta a calibração feita para os parâmetros da meta-heurística proposta e os resultados obtidos e comparados com os resultados encontrados por Mazioli (2019).

5.1 Calibração de Parâmetros

Os parâmetros calibrados para a meta-heurística proposta foram: o coeficiente de resfriamento (α), a temperatura inicial (T_i), a temperatura de congelamento (T_f) e o número máximo de iterações por decaimento de temperatura ($IterMax$).

Primeiramente, tendo-se em vista a equação exponencial que determina o número de iterações totais realizadas pela meta-heurística proposta, escolheu-se fixar o valor de T_f e variar os demais parâmetros. Pode-se perceber que a variável que mais impactava no número total de iterações era α , já que o cálculo do número de iterações seguia a seguinte equação exponencial:

$$IterTotal = IterMax \times \left[\frac{\ln\left(\frac{T_f}{T_i}\right)}{\ln(\alpha)} \right]$$

A Tabela 3 mostra as combinações de parâmetros que foram testadas a fim de se verificar quais seriam as mais apropriadas para as instâncias avaliadas nessa dissertação. Para isso foram escolhidas três instâncias para que fossem utilizadas como base para a calibração dos parâmetros já citados, sendo elas as instâncias 6, 13 e 17.

Tabela 3: Combinação de Parâmetros

Parâmetros	Combinação 1	Combinação 2	Combinação 3	Combinação 4
α	0.98	0.99	0.99	0.999
$IterMax$	10,000.00	10,000.00	50,000.00	50,000.00
T_i	100,000.00	100,000.00	200,000.00	200,000.00
T_f	0.01	0.01	0.01	0.01
Total Iterações	7,978,185.99	16,037,370.18	83,635,229.09	840,141,790.42

Fonte: Próprio Autor.

A seguir encontra-se os resultados obtidos com a execução de cada uma das instâncias utilizadas para calibração dos parâmetros. Essas instâncias foram executadas dez vezes e foram observados o número médio de movimentos que foram perdidos durante a execução da meta-heurística proposta, juntamente com o percentual que esses movimentos perdidos representavam da quantidade total de iterações. Além disso, observou-se o tempo de execução médio e a diferença média percentual da função objetivo encontrada em relação ao valor da função objetivo encontrada para a mesma instância por Mazioli (2019).

Tabela 4: Calibração Instância 6

Combinações Testadas	Nº de Movimentos perdidos (Un.)	% de Movimentos perdidos (%)	Tempo de Execução Médio (s)	Diferença Média FO (%)
1	3,851,917.00	48.28	23.43	0.33
2	11,263,818.00	70.23	38.11	0.00
3	78,723,879.00	94.13	55.51	0.00
4	835,087,191.00	99.40	278.07	0.00

Fonte: Próprio Autor.

Para a instância 6 (Tabela 4) pode-se observar que com a combinação 1 de parâmetros a SA não conseguia encontrar o valor ótimo encontrado pelo modelo matemático proposto em Mazioli (2019). Entretanto, ao utilizar a combinação 2 de parâmetros, que incrementava um pouco o valor de α , a SA passou a sempre encontrar o valor ótimo para essa instância. De modo que, ao aumentar ainda mais os parâmetros nas combinações 3 e 4, tornava-se desnecessário uma vez que isso só faria aumentar o tempo de execução e o número de movimentos perdidos.

Tabela 5: Calibração Instância 13

Combinações Testadas	Nº de Movimentos perdidos (Un.)	% de Movimentos perdidos (%)	Tempo de Execução Médio (s)	Diferença Média FO (%)
1	1,114,782.00	13.97	438.22	285.57
2	3,457,112.00	21.56	768.33	9.59
3	65,179,015.00	77.93	1678.19	0.00
4	818,877,322.00	97.47	2561.02	0.00

Fonte: Próprio Autor.

Já para a instância 13 (Tabela 5), pode-se observar que ao utilizar-se da combinação 1 de parâmetros, a solução encontrada estava muito longe da solução ótima encontrada pelo modelo de Mazioli (2019). Além disso, nesse caso, as soluções encontradas sequer eram factíveis, uma vez que utilizavam em sua solução final trens sendo atendidos pelo maquinista virtual e, por isso, a diferença percentual tão grande apresentada, já que utilizar o maquinista virtual acarretava em uma penalização muito grande para a função objetivo.

Ao se utilizar os parâmetros determinados na combinação 2, a SA passou a encontrar soluções factíveis, entretanto ainda não conseguia atingir o mesmo valor da função objetivo encontrada em Mazioli (2019). Porém, ao utilizar a combinação 3 de parâmetros, a meta-heurística proposta conseguiu atingir em todas as execuções o valor ótimo, de modo que se torna desnecessário a utilização da combinação 4, já que esta só aumentaria o tempo de execução médio sem gerar uma melhora na função objetivo.

Tabela 6: Calibração Instância 17

Combinações Testadas	Nº de Movimentos perdidos (Un.)	% de Movimentos perdidos (%)	Tempo de Execução Médio (s)	Diferença Média FO (%)
1	812,741.00	10.19	798.21	601.23
2	1,782,622.00	11.12	1914.78	414.20
3	52,582,552.00	62.87	2844.74	287.04
4	751,685,555.00	89.47	6454.09	2.16

Fonte: Próprio Autor.

Na instância 17 (Tabela 6), pode-se observar que, utilizando as combinações 1, 2 e 3 de parâmetros, apesar de haver uma melhora no valor médio da função objetivo ao

se incrementar os parâmetros, não foi possível encontrar nenhuma solução factível para a instância. Para isso, foi criada a combinação 4 de parâmetros que aumentava significativamente o número de iterações totais realizadas na execução da SA, ao custo de ter um aumento do tempo de execução médio. A utilização dessa combinação conseguiu fazer com que a SA chegasse a soluções factíveis próximas ao valor ótimo da função objetivo encontrado por Mazioli (2019).

Ao avaliar a eficiência de cada combinação de parâmetros utilizados nos testes para calibração e, tomando como base as características das instâncias tratadas por Mazioli (2019) e os resultados encontrados por ele para cada uma delas, então ficou determinado que: as instâncias de 1 a 5 seriam executadas com a combinação 1 de parâmetros, as instâncias de 6 a 11 utilizariam a combinação 2 para serem executadas, as instâncias 12 a 15 utilizariam a combinação 3 para serem executadas e, por fim, as instâncias 16, 17 e 18 seriam executadas utilizando a combinação 4.

5.2 Resultados e Análises

De acordo com Mazioli (2019), o modelo matemático foi resolvido com o solver *IBM ILOG CPLEX Optimization Studio* 12.8 em computador com dois processadores Intel® Xeon® Silver 4116 CPU@ 2.10GHz + 2.10GHz com 128 GB de memória RAM. Já a meta-heurística proposta foi desenvolvida em linguagem C e executada em computador Intel® i5 com 8 GB de memória RAM. Para obter-se os resultados da meta-heurística, cada instância foi executada 10 vezes, possibilitando a verificação de sua estabilidade de partir da diferença entre os 10 resultados gerados.

A Tabela 7 exibe os resultados gerados pela meta-heurística proposta e pelo CPLEX para cada instância indicada na coluna *Instância*. As colunas de 2 a 6 contêm as informações do desempenho do CPLEX. *FO* exibe a função objetivo encontrada pelo modelo em Reais (R\$); *LB* e *UB* são, respectivamente, *Lower Bound* e *Upper Bound* da solução e não são exibidos quando o CPLEX encontra a solução ótima, pois são iguais à própria *FO*. A coluna *GAP* é maior que 0 quando o modelo não encontra o ótimo, sendo calculado como $(UB - LB)/UB$; *Tempo Exec. (s)*, coluna 6, mostra o tempo que o CPLEX levou para encontrar a solução ótima. As colunas de 7 a 11 contêm informações sobre o desempenho da meta-heurística proposta. *FO Média*, dada em Reais (R\$), é a média da função objetivo das 10 execuções da instância;

Desv. Pad. Rel. FO indica o desvio padrão relativo da função objetivo, calculado como a divisão do desvio padrão da FO pela média. A coluna *Melhor FO* apresenta o menor valor encontrado para a função objetivo nas 10 execuções; *Tempo Exec. (s)* mostra a quantidade de tempo média que o algoritmo levou para toda a execução, e *Tempo p/Melhor (s)*, a quantidade de tempo que levou para achar a melhor solução. As colunas 12 e 13 mostram comparações entre os resultados da meta-heurística proposta e do CPLEX. *Dif. FO* é a diferença percentual média entre as funções objetivo, calculado como: a diferença entre a FO Média da meta-heurística e a FO do CPLEX, dividida pela FO do CPLEX. Portanto, quando o valor é positivo, o CPLEX teve melhor desempenho, caso contrário, a meta-heurística foi melhor, caso seja igual a zero ambas chegaram ao mesmo resultado. O mesmo raciocínio se aplica à *Dif. Tempo Exec.*, que indica a diferença percentual entre o tempo de execução da meta-heurística e do CPLEX

Tabela 7: Resultados Função Objetivo - SA x CPLEX

Instância	CPLEX					Simulated Annealing					Diferença	
	FO (R\$)	LB	UP	GAP	Tempo Exec. (s)	FO Média (R\$)	Desv. Pad. Rel. FO	Melhor FO (R\$)	Tempo Exec. (s)	Tempo p/ Melhor (s)	Dif. FO	Dif. Tempo Exec.
1	15.800,00	15.800,00	15.800,00	0,00%	7,99	15.800,00	0,00%	15.800,00	3,31	1,98	0,00%	-58,57%
2	18.800,00	18.800,00	18.800,00	0,00%	9,52	18.800,00	0,00%	18.800,00	3,58	1,64	0,00%	-62,39%
3	36.100,00	36.100,00	36.100,00	0,00%	36,89	36.100,00	0,00%	36.100,00	7,69	2,88	0,00%	-79,15%
4	45.700,00	45.700,00	45.700,00	0,00%	515,83	45.700,00	0,00%	45.700,00	13,54	4,11	0,00%	-97,38%
5	90.000,00	90.000,00	90.000,00	0,00%	429,14	90.000,00	0,00%	90.000,00	12,77	6,14	0,00%	-97,02%
6	90.000,00	90.000,00	90.000,00	0,00%	132.479,25	90.000,00	0,00%	90.000,00	38,11	22,44	0,00%	-99,97%
7	94.100,00	94.100,00	94.100,00	0,00%	41.909,66	94.100,00	0,00%	94.100,00	21,22	18,63	0,00%	-99,95%
8	90.200,00	90.200,00	90.200,00	0,00%	24.011,13	90.200,00	0,00%	90.200,00	26,01	21,84	0,00%	-99,89%
9	90.000,00	90.000,00	90.000,00	0,00%	32.507,48	90.000,00	0,00%	90.000,00	29,79	20,03	0,00%	-99,91%
10	97.000,00	97.000,00	97.000,00	0,00%	30.969,07	97.000,00	0,00%	97.000,00	22,39	16,54	0,00%	-99,93%
11	90.200,00	90.200,00	90.200,00	0,00%	20.470,87	90.200,00	0,00%	90.200,00	20,88	13,67	0,00%	-99,90%
12	90.000,00	90.000,00	90.000,00	0,00%	175.970,38	90.000,00	0,00%	90.000,00	2714,2	1988,36	0,00%	-98,46%
13	97.000,00	97.000,00	97.000,00	0,00%	205.390,97	97.000,00	0,00%	97.000,00	2561,02	2117,26	0,00%	-98,75%
14	90.200,00	90.200,00	90.200,00	0,00%	20.534,51	90.200,00	0,00%	90.200,00	2069,33	1147,84	0,00%	-89,92%
15	90.000,00	90.000,00	90.000,00	0,00%	21.940,50	90.000,00	0,00%	90.000,00	1862,46	997,16	0,00%	-91,51%
16	139.800,00	139.800,00	139.800,00	0,00%	218.798,95	142.350,00	0,15%	142.100,00	5983,63	5071,1	1,82%	-97,27%
17	162.000,00	162.000,00	162.000,00	0,00%	335.934,89	165.500,00	0,36%	165.000,00	6459,09	6030,19	2,16%	-98,08%
18	-	-	-	-	471.864,00	17.835.550,00	2,25%	17.171.300,00	9132,54	8865,75	-	-98,12%

Fonte: Próprio Autor.

Analisando os resultados, observa-se que a meta-heurística é bastante estável, já que o desvio padrão relativo médio foi zero em quase todas as instâncias, exceto as maiores, instâncias 16, 17 e 18, que variou entre 0,15% e 2,25%. Já em relação a função objetivo, a meta-heurística proposta também demonstrou bom desempenho, já que em 15 instâncias (Instâncias de 1 a 15) obteve 10 soluções ótimas, deste modo, resultando em diferença percentual média de FO igual a zero.

Nas instâncias 16 e 17, o modelo matemático de Mazioli (2019) conseguiu também encontrar soluções ótimas, entretanto o algoritmo proposto, nesses dois cenários, não conseguiu atingir a solução ótima em nenhuma das 10 execuções, encontrando uma diferença percentual média de FO de 1,82% e 2,16%, respectivamente. Entretanto, esses valores absolutos representam R\$2.550,00 e R\$3.500,00 a mais gastos, em média, nas soluções encontradas pela meta-heurística, o que não é um valor alto.

Já na instância 18, o modelo matemático de Mazioli (2019) sequer conseguiu criar o arquivo *LP* necessário para execução do modelo, portanto não obteve nenhuma solução e nem mesmo *Lower Bound* e *Upper Bound*. O algoritmo, por sua vez, também não conseguiu encontrar nenhuma solução factível para essa instância, uma vez que utilizou o maquinista virtual em sua solução final. Isso foi mais abordado logo a frente na sequência deste subcapítulo.

Em relação ao tempo de execução das Instâncias, a execução da meta-heurística proposta é consideravelmente mais rápida que o CPLEX. Para a menor instância tratada, a Instância 1, a meta-heurística foi 58,57% mais rápida que o CPLEX, sendo que em 14 das 18 instâncias testadas, a diferença percentual foi acima de 90%.

Para as primeiras instâncias, (Instâncias de 1 a 5), cujo tempo de execução pelo CPLEX foi em apenas alguns poucos minutos ou segundos, essa diferença percentual não é tão relevante. Entretanto, quando se observa o tempo de execução para as demais instâncias, que levaram entre um pouco mais de 5 horas, para a Instância 11, a quase 4 dias, para a Instância 17, essa diferença percentual passa a ser fundamental para que a meta-heurística possa demonstrar sua relevância e eficiência em relação ao modelo de Mazioli (2019).

A Tabela 8 mostra os resultados obtidos a partir do modelo matemático e pela meta-heurística proposta, em termos de número de maquinistas utilizados e horas extras pagas para a melhor solução encontrada.

As colunas 2 e 3 contêm as informações referentes ao modelo matemático de Mazioli (2019). *Maq. Utilizados* exibe o número de maquinistas que foram utilizados para chegar ao valor ótimo da função objetivo mostrada na tabela anterior. *Horas Extras* exibe a quantidade de horas extras que foram pagas na solução ótima encontrada pelo modelo matemático.

As colunas 3, 4 e 5 contêm as informações referentes a meta-heurística proposta. *Maq. Utilizados* também representa a quantidade de maquinistas que foram utilizados na construção da melhor solução encontrada, que por sua vez gerou a melhor função objetivo da tabela anterior. *Trens Atendidos por Maq. Virtual* representa o número de trens que foram atendidos pelo maquinista virtual na melhor solução encontrada, de modo que, caso o valor dessa coluna para alguma instância seja diferente de 0, isso significa que a solução não foi factível, devido a definição que foi apresentada no capítulo anterior a cerca de Maquinista Virtual. *Horas Extras* também representa a quantidade de horas extras pagas aos maquinistas que compuseram a melhor solução encontrada, e que gerou a melhor função objetivo na tabela anterior.

Tabela 8: Resultados Maquinistas e Horas Extras - SA x CLEX

Instância	CPLEX		<i>Simulated Annealing</i>		
	Maq. Utilizados (Un.)	Horas Extras (h)	Maq. Utilizados (Un.)	Trens atendidos por Maq. Virtual (Un.)	Horas Extras (h)
1	5	8	5	0	8
2	6	8	6	0	6
3	12	1	12	0	12
4	15	7	15	0	15
5	30	0	30	0	30
6	30	0	30	0	30
7	31	11	31	0	31
8	30	2	30	0	30
9	30	0	30	0	30
10	32	10	32	0	32
11	30	2	30	0	30
12	30	0	30	0	30
13	32	10	32	0	32
14	30	2	30	0	30
15	30	0	30	0	30
16	46	18	47	0	11
17	54	0	55	0	0
18	-	-	56	170	33

Fonte: Próprio Autor.

Como pode-se observar, para as instâncias de 1 a 15, como a meta-heurística proposta conseguiu atingir o mesmo valor de FO que o modelo matemático proposto por Mazioli (2019), então os valores de número de maquinistas utilizados e horas extras pagas são os mesmos, e como consequência o número de trens atendidos pelo maquinista virtual foi igual a 0.

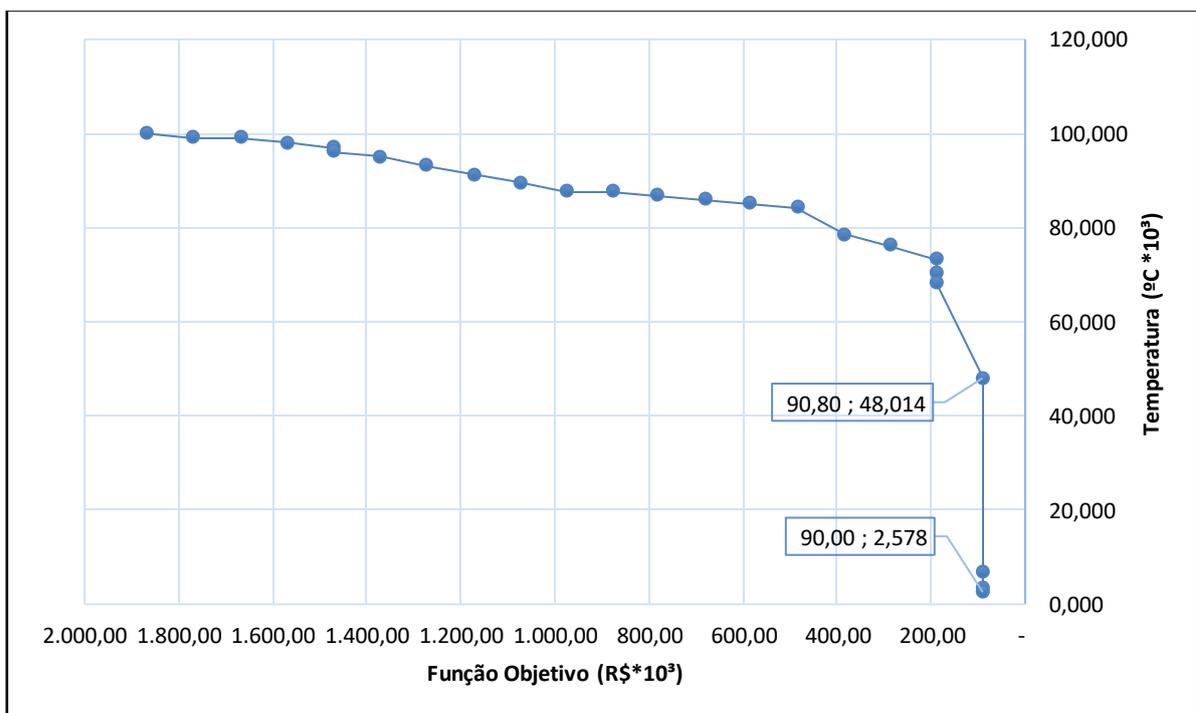
Na Instância 16, a SA apresentou, na sua melhor solução, um maquinista a mais sendo utilizado em relação ao modelo matemático, sendo 47 e 46 maquinistas respectivamente. Já para o número de horas extras pagas, a SA gerou um número de horas extras menor que o encontrado por Mazioli (2019), sendo 11 e 18 horas, respectivamente. Isso ocorreu pelo fato de que a meta-heurística utilizou um maquinista a mais em sua solução, acarretando numa diminuição do número de horas extras requisitadas. Ainda se pode observar que o número de trens atendidos pelo maquinista virtual foi 0, desta forma a solução é factível.

Na Instância 17, a SA apresentou, na sua melhor solução, apenas um maquinista a mais que solução ótima encontrada pelo modelo matemático, sendo 55 e 54 maquinistas respectivamente. Em ambas soluções não foram utilizadas horas extras e o número de trens atendidos pelo maquinista virtual também foi igual a 0, de modo que a solução é, então, factível.

A Instância 18, como dito anteriormente, o modelo matemático de Mazioli (2019) não conseguiu sequer criar o arquivo *LP* para sua execução, e desta forma não tem número de maquinistas e nem quantidade de horas extras. A meta-heurística por sua vez encontrou uma solução utilizando 56 maquinistas e 33 horas extras, porém esses maquinistas atendem a apenas 262 trens dos 432 que existem nessa instância. Deste modo, os 170 trens restantes foram atendidos pelo maquinista virtual, sendo assim trata-se de uma solução infactível.

A seguir, é exibido um gráfico do comportamento do valor da função objetivo (S_B) em função da temperatura, para que se possa demonstrar como a mesma se desempenha. Como a forma do gráfico é próxima para todas as instâncias, devido às características da SA, então escolheu-se a Instância 6 para demonstração.

Figura 21: Comportamento FO x Temperatura



Fonte: Próprio Autor.

Pode-se verificar que, inicialmente, as melhores soluções encontradas pela meta-heurísticas são soluções inactíveis, devido ao valor de FO estar em uma grandeza escalar muito diferente da solução final encontrada. Isso se justifica devido ao fato de que o maquinista virtual, ao atender um trem, penaliza a função objetivo com um valor muito alto, que foi definido anteriormente.

Com a solução penalizada, torna-se mais fácil para que o SA encontre mais soluções vizinhas, e como consequência disso novas soluções *Best*. Deste modo, com numa temperatura mais alta os movimentos vão sendo realizados e encontra-se um número maior de soluções *Best*, entretanto todas inactíveis. Até que, na temperatura de aproximadamente 48 mil °C encontra-se a primeira solução factível, ou seja, a primeira solução que não possui nenhum trem sendo atendido pelo maquinista virtual. Após este momento, o número de soluções *Best* encontradas diminui e a meta-heurística passa a apenas refinar a solução encontrada, até que na temperatura de aproximadamente 2578 °C encontra-se a solução ótima.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho propôs uma meta-heurística baseada na meta-heurística *Simulated Annealing* (SA) aplicada ao planejamento da designação de maquinistas a trens de viagem de longa distância em ferrovias de carga.

A meta-heurística proposta foi avaliada em relação aos resultados obtidos pelo modelo matemático da literatura. Conseguiu-se encontrar a solução ótima para 15 das 18 instâncias testadas (Instâncias de 1 a 15). Já para as Instâncias 16 e 17, chegou bem próximo da solução ótima alcançada pelo modelo matemático, sendo em média 1,82% e 2,16% pior, respectivamente, que as soluções encontradas em Mazioli (2019). Para a Instância 18, onde o modelo de Mazioli (2019) sequer conseguiu criar o arquivo *LP* para executar a instância, a meta-heurística proposta achou apenas soluções infactíveis, o que faz pensar que essa instância possivelmente não possui solução factível.

Considerando o *trade-off* entre tempo de execução e qualidade da solução, a meta-heurística é bastante superior ao modelo matemático proposto por Mazioli (2019), uma vez que a grande maioria das instâncias foram executadas mais de 90% mais rápido pela SA em relação ao modelo matemático. Essa economia de tempo é mais expressiva nas instâncias de maior complexidade, como as instâncias 16 e 17, uma vez que estas levaram 60,78 horas e 93,32 horas, respectivamente, para serem executadas pelo modelo matemático, e apenas 1,66 horas e 1,79 horas, respectivamente, para serem executadas pela meta-heurística proposta.

A meta-heurística proposta pode ser aplicada ao planejamento da designação de maquinistas a trens de viagem de longa distância em ferrovias de carga, como uma ferramenta de auxílio na tomada de decisões, visando uma economia na mão-de-obra e na quantidade de horas extras pagas aos maquinistas.

Como recomendação de trabalhos futuros, é proposto o desenvolvimento de outras meta-heurísticas com novas abordagens para comparação com os resultados obtidos pela SA, além de poder verificar a possibilidade da instância 18 não apresentar solução factível.

REFERÊNCIAS

- ALONSO, Federico; ALVAREZ, M. Jesús; BEASLEY, John E. A tabu search algorithm for the periodic vehicle routing problem with multiple vehicle trips and accessibility restrictions. **Journal of the Operational Research Society**, v. 59, n. 7, p. 963-976, 2008.
- ANTF – Agência Nacional dos Transportadores Ferroviários (2019). Disponível em: <https://www.antf.org.br/informacoes-gerais/>
- ANTT - Agência Nacional de Transportes Terrestres (2018). Disponível em: <http://www.antt.gov.br/> Acessado em: 06 de janeiro de 2018.
- BRAEKERS, Kris; RAMAEKERS, Katrien; VAN NIEUWENHUYSE, Inneke. The vehicle routing problem: State of the art classification and review. **Computers & Industrial Engineering**, v. 99, p. 300-313, 2016.
- CARPANETO, Giorgio et al. A branch and bound algorithm for the multiple depot vehicle scheduling problem. **Networks**, v. 19, n. 5, p. 531-548, 1989.
- CATTARUZZA, Diego et al. A memetic algorithm for the multi trip vehicle routing problem. **European Journal of Operational Research**, v. 236, n. 3, p. 833-848, 2014.
- CLARKE, Geoff; WRIGHT, John W. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. **Operations research**, v. 12, n. 4, p. 568-581, 1964.
- CNT. Confederação Nacional do Transporte. Anuário CNT do Transporte 2017 – Estatísticas Consolidadas. Disponível em: <http://anuariodotransporte.cnt.org.br/>. Acesso em: 02 de fevereiro de 2018.
- DANTZIG, G. B.; RAMSER, J. H. The truck dispatching problem. **Management Science**, 6, 80-91, 1959.
- DONATI, Alberto V. *et al.* Time dependent vehicle routing problem with a multi ant colony system. **European journal of operational research**, v. 185, n. 3, p. 1174-1191, 2008.
- ERNST, Andreas T. *et al.* An integrated optimization model for train crew management. **Annals of Operations Research**, v. 108, n. 1-4, p. 211-224, 2001.

GONÇALVES, Rodrigo Almeida *et al.* Sistemas inteligentes para planejamento de escalas de equipagens em sistemas de transporte: aplicação a sistemas ferroviários. 2000.

HENDERSON, D., Jacobson, S.H., Johnson, A.W. The Theory and Practice of Simulated Annealing. In: **Handbook on Metaheuristics**. GLOVER, F.; KOCHENBERGER, G.(Eds.), Kluwer Academic Publishers, Norwell, Massachusetts, p. 287-319, 2003.

HENDERSON, D.; JACOBSON, S. H.; JACOBSON, A.W. The theory and practice of simulated annealing, **Handbook of Metaheuristics** 57 (2003) 287-320.

JÜTTE, Silke *et al.* Optimizing railway crew scheduling at DB Schenker. **Interfaces**, v. 41, n. 2, p. 109-122, 2011.DB Schenker. *Interfaces*, 41(2), 109-122.

JUETTE, Silke; THONEMANN, Ulrich W. Divide-and-price: a decomposition algorithm for solving large railway crew scheduling problems. **European Journal of Operational Research**, v. 219, n. 2, p. 214-223, 2012

KASIRZADEH, Atoosa; SADDOUNE, Mohammed; SOUMIS, François. Airline crew scheduling: models, algorithms, and data sets. **EURO Journal on Transportation and Logistics**, v. 6, n. 2, p. 111-137, 2017.

KIRKPATRICK, S.; GELATT JR, C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by Simulated Annealing. **Science**, v. 220, n. 4598, p. 671-680, 1983.

KULKARNI, R. V.; BHAVE, P. R_. Integer programming formulations of vehicle routing problems. **European Journal of Operational Research**, v. 20, n. 1, p. 58-67, 1985.

LAPORTE, Gilbert; NOBERT, Yves; TAILLEFER, Serge. Solving a family of multi-depot vehicle routing and location-routing problems. **Transportation science**, v. 22, n. 3, p. 161-172, 1988.

LIN, Canhong *et al.* Survey of green vehicle routing problem: past and future trends. **Expert Systems with Applications**, v. 41, n. 4, p. 1118-1138, 2014.

MONTOYA-TORRES, Jairo R. *et al.* A literature review on the vehicle routing problem with multiple depots. **Computers & Industrial Engineering**, v. 79, p. 115-129, 2015.

MAZIOLI, Franco Colodetti et al. PLANEJAMENTO DA DESIGNAÇÃO DE MAQUINISTAS A TRENS DE VIAGEM DE LONGA DISTÂNCIA EM FERROVIAS DE CARGA.

MAZIOLI, F. **Modelo Matemático para Planejamento da Escala de Maquinistas**. Dissertação em andamento (Mestrado em Engenharia Civil) – Engenharia Civil, Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória, 2019.

ROSA, Rodrigo de Alvarenga; RIBEIRO, Rômulo Castello Henriques. **Estradas de ferro: projeto, especificação & construção**. Vitória, ES: EDUFES, 2016. 351 p. ISBN 9788577723454 (broch.).

RODRIGUES, M. H. P.; MACHADO, C. M. S.; LIMA, M. L. P. Simulated annealing aplicado ao problema de designação de berços. **Journal of Transport Literature**, v. 7, n. 3, p. 117-136, 2013.

SIQUEIRA, Paulo Henrique *et al.* Uma proposta de solução para o problema da construção de escalas de motoristas e cobradores de ônibus por meio do algoritmo do matching de peso máximo. **Gestão & Produção**, v. 11, n. 2, p. 187-196, 2004.

TANG, Jiafu; YU, Yang; LI, Jia. An exact algorithm for the multi-trip vehicle routing and scheduling problem of pickup and delivery of customers to the airport. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 73, p. 114-132, 2015.

TOTH, P.; VIGO, D. **The vehicle routing problem**. Bolonha, 2002.

VAIDYANATHAN, Balachandran; AHUJA, Ravindra K. Crew Scheduling Problem. In: **Handbook of Operations Research Applications at Railroads**. Springer, Boston, MA, 2015. p. 163-175.

VIDAL, Thibaut et al. A hybrid genetic algorithm with adaptive diversity management for a large class of vehicle routing problems with time-windows. **Computers & operations research**, v. 40, n. 1, p. 475-489, 2013.

VIDAL, Thibaut et al. A unified solution framework for multi-attribute vehicle routing problems. **European Journal of Operational Research**, v. 234, n. 3, p. 658-673, 2014.