

UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E BIOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO

PATRICK MOREIRA ROSA
Orientador: Puca Huachi Vaz Penna
Coorientador: Marcene Jamilson Freitas Souza

**ROTEAMENTO DE UNIDADES MÓVEIS DE MAMOGRAFIA EM
MINAS GERAIS**

Ouro Preto, MG
2021

UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E BIOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO

PATRICK MOREIRA ROSA

ROTEAMENTO DE UNIDADES MÓVEIS DE MAMOGRAFIA EM MINAS GERAIS

Monografia II apresentada ao Curso de Ciência da Computação da Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Puca Huachi Vaz Penna

Coorientador: Marcone Jamilson Freitas Souza

Ouro Preto, MG
2021

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

R788r Rosa, Patrick Moreira .
Roteamento de unidades móveis de mamografia em Minas Gerais.
[manuscrito] / Patrick Moreira Rosa. - 2021.
32 f.: il.: color., gráf., tab..

Orientador: Prof. Dr. Puca Huachi Vaz Penna.
Coorientador: Prof. Dr. Marcone Jamilson Freitas Souza.
Monografia (Bacharelado). Universidade Federal de Ouro Preto.
Instituto de Ciências Exatas e Biológicas. Graduação em Ciência da
Computação .

1. Mamografia. 2. Transporte rodoviário. 3. Heurística. I. Penna, Puca
Huachi Vaz. II. Souza, Marcone Jamilson Freitas. III. Universidade Federal
de Ouro Preto. IV. Título.

CDU 004.8

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



FOLHA DE APROVAÇÃO

Patrick Moreira Rosa

Roteamento de Unidades Móveis de Mamografia em Minas Gerais

Monografia apresentada ao Curso de Ciência da Computação da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação

Aprovada em 20 de Abril de 2021.

Membros da banca

Puca Huachi Vaz Penna (Orientador) - Doutor - Universidade Federal de Ouro Preto
Marcone Jamilson Freitas Souza (Coorientador) - Doutor - Universidade Federal de Ouro Preto
Aloísio de Castro Gomes Jr. (Examinador) - Doutor - Universidade Federal de Ouro Preto
André Luyde da Silva Souza (Examinador) - Mestre - Universidade Federal de Ouro Preto

Puca Huachi Vaz Penna, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 20/04/2021.



Documento assinado eletronicamente por **Puca Huachi Vaz Penna, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 26/04/2021, às 17:13, 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 **0160361** e o código CRC **5327CF97**.

Dedico este trabalho à minha família, que acompanhou de perto o meu progresso durante a graduação. Também registro neste documento uma homenagem às mulheres, que mesmo diante de um cenário de desigualdades e limitações de acesso aos recursos básicos de saúde, continuam fortes e com muita coragem e determinação para vencer essas dificuldades.

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a Deus por me conceder saúde e determinação para seguir conquistando os meus objetivos. Em segundo lugar, sou grato a meu pai, Edir Hermenegildo Rosa, por me ensinar a não fazer corpo mole diante das dificuldades da vida e por me educar com muita sabedoria durante todos esses anos; à minha mãe, Rita do Carmo Moreira Gonçalves Rosa, que sempre direcionou os meus passos e que esteve presente em todo o processo da minha formação pessoal e profissional; aos meus irmãos, Guilherme Moreira Rosa, Patrícia Moreira Gonçalves Rosa e Paulo César Gonçalves, por todos os conselhos e por me inspirar a ser uma pessoa melhor todos os dias. Meus agradecimentos também a todos os professores e orientadores, que muito contribuíram para a minha formação; aos amigos e familiares, que acompanharam de perto a minha jornada até aqui; por fim, agradeço a Universidade Federal de Ouro Preto e ao Departamento de Computação da UFOP pelo apoio ao desenvolvimento deste trabalho.

"Sempre fui sonhador, é isso que me mantém vivo"
(RACIONAIS, 2002).

Resumo

Este trabalho introduz o Problema de Roteamento de Unidades Móveis de Mamografia. Neste problema, apresentamos uma metodologia para otimizar as rotas das Unidades Móveis de Mamografia (MMU) em uma região do Estado de Minas Gerais, composta por 444 locais candidatos. Como parte da metodologia desenvolvida, definimos uma função de avaliação hierárquica que leva em consideração dois objetivos: o primeiro objetivo visa a maximização da cobertura total de exames de mamografia, enquanto o segundo busca a minimização da distância total percorrida pelas MMUs. Para tratar o problema, foram desenvolvidos dois algoritmos heurísticos baseados nas meta-heurísticas *Iterated Greedy Search* e *Variable Neighborhood Search*. Para testá-los, foram realizados três experimentos. O primeiro deles leva em consideração a aquisição gradativa de MMUs de capacidades 5069 e 10138 exames, aumentando gradativamente o número de MMUs por depósito até obter 100% da cobertura de exames na região estudada. Por sua vez, no segundo experimento é aplicado o teste estatístico de Kruskal-Wallis com o objetivo de identificar se os dois algoritmos se diferem em termos estatísticos. Por fim, no último experimento é feita uma análise de probabilidade empírica de desempenho dos algoritmos para retornar 50%, 70% e 90% da demanda total da região considerada. Os resultados mostraram que os algoritmos propostos são capazes de retornar soluções de boa qualidade em tempo de processamento de até 500 segundos. Além disso, o teste estatístico comprova a existência de diferença estatística entre os métodos apenas para algumas das instâncias analisadas. Para finalizar, o IGS se mostrou mais eficiente do que o VNS para encontrar os valores alvos de demanda desejados.

Palavras-chave: Mamografia. Transporte rodoviário. Heurística.

Abstract

This work introduces the Mobile Mammography Unit Routing Problem. In this problem, we present a methodology to optimize the Mobile Mammography Units (MMU) routes in a region of the State of Minas Gerais that contains 444 candidate cities. As part of the methodology developed, we defined a hierarchical assessment function that takes into account two objectives: the first objective aims to maximize the total coverage of screenings; the second objective, on the other hand, seeks to minimize the total distance traveled by the MMUs. Two heuristic algorithms based on the Iterated Greedy Search and Variable Neighborhood Search metaheuristics were developed to solve the problem. Three experiments were carried out to test them. The first one considers the gradual acquisition of MMUs with capacities of 5069 and 10138 screenings, increasing the number of MMUs per depot until obtaining 100% of the coverage of screenings in the studied region. In turn, in the second experiment, the Kruskal-Wallis statistical test is applied to identify whether the two algorithms differ in statistical terms. Finally, in the last experiment, an empirical probability analysis of the algorithms' performance is performed to return 50%, 70%, and 90% of the total demand of the considered region. The results showed that the proposed algorithms return good quality solutions in the processing time of up to 500 seconds. Besides, the statistical test proves the existence of a statistical difference between the methods only for some of the analyzed instances. Finally, IGS proved to be more efficient than VNS in finding the desired target demand values.

Keywords: Mammography. Road transport. Heuristic.

Lista de Ilustrações

Figura 3.1 – Exemplo de solução com $\text{distMax} = 180 \text{ km}$	9
Figura 4.1 – Representação de uma solução s	10
Figura 4.2 – Inserção do Local 4 entre os Locais 1 e 2 na rota da MMU 1.	12
Figura 4.3 – Troca entre o Local 4 na rota da MMU 1 e o Local 3 na rota da MMU 2 no mesmo depósito.	13
Figura 4.4 – Troca entre o Local 5 na rota da MMU 1 e o Local 6 na rota da MMU 2 em depósitos diferentes.	13
Figura 4.5 – Transferência do Local 3 da rota da MMU 1 para a rota da MMU 2 no mesmo depósito.	14
Figura 4.6 – Transferência do Local 3 da rota da MMU 1 para a rota da MMU 2 em depósitos diferentes.	14
Figura 5.1 – <i>Boxplots</i> considerando o conjunto dos resultados de todas as instâncias	23
Figura 5.2 – <i>Boxplots</i> considerando os resultados de cada instância individualmente	24
Figura 5.3 – Gráfico comparativo IGS X VNS - Alvo de 50% de exames	25
Figura 5.4 – Gráfico comparativo IGS X VNS - Alvo de 70% de exames	26
Figura 5.5 – Gráfico comparativo IGS X VNS - Alvo de 90% de exames	27

Lista de Tabelas

Tabela 5.1 – Resultados IGS × VNS	21
Tabela 5.2 – Resultados IGS × VNS	22

Lista de Algoritmos

1	RVND	15
2	IGS	17
3	VNS	18

Lista de Abreviaturas e Siglas

MMURP	Mobile Mammography Unit Routing Problem
MMU	Mobile Mammography Unit
MCLP	Maximal Covering Location Problem
PLM	Problema de Localização de Mamógrafos
VRP	Vehicle Routing Problem
CVRP	Capacitated Vehicle Routing Problem
RVND	Randomized Variable Neighborhood Descent
IGS	Iterated Greedy Search
VNS	Variable Neighborhood Search

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Justificativa	2
1.2	Limitações do trabalho	2
1.3	Objetivos	3
1.4	Metas	3
1.5	Organização do Trabalho	4
2	Revisão de Literatura	5
2.1	Localização de Mamógrafos	5
2.2	Roteamento de Veículos	6
3	Caracterização do Problema	8
4	Metodologia	10
4.1	Representação da Solução	10
4.2	Avaliação da Solução	11
4.3	Solução Inicial	11
4.4	Estruturas de Vizinhança	12
4.5	Busca Local	15
4.6	Fase de Perturbação	16
4.7	<i>Iterated Greedy Search</i>	16
4.8	<i>Variable Neighborhood Search</i>	18
5	Experimentos Computacionais	19
5.1	Desenvolvimento e ambiente de testes	19
5.2	Características da instância	19
5.3	Experimento 1	21
5.4	Experimento 2	23
5.5	Experimento 3	25
6	Conclusão e trabalhos futuros	28
6.1	Publicações Realizadas	29
	Referências	30

1 Introdução

O combate ao câncer de mama é hoje um desafio dos órgãos de saúde pública para contornar o grande número de óbitos pela doença. Estimou-se para o ano de 2019, no Brasil, 59700 casos novos da neoplasia maligna da mama em mulheres (INCA, 2019). A Secretaria de Estado de Saúde de Minas Gerais reforça que somente no ano de 2018 ocorreram 1576 óbitos de mulheres por câncer de mama no Estado (SES, 2019).

O exame de mamografia é atualmente o único método de imagem conhecido que apresenta eficácia comprovada na detecção precoce de tumores da mama. Há evidências científicas de que não realizar o exame de rastreamento na faixa de idade indicada pode ser prejudicial a saúde da mulher. Também é comprovado que há um aumento significativo nas chances de cura quando a doença é detectada e tratada em estágios iniciais (INCA, 2019; SES, 2019).

A orientação do Instituto Nacional de Câncer José Alencar Gomes da Silva (INCA) e do Ministério da Saúde (MS) é que 20% da população feminina na faixa de idade de 40 a 49 anos realizem exames anuais de mamografia, sendo 10% por indicação diagnóstica e 10% por outras indicações. Recomenda-se ainda que 100% das mulheres entre 50 a 69 anos façam o exame de rastreamento a cada dois anos, com um adicional de 8,9% anual por indicação diagnóstica (INCA, 2009; BRASIL, 2015).

De acordo com as diretrizes do MS, também é indicado que na alocação de mamógrafos fixos, isto é, dos aparelhos que são instalados nos hospitais, seja considerada a distância máxima de 60 quilômetros entre a residência da mulher e o local onde o equipamento será instalado, justamente para facilitar o acesso ao exame (BRASIL, 2015).

Há diferentes fatores que dificultam o acesso ao exame de mamografia e que reduzem a participação das mulheres nos programas de rastreamento e prevenção da doença. De acordo com Cunha et al. (2019), além da utilização inadequada dos recursos de saúde e da falta de especialistas para solicitar os exames, aspectos geográficos também limitam a acessibilidade às mulheres que residem em locais afastados dos leitos hospitalares onde há algum aparelho instalado.

Diversos estudos da literatura apontam que a localização atual dos mamógrafos é inadequada e que a restrição de deslocamento máximo de 60 quilômetros nem sempre é respeitada (AMARAL et al., 2017; SOUZA et al., 2020). Esses estudos também mostram que há municípios sem atendimentos pelas unidades fixas de mamografia que, em sua maioria, não possuem infraestrutura hospitalar para adquirir equipamentos e/ou que estão localizados a um raio de distância que excede ao recomendado pelo MS.

Tendo em vista a necessidade de tornar o exame de mamografia mais acessível para as mulheres que residem em locais desprovidos de atendimentos por mamógrafos fixos, uma solução é visitá-las com Unidades Móveis de Mamografia (MMU, da sigla em inglês *Mobile Mammography Unit*). Para tanto, é necessário planejar as rotas dessas MMUs e otimizá-las por meio de algoritmos especializados para tratar esse tipo de problema. Dessa maneira, introduzimos neste estudo o Problema de Roteamento de Unidades Móveis de Mamografia (MMURP, da sigla em inglês *Mobile Mammography Unit Routing Problem*), onde pretende-se roteirizar um conjunto de MMUs disponíveis para atender a um conjunto de localidades desprovidas de equipamentos fixos ou em número insuficiente destes (ROSA et al., 2020). O objetivo é maximizar a cobertura de exames e minimizar a distância total percorrida pelas MMUs. Para resolvê-lo, foram desenvolvidos dois algoritmos heurísticos baseados nas meta-heurísticas *Iterated Greedy Search* e *Variable Neighborhood Search*, visto que o MMURP é um caso particular do problema de roteamento de veículos, o qual é NP-difícil (LENSTRA; RINNOOY-KAN, 1981).

1.1 Justificativa

A principal contribuição do presente trabalho e que o torna relevante, é que nele apresentamos uma efetiva proposta de roteamento das MMUs para o Estado de Minas Gerais, Brasil. Além do aspecto prático, também há contribuição científica. Não se tem conhecimento de trabalhos que contemplem uma solução otimizada de roteamento das MMUs. Sendo assim, é importante o estudo de propostas, tal como a deste estudo, para melhorar o acesso ao exame de mamografia e, dessa maneira, aumentar a participação das mulheres nos programas de rastreamento e prevenção da doença. Espera-se com essa abordagem prover o tomador de decisão na área de saúde com ferramentas que possam auxiliá-lo nessa tarefa.

1.2 Limitações do trabalho

Os dados sobre o número de mamógrafos fixos disponíveis em Minas Gerais e a localização atual desses aparelhos, foram obtidos de acordo com as informações disponíveis na base de dados do Ministério da Saúde. No entanto, nem sempre esses equipamentos estão em operação na prática (Disponível em: <<http://www2.datasus.gov.br/DATASUS/>>. Acesso em: Março de 2019.). Além disso, as regras de roteirização das unidades móveis foram definidas de acordo com informações fornecidas pelo Hospital do Câncer de Patrocínio Dr. José Figueiredo. Sendo assim, essas regras podem não se aplicar a outras sedes de MMUs.

1.3 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é estudar as características do MMURP e desenvolver um algoritmo heurístico, baseado em meta-heurísticas, para propor soluções de roteirização das unidades móveis de mamografia.

São objetivos específicos:

1. Identificar as restrições impostas ao MMURP;
2. Obter a atual distribuição dos mamógrafos existentes, a fim de identificar as localidades desprovidas de mamógrafos ou com número insuficiente desses equipamentos nos serviços públicos de saúde;
3. Obter a relação de todas as localidades que compõem o Estado de Minas Gerais, juntamente com as distâncias reais entre todos os pares de localidades dessas regiões;
4. Desenvolver e implementar um algoritmo heurístico baseado em meta-heurísticas para resolver o problema formulado;
5. Testar o método heurístico usando dados reais do Estado de Minas Gerais.

1.4 Metas

Para o cumprimento dos objetivos traçados, são necessárias as seguintes atividades:

1. Estudo de problemas de roteamento que se assemelhem ao problema sob investigação;
2. Revisão de literatura das técnicas de otimização para tratar de problemas como o aqui descrito;
3. Coleta de dados na plataforma TAB-net Data SUS para a obtenção de informações a respeito dos equipamentos no Cadastro Nacional de Equipamentos em Saúde (CNES);
4. Concepção de pelo menos um algoritmo heurístico para tratar o MMURP;
5. Implementação do algoritmo heurístico;
6. Teste e validação do algoritmo heurístico;
7. Análise dos resultados obtidos com a aplicação do algoritmo desenvolvido;
8. Elaboração de artigos para submissão a eventos científicos.

1.5 Organização do Trabalho

O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma: no Capítulo 2 é apresentada a revisão de literatura. No Capítulo 3 o problema é caracterizado em detalhes com suas respectivas restrições. No Capítulo 4 é definida a metodologia a ser aplicada neste trabalho. No Capítulo 5 são realizados os experimentos computacionais. Por fim, no último capítulo, são feitas as considerações finais com as conclusões e os trabalhos futuros.

2 Revisão de Literatura

Neste capítulo, é feita a revisão da literatura sobre a rede de oferta de mamógrafos no Brasil e de pesquisas que tratam de problemas de localização de facilidades na área da saúde. Além disso, são descritos alguns trabalhos que fazem a análise do uso de unidades móveis de mamografia como alternativa para tornar o exame mais acessível para a população feminina. Posteriormente, é organizada uma seção na qual são revisados alguns estudos a respeito do Problema de Roteamento de Veículos, do inglês *Vehicle Routing Problem* (VRP), e de algumas de suas variantes.

2.1 Localização de Mamógrafos

[Amaral et al. \(2017\)](#) observaram que a rede de oferta de mamógrafos no Brasil é ineficiente. Os autores mostraram que o número de mamógrafos disponíveis no território nacional excede ao necessário para atender toda a demanda por exames do país e, mesmo assim, nem todas as mulheres conseguem realizar o exame de mamografia.

A baixa cobertura de atendimentos em algumas regiões se deve a distribuição inadequada dos aparelhos, pois existem municípios em que a oferta de exames de mamografia é alta, porém, a demanda por exames é baixa. Além disso, há locais com ociosidade de demanda devido à indisponibilidade de mamógrafos ([XAVIER et al., 2016](#)).

Além da má localização dos equipamentos, é constatado em [Abreu \(2015\)](#) que aspectos sociais e econômicos também devem ser levados em consideração em um cenário de baixa realização de exames de mamografia. Além do mais, há dificuldades em encontrar profissionais capacitados para operar os aparelhos e médicos para solicitar os exames.

Para aumentar a participação da população em programas de prevenção de doenças, [Verter e Lapierre \(2002\)](#) sugeriram localizar as unidades de saúde preventivas próximas às moradias dos pacientes, pois consideram a distância o principal determinante para o baixo número de exames realizados. No trabalho desses autores, foi proposta uma formulação matemática baseada no Problema de Localização de Máxima Cobertura, do inglês *Maximal Covering Location Problem* (MCLP), para decidir onde localizar as unidades de saúde respeitando-se um limite de deslocamento máximo da população até o centro de prevenção, a fim de maximizar a cobertura de atendimentos. Os experimentos realizados no trabalho, mostraram novas perspectivas para projetar um sistema de instalações de saúde preventiva e melhorar a participação da população em exames de prevenção de doenças. Eles ainda reforçaram que outras propostas de solução devem ser exploradas para melhorar a participação em locais desprovidos de atendimentos, como por exemplo, com o uso de instalações móveis.

Souza et al. (2020) definiram o Problema de Localização de Mamógrafos (PLM) como um problema de localização baseado no MCLP. Neste problema, o objetivo é decidir onde instalar os mamógrafos e quais locais serão atendidos por eles para que a cobertura de exames de mamografia seja a máxima possível. Os autores introduziram um modelo matemático e um método heurístico baseado em *Variable Neighborhood Search* (VNS) e fizeram uma avaliação do desempenho computacional do VNS perante ao modelo exato utilizando 8 instâncias do Estado de Minas Gerais, Brasil. Os resultados mostraram que o VNS foi capaz de obter soluções de boa qualidade com relação a solução ótima do problema em todas as instâncias testadas. Além disso, o tempo de processamento das soluções retornadas pelo VNS foi melhor do que o tempo de execução do modelo exato em 5 das 8 instâncias usadas nas simulações.

Stanley et al. (2017) desenvolveram um estudo para verificar as características sócio-demográficas de mulheres que realizaram o exame de mamografia em um hospital de câncer nos Estados Unidos, e das que se submeteram ao exame de rastreamento em uma unidade móvel no ano de 2014. Nos experimentos realizados pelos autores foram utilizadas duas amostras: a primeira delas de 1434 exames feitos no centro hospitalar, e a segunda, de 1433 consultas pela unidade móvel. Os resultados mostraram que as mulheres que realizaram o exame na unidade móvel eram mais novas do que as pacientes que visitaram o centro hospitalar, médias de idade de 52,58 e 57,74 anos, respectivamente. Também foi verificado que as pacientes atendidas seja pelo mamógrafo fixo ou pelo móvel, em sua maioria, residiam em áreas urbanas. Contudo, foi constatado que as pacientes atendidas no centro hospitalar eram as mais propensas a aderir às diretrizes de triagem.

Renck et al. (2014) analisaram o uso de uma unidade móvel de mamografia em 33 municípios do Rio Grande do Sul onde não haviam equipamentos fixos disponíveis para atender a demanda por exames de mamografia. De acordo com os registros contidos no trabalho, com a unidade móvel foram examinadas 8607 mulheres e identificados 37 casos novos de câncer de mama que poderiam ter a descoberta mais tardia sem a utilização do mamógrafo móvel.

2.2 Roteamento de Veículos

Dantzig e Ramser (1959) foram pioneiros nas pesquisas sobre o VRP, que no decorrer dos anos se tornou um problema clássico de logística de transporte de cargas (produtos, serviços, pessoas, etc.) na área de otimização combinatória. A partir desses estudos surgiram diversas extensões do problema original, cada qual com um ou mais objetivos, com o intuito de melhorar os processos logísticos de setores industriais.

Freitas et al. (2007) definiram o VRP como um problema em que clientes precisam ser atendidos por veículos que iniciam suas rotas em um ou mais depósitos, sendo que cada cliente deve ser visitado uma única vez e por apenas um veículo. Neste tipo de problema, busca-se otimizar as rotas dos veículos disponíveis e alcançar um ou mais objetivos, tais como: minimizar

a distância total percorrida pela frota de veículos, maximizar o atendimento da demanda dos clientes, minimizar o tempo total de viagem dos veículos para atender a todos os clientes, entre outros.

De acordo com Manguino e Ronconi (2012) existem diversas variantes do VRP clássico que levam em consideração diferentes aspectos: janelas de tempo; frota de veículos heterogêneas, ou seja, veículos de capacidades distintas; entregas fracionadas, em que um cliente pode ser atendido por múltiplos veículos; múltiplos depósitos, de onde os veículos podem iniciar suas rotas; e muitas outras características que tornam o VRP tão relevante.

Nos problemas de logística mais interessantes e difíceis de solucionar, o número de clientes que devem ser visitados pela frota de veículos é grande o suficiente para tornar o VRP inviável de ser resolvido em tempo de execução hábil, utilizando-se métodos exatos. Com a dificuldade de encontrar soluções ótimas de instâncias reais em tempo de processamento aceitável, uma alternativa é adotar métodos heurísticos para solucionar o problema quando os métodos exatos não são capazes de tratá-lo (HEINEN; OSÓRIO, 2006).

Bittencourt et al. (2012) focaram em tratar o *Capacitated Vehicle Routing Problem* (CVRP) para determinar as rotas de entrega de um frigorífero aviário na região de Juiz de Fora, Minas Gerais. Os autores fizeram uma comparação dos resultados registrados manualmente pelos motoristas com os resultados produzidos pela meta-heurística Busca Dispersa (Scatter Search) proposta no estudo. Eles mostraram que o algoritmo heurístico desenvolvido é capaz de retornar soluções de boa qualidade e mais eficientes do que as soluções obtidas manualmente.

De la vega et al. (2014) formalizaram um modelo matemático que serve de apoio na decisão de compra de veículos e na definição das rotas de coleta interna em uma empresa do setor automotivo no Brasil. O modelo é definido como um problema de roteamento de veículos com entregas fracionadas e coleta simultânea, e se propõe a reduzir os custos de transporte por meio da roteirização dos veículos na entrega de *pallets* e na coleta de produto terminado.

Lima et al. (2015) propuseram um algoritmo heurístico baseado em Algoritmos Genéticos (AG) para tratar o CVRP. Conforme é descrito no trabalho, os autores utilizaram uma representação cromossômica, por meio de uma matriz binária, para obter uma população inicial para o problema. Para obter soluções factíveis na população inicial, eles aplicaram heurísticas de Gillett e Miller (1974) e após um certo número de gerações sem melhora utilizaram um método de descida para refinar as soluções produzidas pelo AG. A análise sobre o desempenho do método mostrou que foi possível obter soluções satisfatórias comparando-se com as melhores soluções da literatura na época em que o estudo foi desenvolvido.

3 Caracterização do Problema

As características do Problema de Roteamento de Unidades Móveis de Mamografia (MMURP) são descritas a seguir conforme são apresentadas no trabalho publicado em Rosa et al. (2020):

- (a) Existe um conjunto N de localidades que possuem uma demanda dem_j de mulheres na faixa de idade indicada para realizar o exame de mamografia;
- (b) Há um conjunto K de MMUs disponíveis para visitar as localidades candidatas;
- (c) Há um conjunto M de depósitos, cada qual com uma quantidade previamente conhecida de MMUs, e de onde as MMUs iniciam as suas rotas;
- (d) Cada MMU $k \in K$ possui uma capacidade cap_k definida por:
 $cap_k = \text{Quantidade de mamógrafos transportado pela MMU } k \times \text{capacidade do mamógrafo};$
- (e) Há uma distância d_{ij} entre as localidades i e j ;
- (f) Há uma distância máxima, dada por $distMax$, permitida para uma MMU realizar o percurso de uma localidade a outra. Apenas a viagem inicial partindo do depósito não tem limite de quilometragem;
- (g) Cada localidade deve ser visitada uma única vez e por apenas uma MMU. A demanda da localidade visitada deve ser totalmente atendida;
- (h) O roteamento é aberto, isto é, as MMUs não retornam aos depósitos de origem, elas seguem um percurso enquanto for possível atender as demandas por exames e finalizam a rota na última localidade visitada.

O objetivo é determinar a roteirização para uma frota de MMUs que possibilite maximizar a cobertura de exames de mamografia minimizando a distância total percorrida pelas MMUs.

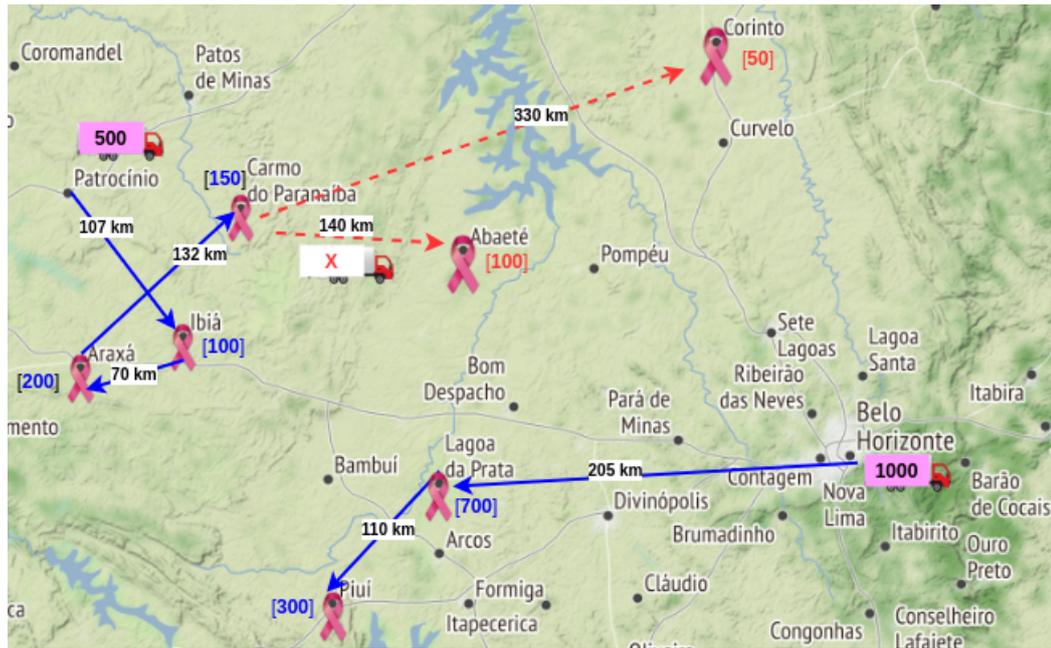


Figura 3.1 – Exemplo de solução com $\text{distMax} = 180$ km

A Figura 3.1 mostra um exemplo de solução viável considerando que o limite máximo de deslocamento entre cada par de localidades é de 180 quilômetros, exceto quando o local de partida da MMU é o depósito. Neste exemplo, há 7 localidades candidatas (Abaeté, Araxá, Carmo do Paranaíba, Corinto, Ibiá, Lagoa da Prata e Piuí) e 2 depósitos (Patrocínio e Belo Horizonte), de onde as MMUs iniciam suas rotas. Cada depósito possui uma única MMU, sendo que a MMU de Patrocínio possui a capacidade de realizar 500 exames de mamografia, enquanto a MMU de Belo Horizonte pode atender até 1000 mulheres. Cada localidade possui uma demanda a ser atendida que está representada pelo valor entre colchetes, e a distância entre cada par de localidades é representada pelo valor sobre os arcos. Como pode ser observado na figura, a demanda de Ibiá é de 100 exames, e a distância entre Patrocínio e Ibiá é de 107 quilômetros. Na solução apresentada, os municípios de Ibiá (100), Araxá (200) e Carmo do Paranaíba (150) são atendidos pela MMU que inicia sua rota no depósito de Patrocínio, nesta mesma ordem de visita. Já a MMU que inicia a sua rota em Belo Horizonte atende a demanda dos municípios de Lagoa da Prata (700) e, logo em seguida, de Piuí (300). A demanda total coberta neste exemplo de solução foi de 1450 exames ($100 + 200 + 150 + 700 + 300$), e a distância total percorrida pelas MMUs foi de 624 quilômetros ($107 + 70 + 132 + 205 + 110$). Conforme está destacado pelos arcos na cor vermelha na figura, os municípios de Abaeté e Corinto não puderam ser visitados pela MMU de Patrocínio, pois ao percorrê-los haveria uma inviabilidade na solução, uma vez que as restrições de limite máximo de deslocamento e de capacidade de atendimento da MMU não seriam satisfeitas.

4 Metodologia

Neste capítulo, é apresentada a metodologia proposta para tratar o MMURP. É importante destacar que as Seções 4.1, 4.2 e 4.3 são as mesmas seções descritas na metodologia publicada em Rosa et al. (2020). Inicialmente, na Seção 4.1, é mostrado como uma solução s pode ser representada computacionalmente. Na Seção 4.2, a função de avaliação da solução s é descrita em detalhes. Na Seção 4.3, é apresentado o método construtivo implementado para gerar uma solução inicial para o problema. Na Seção 4.4 são apresentadas as estruturas de vizinhança adotadas para explorar diferentes regiões do espaço de soluções do problema e, logo em seguida, o algoritmo de busca local que utiliza essas vizinhanças durante a busca por ótimos locais. Por último, são descritas as estratégias de eliminação e reconstrução de rotas que são utilizadas na fase de perturbação das meta-heurísticas adaptadas a este estudo: *Iterated Greedy Search* (IGS) e *Variable Neighborhood Search* (VNS), vide Seções 4.7 e 4.8, respectivamente.

4.1 Representação da Solução

Representa-se uma solução s do MMURP por meio de até $|K|$ vetores que armazenam em cada posição as localidades percorridas pelas MMUs na ordem em que aparecem na rota. O número $|K|$ de vetores corresponde à quantidade de MMUs disponíveis. Os vetores podem ou não ter tamanhos iguais, dependendo apenas da quantidade de localidades visitadas por cada MMU.

	1	2	3	4	5	6
MMU 1	13	4	11	5	3	2
MMU 2	14	8	1	6		
MMU 3	14	10	7	12	9	

Figura 4.1 – Representação de uma solução s

A Figura 4.1 ilustra a representação computacional de uma solução s . Os índices de 1 a 6 representam as posições dos vetores, sendo que cada posição armazena a localidade visitada na ordem em que ela aparece. A primeira posição de cada vetor indica o depósito de onde as MMUs iniciam suas rotas. A MMU 1 tem como ponto de partida o depósito 13 e visita as localidades 4, 11, 5, 3 e 2, respectivamente. Já a MMU 2 inicia sua rota no depósito 14 e visita as localidades 8, 1 e 6. Por último, a MMU 3, que também inicia sua rota no depósito 14, percorre as localidades 10, 7, 12 e 9.

4.2 Avaliação da Solução

Uma solução s do MMURP é avaliada de modo hierárquico. A solução é avaliada inicialmente pela demanda total atendida, conforme é apresentado na Equação (4.1), e caso duas soluções obtiverem o mesmo valor nessa função, a melhor é aquela cuja soma das distâncias percorridas for a menor, como é apresentado na Equação (4.2):

Função de avaliação hierárquica: $f(s) = (f_{dem}(s), f_{dist}(s))$, sendo:

$$f_{dem}(s) = \sum_{(j,k) \in A_1} dem_j \quad (4.1)$$

$$f_{dist}(s) = \sum_{(i,j) \in A_2} d_{ij} \quad (4.2)$$

em que A_1 é o conjunto das associações entre uma localidade j e uma MMU k que a atende na solução s , dem_j é a demanda da localidade j , A_2 é o conjunto das arestas ligando as localidades i e j atendidas por uma MMU, e d_{ij} é a distância entre as localidades i e j .

4.3 Solução Inicial

A construção de uma solução inicial para o MMURP é definida pelos passos seguintes:

Passo 1 - Ordenação: Seja LC a lista de localidades candidatas a serem visitadas pelas MMUs, ordene-a decrescentemente de acordo com a demanda de cada localidade;

Passo 2 - Clusterização: Para cada localidade i da LC ordenada, aloque a localidade i ao depósito mais próximo e elimine-a de LC. Passe para a próxima localidade da lista. Ao final desse passo tem-se uma lista de localidades candidatas para cada depósito.

Passo 3 - Heurística do vizinho mais próximo: Para cada depósito, enquanto houver MMU disponível e localidades ainda não visitadas da lista de candidatas do depósito:

- 3.1: Inicie a rota de uma nova MMU com a localidade onde se encontra o depósito;
- 3.2: Atenda a demanda do depósito e atualize a capacidade da MMU que foi utilizada para atender a essa demanda.
- 3.3: Determine a localidade mais próxima da última localidade inserida na rota da MMU que ainda não foi visitada;
- 3.4: Verifique se é possível atender a demanda da localidade mais próxima:
 - a) Se a demanda da localidade mais próxima for menor ou igual à capacidade da MMU e a distância até a localidade mais próxima for menor ou igual a $distMax$, atenda-a e insira-a na rota da MMU. Atualize a capacidade da MMU e remova a localidade atendida da lista de candidatas do depósito. Volte ao item 3 do Passo 3;

- b) Caso contrário, finalize a rota da MMU na última localidade por ela visitada;
- 3.5: Se houver MMU disponível, retorne ao item 1 do Passo 3; caso contrário, encerre o método e retorne as rotas feitas pelas MMUs.

4.4 Estruturas de Vizinhança

Para explorar o espaço de soluções do MMURP são utilizados três movimentos: Inserção, Troca (1,1) e Realocação (1,0). O primeiro movimento é aplicado com o objetivo de aumentar a demanda total coberta, enquanto os demais movimentos visam reduzir a distância total percorrida pelas MMUs. As estruturas de vizinhança adotadas são descritas como segue:

- (i) **Inserção:** A primeira vizinhança consiste em inserir a localidade t que ainda não tenha sido visitada, na rota da MMU k com o valor mais alto de capacidade residual ociosa e que seja capaz de atendê-la. A posição em que a localidade t deve ser inserida na rota da MMU k é a que forneça o menor custo de inserção possível. Para determinar o valor do custo de inserção, aplica-se o cálculo da inserção mais barata descrito em Souza e Penna (2021). Como pode ser observado na Figura 4.2, o Local 4 é inserido na rota da MMU 1, que corresponde a unidade móvel com o valor mais alto de capacidade sobrando para realizar novos atendimentos. Neste exemplo, o menor custo de inserção obtido é o de valor 6. Sendo assim, é possível verificar que o Local 4 deve ser inserido entre os Locais 1 e 2 na rota da MMU 1.

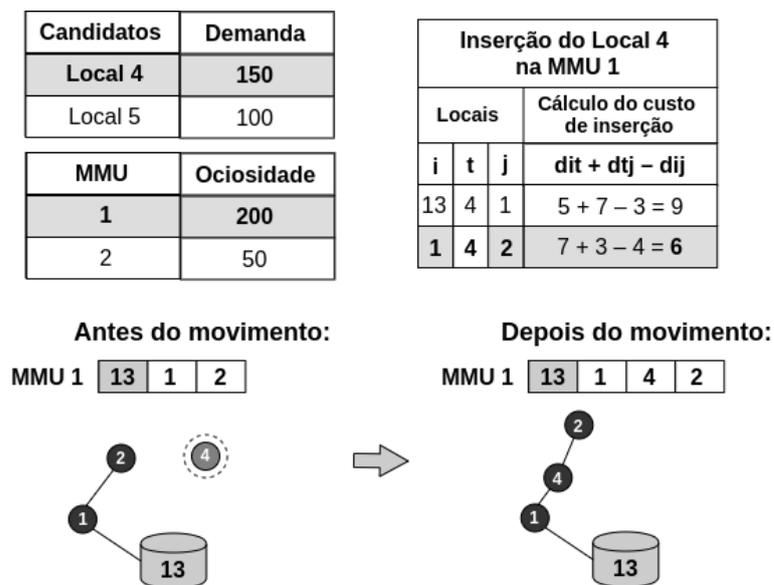


Figura 4.2 – Inserção do Local 4 entre os Locais 1 e 2 na rota da MMU 1.

- (ii) **Troca(1,1)**: A segunda vizinhança consiste na troca de uma localidade i , visitada por uma MMU, com uma localidade j , percorrida por outra MMU. Esse movimento pode ser realizado entre duas rotas formadas por MMUs com depósitos de origem iguais ou distintos.

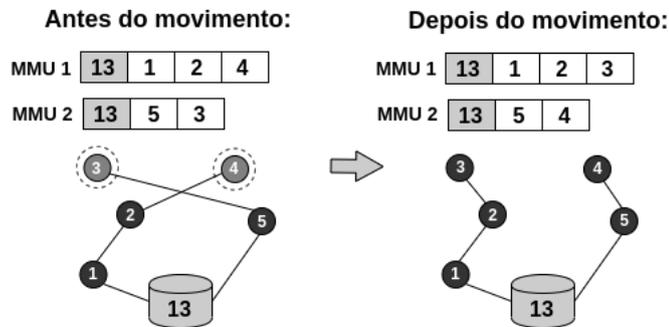


Figura 4.3 – Troca entre o Local 4 na rota da MMU 1 e o Local 3 na rota da MMU 2 no mesmo depósito.

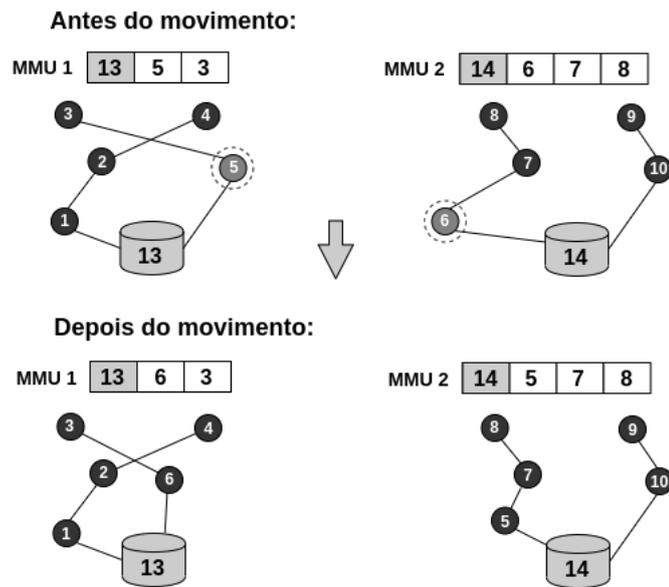


Figura 4.4 – Troca entre o Local 5 na rota da MMU 1 e o Local 6 na rota da MMU 2 em depósitos diferentes.

(iii) **Realocação(1,0)**: A terceira vizinhança consiste na transferência de uma localidade i da rota de uma MMU, para a rota de outra MMU. Assim como na vizinhança de troca, esse movimento também pode ser realizado entre duas rotas cujo depósito de origem das MMUs é ou não o mesmo, como pode ser observado nas Figuras 4.5 e 4.6.

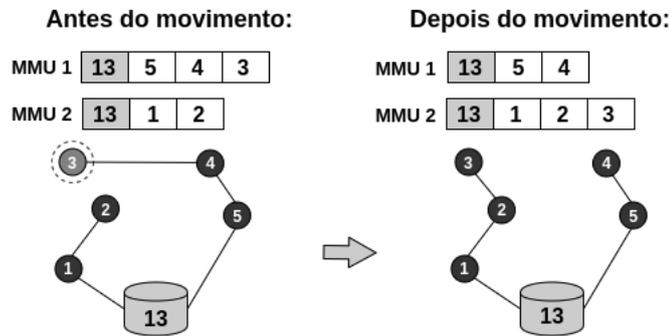


Figura 4.5 – Transferência do Local 3 da rota da MMU 1 para a rota da MMU 2 no mesmo depósito.

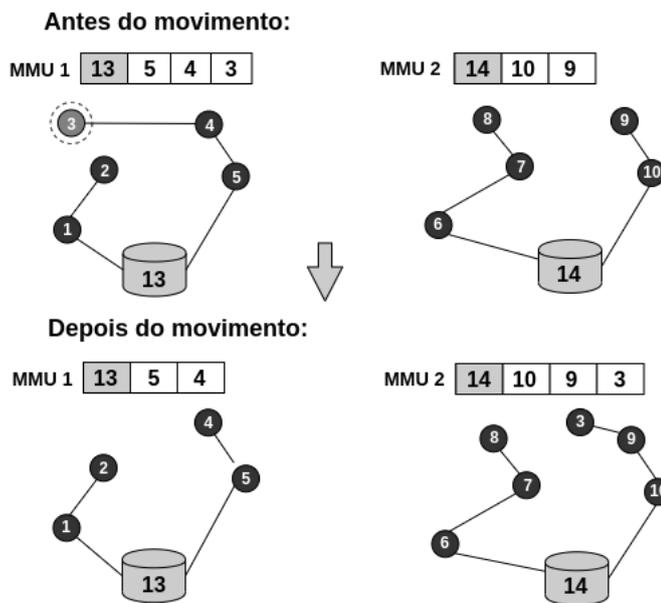


Figura 4.6 – Transferência do Local 3 da rota da MMU 1 para a rota da MMU 2 em depósitos diferentes.

4.5 Busca Local

A busca local é feita por meio do algoritmo *Randomized Variable Neighborhood Descent* (RVND) (SUBRAMANIAN et al., 2010; SOUZA et al., 2010), utilizando duas implementações da estratégia *First Improvement* (FI). A primeira delas, é aplicada com o movimento de inserção, enquanto a segunda, utiliza os movimentos de troca e de realocação. Para evitar que a exploração do espaço de soluções seja ineficiente, leva-se em consideração somente $P\%$ dos locais candidatos a entrar na solução, e $Q\%$ das rotas mais ociosas que poderão ser usadas para inserir as localidades ainda sem cobertura. Desse valor do percentual P de locais ainda sem atendimento, metade corresponde às localidades que possuam o valor mais alto de demanda não coberta, e a outra metade, se refere aos candidatos com o menor valor de demanda ainda não atendida.

O RVND consiste em explorar o espaço de soluções utilizando uma ordem aleatória na escolha da vizinhança a cada iteração do algoritmo. Caso a vizinhança escolhida melhore a solução corrente, a chamada do método é mantida considerando todas as vizinhanças iniciais, e uma nova escolha de vizinhança é realizada. Caso contrário, a vizinhança adotada é removida do conjunto inicial de vizinhanças. O algoritmo explora o espaço de soluções enquanto houver vizinhanças que melhorem a solução s corrente. O pseudocódigo do RVND é mostrado no Algoritmo 1. Inicialmente, o algoritmo recebe a solução s corrente como parâmetro de entrada. Em seguida, inicializa-se o conjunto V com os vizinhos descritos na Seção 4.4. A partir da segunda linha, um laço de repetição é mantido enquanto o conjunto V não for vazio. Na terceira linha, escolhe-se aleatoriamente uma vizinhança pertencente a V , que é passada como parâmetro para o FI encontrar a primeira solução de melhora em relação a solução corrente. Na quinta linha, a solução retornada pelo FI é avaliada de acordo com a função de avaliação descrita na Seção 4.2. Nessa avaliação, se houver uma melhora, a solução corrente é então atualizada e o conjunto V é reinicializado (linhas 6 e 7). Por outro lado, caso a solução retornada pelo FI de acordo com a vizinhança adotada não apresente uma melhora em relação a solução corrente, a vizinhança é então removida de V , como pode ser observado na linha 9 do algoritmo.

Algorithm 1 RVND

Entrada: s

Saída: s

```

1  $V \leftarrow$  Inicialize a lista de vizinhanças;
2 enquanto  $V \neq \emptyset$  faça
3    $v \leftarrow$  Escolha uma vizinhança  $v \in V$  aleatoriamente;
4    $s' \leftarrow$  Encontre o vizinho de primeira melhora de  $s$ , de acordo com a vizinhança escolhida;
5   se  $f_{dem}(s') > f_{dem}(s)$  ou  $(f_{dem}(s') = f_{dem}(s) \text{ e } f_{dist}(s') < f_{dist}(s))$  então
6      $s \leftarrow s'$ ;
7     Reinicialize  $V$ 
8   senão
9     Remova  $v$  de  $V$ 

```

4.6 Fase de Perturbação

A fase de perturbação dos algoritmos IGS e VNS (vide Seções 4.7 e 4.8) consiste em esvaziar $r < |K|$ rotas da solução s corrente e, em seguida, reconstruí-las. O algoritmo IGS aplica a estratégia de eliminação de rotas selecionando as r rotas mais ociosas da solução s corrente. As r rotas mais ociosas são aquelas construídas pelas MMUs que possuam o valor mais alto de capacidade residual. Para tanto, inicialmente as MMUs são ordenadas decrescentemente de acordo com o valor de sua capacidade residual ociosa. Uma vez que é realizada a ordenação, escolhe-se as r primeiras rotas que deverão ser esvaziadas, isto é, as localidades atendidas nessas rotas serão removidas e reinseridas na lista das localidades candidatas que ainda não foram atendidas por nenhuma MMU. Por outro lado, o VNS utiliza uma escolha aleatória das r rotas que deverão ser removidas da solução s corrente. A etapa de reconstrução das rotas é realizada aplicando-se os mesmos princípios da vizinhança de inserção, descritos na Seção 4.4. Assim como é feito no método de busca local, para reconstruir as rotas leva-se em consideração apenas $P\%$ dos locais candidatos a entrar na solução, e $Q\%$ das rotas mais ociosas que poderão ser usadas para inserir as localidades ainda sem cobertura.

4.7 *Iterated Greedy Search*

O algoritmo *Iterated Greedy Search* (IGS) foi proposto por Ruiz e Stützle (2008) com o objetivo inicial de tratar o problema de escalonamento de tarefas/*jobs* à um conjunto de máquinas. Desde então, a metodologia aplicada no algoritmo tem se mostrado eficiente para tratar outros problemas de otimização combinatória conhecidos na literatura. O IGS é uma meta-heurística que utiliza em sua fase de perturbação os princípios de destruição e reconstrução da solução a fim de cobrir diferentes regiões do espaço de busca. Este conceito base, de eliminar e reconstruir, foi adaptado ao problema tratado neste estudo, e é aplicado na fase de perturbação do algoritmo conforme foi explicado na seção anterior. O pseudocódigo do IGS é apresentado no Algoritmo 2 e descrito como segue: inicialmente, o algoritmo recebe *iterMax* como parâmetro de entrada. Esse parâmetro indica o número máximo de iterações sem melhora que é permitido antes que o algoritmo seja finalizado. Na primeira linha, uma lista LC é inicializada com as localidades candidatas. Em seguida, uma solução inicial é construída de acordo com os passos explicados na Seção 4.3. Feito isso, aplica-se a busca local sob a solução inicial por meio do algoritmo RVND (vide Seção 4.5). Nas linhas 4 e 5, inicializa-se tanto a variável de controle do número de iterações sem melhora do algoritmo, quanto a variável que armazena a iteração em que ocorrer uma melhora em relação a solução s corrente. Na sexta linha, o nível de destruição de rotas é inicializado com o valor 1, que indica que uma rota será esvaziada na fase de perturbação. A partir da sétima linha, um laço de repetição é mantido enquanto o critério de parada não for satisfeito. Neste laço, primeiramente, cria-se uma lista LC' auxiliar que armazena os locais ainda sem atendimento e os que são removidos das r rotas mais ociosas (linha 9). Após a chamada

da função *EliminaRotas* (linha 10), a solução é então reconstruída com a aplicação da função *ReconstróiRotas* (linha 11). Posteriormente, aplica-se a busca local sob a solução s'' retornada e, por último, avalia-se a nova solução de acordo com a função de avaliação descrita na Seção 4.2. Caso a solução s'' encontrada seja uma solução de melhora, a solução s corrente é então atualizada, bem como, a lista LC e as variáveis *bestIter* e r . Contudo, caso não haja uma melhora em relação a solução s corrente, o nível de destruição de rotas é incrementado em 1.

Algorithm 2 IGS

Entrada: *iterMax*

Saída: s

```

1 Inicialize  $LC$  com as localidades candidatas;
2  $s_0 \leftarrow$  Construa uma solução inicial;
3  $s \leftarrow$  BuscaLocal( $s_0$ );
4  $iter \leftarrow 0$ ;
5  $bestIter \leftarrow iter$ ;
6  $r \leftarrow 1$ ;
7 enquanto  $iter - bestIter < iterMax$  faça
8    $iter \leftarrow iter + 1$ ;
9    $LC' \leftarrow LC$ ;
10   $s' \leftarrow$  EliminaRotas( $s, r, LC'$ ); // Elimina  $r$  rotas mais ociosas
11   $s'' \leftarrow$  ReconstróiRotas( $s', LC'$ );
12   $s'' \leftarrow$  BuscaLocal( $s''$ );
13  se  $f_{dem}(s'') > f_{dem}(s)$  ou ( $f_{dem}(s'') = f_{dem}(s)$  e  $f_{dist}(s'') < f_{dist}(s)$ ) então
14     $s \leftarrow s''$ ;
15     $LC \leftarrow LC'$ ;
16     $bestIter \leftarrow iter$ ;
17     $r \leftarrow 1$ ;
18  senão
19     $r \leftarrow r + 1$ ;

```

4.8 Variable Neighborhood Search

Hansen e Mladenović (1997) propuseram o algoritmo *Variable Neighborhood Search* (VNS) que foi adaptado neste trabalho. No VNS implementado, são mantidos os mesmos princípios do IGS apresentado na seção anterior, de eliminar e reconstruir rotas durante a fase de perturbação. A principal diferença entre eles é que no VNS a escolha das rotas que serão destruídas é aleatória, enquanto no IGS escolhe-se as rotas mais ociosas. Além dessas características, o VNS recebe um novo parâmetro de entrada, definido como $rMax$, que é uma constante que impõe a quantidade máxima de rotas que serão eliminadas a cada iteração do algoritmo. Dessa maneira, o VNS busca explorar regiões cada vez mais distantes a cada iteração, aplicando sucessivas perturbações na solução s corrente. Já o IGS, realiza a perturbação uma única vez a cada iteração do método. O pseudocódigo do VNS é apresentado no Algoritmo 3, e ele se difere do Algoritmo 2 apenas pelo laço de repetição que consta a partir da linha 10 do algoritmo. Sendo assim, esse laço de repetição deve ser mantido enquanto o nível máximo de eliminação de rotas não for alcançado. O restante do método segue a mesma ideia descrita no algoritmo IGS, na Seção 4.7.

Algorithm 3 VNS

Entrada: $iterMax, rMax$

Saída: s

```

1 Inicialize  $LC$  com as localidades candidatas;
2  $s_0 \leftarrow$  Construa uma solução inicial;
3  $s \leftarrow$  BuscaLocal( $s_0$ );
4  $iter \leftarrow 0$ ;
5  $bestIter \leftarrow iter$ ;
6 enquanto  $iter - bestIter < iterMax$  faça
7    $r \leftarrow 1$ ;
8    $iter \leftarrow iter + 1$ ;
9    $LC' \leftarrow LC$ ;
10  enquanto  $r < rMax$  faça
11     $s' \leftarrow$  EliminaRotas( $s, r, LC'$ ); // Elimina  $r$  rotas aleatórias
12     $s'' \leftarrow$  ReconstroiRotas( $s', LC'$ );
13     $s'' \leftarrow$  BuscaLocal( $s''$ );
14    se  $f_{dem}(s'') > f_{dem}(s)$  ou ( $f_{dem}(s'') = f_{dem}(s)$  e  $f_{dist}(s'') < f_{dist}(s)$ ) então
15       $s \leftarrow s''$ ;
16       $LC \leftarrow LC'$ ;
17       $bestIter \leftarrow iter$ ;
18       $r \leftarrow 1$ ;
19    senão
20       $r \leftarrow r + 1$ ;

```

5 Experimentos Computacionais

Neste capítulo, são descritas as configurações do ambiente de desenvolvimento e de testes, configurados para testar os algoritmos propostos. Em seguida, são apresentadas as características da instância utilizada para testar os métodos de solução, e também, como ela foi obtida. Por último, são mostrados os três experimentos computacionais realizados neste estudo, bem como, as análises feitas sob os resultados obtidos desses experimentos.

5.1 Desenvolvimento e ambiente de testes

Os algoritmos propostos para tratar o MMURP foram desenvolvidos na linguagem de programação Python, na versão 3.6.9. Todos os testes foram realizados em um computador com processador Intel Core i3-4005U, CPU @1.70GHz×4, com 12 GB de memória RAM sob o sistema operacional Ubuntu, na versão 18.04. Para definir a calibragem automática dos parâmetros do IGS e do VNS, foi utilizada a ferramenta Irace (LÓPEZ-IBÁÑEZ et al., 2016). Os valores dos parâmetros passados para o Irace calibrar foram: $method \in \{1, 2\}$, para a escolha do método a ser aplicado, onde o valor 1 corresponde ao IGS e o valor 2 ao VNS; $iterMax \in \{25, 50, 75\}$, que define a quantidade máxima de iterações sem melhora dos algoritmos; $rMax \in [5, 10]$, que impõe a quantidade máxima de rotas a serem eliminadas durante a fase de perturbação do VNS; $P \in \{0.20, 0.30, 0.40, 0.50, 0.60\}$, que indica o percentual de locais candidatos a serem explorados durante a busca no espaço de soluções; $Q \in \{0.10, 0.15, 0.20, 0.25, 0.30\}$, que indica o percentual das rotas mais ociosas a serem exploradas durante a busca no espaço de soluções; A melhor configuração de parâmetros retornada pelo Irace foi: $method = 2$, $iterMax = 50$ e $rMax = 6$, $P = 0.50$ e $Q = 0.30$.

5.2 Características da instância

O Estado de Minas Gerais é composto por 853 localidades. O somatório da demanda por exames de mamografia desses locais totaliza em 1727487 consultas associadas às mulheres na faixa de idade recomendada pelos órgãos de saúde. As informações sobre a população feminina apta a realizar o exame de rastreamento do câncer de mama se referem ao censo de 2010, realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e foram projetadas para o ano de 2020. Essa projeção, foi realizada levando-se em consideração a demanda por exames das mulheres entre 30 e 59 anos em 2010, que corresponde à demanda estimada das mulheres entre 40 e 69 anos em 2020. Em setembro de 2019 Minas Gerais possuía o total de 326 mamógrafos fixos disponíveis pelo Sistema Único de Saúde para atender a população feminina. Os dados relativos à demanda de cada localidade e ao número de mamógrafos fixos disponíveis, foram obtidos de acordo com a base

de dados do Ministério da Saúde (Disponível em: <<http://www2.datasus.gov.br/DATASUS/>>. Acesso em: Março de 2019.) As distâncias entre cada par de localidades foram obtidas por meio da API Google Maps, considerando-se o deslocamento por carro.

Para testar os métodos de solução, foi utilizada uma instância relativa a uma região do Estado de Minas Gerais, composta por 444 localidades candidatas. Nessa região, contabiliza-se o total de 358131 mulheres a serem atendidas pelas unidades móveis de mamografia. Para obter essa instância, foi utilizado o mesmo procedimento descrito no trabalho publicado em Rosa et al. (2020). Inicialmente, foi aplicado o modelo exato de Souza et al. (2019) que simula a situação atual da distribuição dos mamógrafos fixos, e retorna os locais com e sem cobertura por esses equipamentos. A demanda total coberta com a aplicação do modelo matemático de Souza et al. (2019) foi de 1146490 exames, que representa a demanda de 274 locais candidatos. Por outro lado, um total de 579 localidades não foram atendidas pelos mamógrafos fixos. A demanda total das localidades sem atendimento é de 580997 exames, o que representa 33,6% da demanda total de Minas Gerais. Dentre as 579 localidades que ficaram sem atendimento pelos mamógrafos fixos, foram definidos dois critérios para filtrar as candidatas a compor uma solução do MMURP: o primeiro deles, leva em consideração somente os locais que distam até 500 km dos depósitos considerados, Patrocínio e Belo Horizonte; já o segundo, é utilizado para selecionar apenas as localidades que possuam a demanda inferior à capacidade de um único mamógrafo. O primeiro critério, foi adotado de acordo com as normas de planejamento das MMUs, indicadas pelo Hospital do Câncer de Patrocínio Dr. José Figueiredo. O segundo critério, por sua vez, foi levado em consideração para evitar que uma MMU fique estagnada em um único local por um longo período de tempo, uma vez que esse local possua a demanda alta. Sendo assim, foi realizado um pré-processamento que considera a alocação de mamógrafos fixos nos locais com a demanda alta. Essa alocação é feita até que a demanda residual da localidade candidata seja inferior a capacidade de atendimento do mamógrafo. Ao final desse procedimento, foram selecionadas 444 localidades como candidatas a compor uma solução do MMURP. Essas localidades, são aquelas desprovidas de atendimento por mamógrafos fixos, as que possuem a demanda inferior a capacidade de um único mamógrafo, e as que distam até 500 km dos depósitos considerados.

5.3 Experimento 1

O primeiro experimento com a aplicação dos algoritmos desenvolvidos leva em consideração a aquisição gradual de MMUs, aumentando de 8 em 8 por depósito, até que a cobertura de exames de mamografia na região estudada seja a máxima possível. Sendo assim, neste experimento foram simulados dois cenários que se diferem pelas capacidades das MMUs, que são de 5069 e 10138 exames disponíveis para atendimento em cada um dos cenários. O parâmetro *distMax*, que impõe o limite máximo de deslocamento da MMU de um local a outro, foi fixado em 180 km. Para realizar esse experimento, a instância principal do problema, que é aquela que contém as 444 localidades candidatas, foi subdividida em outras instâncias que se diferem apenas pelo número de MMUs disponíveis para uso em cada uma delas. As Tabelas 5.1 e 5.2 mostram uma comparação dos resultados obtidos com a aplicação dos algoritmos IGS e VNS. As colunas dessas tabelas são descritas da seguinte forma: na primeira coluna, *Inst.* indica as instâncias usadas nas simulações, que estão enumeradas de acordo com a quantidade de MMUs disponíveis para uso em cada depósito (por exemplo, *Inst.* = i1 representa a instância com uma MMU disponível em Patrocínio e uma disponível em Belo Horizonte); Na segunda coluna, *MMUs Usadas* é a quantidade de MMUs que de fato foram usadas para atender aos locais candidatos (*MMUs Usadas* = 1 / 1, indica que 1 MMU do depósito de Patrocínio foi usada e 1 do depósito de Belo Horizonte também foi usada); Na terceira coluna, *Loc. Cob.* representa o número total de localidades atendidas. Na quarta coluna, *Dem. Cob.* mostra a soma da demanda total coberta pelas MMUs de ambos os depósitos; Na quinta coluna, *% Cob.* equivale ao percentual de cobertura em relação à demanda inicial de 358131 exames; Na sexta coluna, *Dist.* (km) é a soma da distância total percorrida pelas MMUs de ambos os depósitos. Por último, temos o tempo de execução do algoritmo, em segundos. Os resultados retornados, correspondem a média de 10 execuções realizadas em cada simulação. O tempo máximo definido para cada simulação foi fixado em 500 segundos.

Tabela 5.1 – Resultados IGS × VNS

Cenário 1: MMUs com capacidade de 5069 exames												
Inst.	IGS						VNS					
	MMUs Usadas	Loc. Cob.	Dem. Cob.	% Cob.	Dist. (km)	Tempo (s)	MMUs Usadas	Loc. Cob.	Dem. Cob.	% Cob.	Dist. (km)	Tempo (s)
i1	1/1	18	10081	2,81%	1384	4,8	1/1	37	10134	2,83%	1751	83,2
i8	8/8	186	80153	22,38%	8490	38,5	8/8	197	80503	22,48%	8441	500,0
i16	15/16	268	154294	43,08%	15894	58,1	15/16	401	155298	43,36%	15426	500,0
i24	15/ 24	344	191114	53,36%	17684	142,4	15/ 24	397	190846	53,29%	17646	500,0
i32	15/ 32	389	228563	63,82%	19210	153,6	15/ 32	434	226012	63,11%	19400	500,0
i40	15/ 40	420	262212	73,22%	21493	151,0	15/ 40	436	257593	71,93%	21592	500,0
i48	15/ 48	436	297236	83,00%	25352	148,7	15/ 48	437	292232	81,60%	25136	500,0
i56	15/ 56	439	326817	91,26%	28304	163,6	15/ 56	435	324044	90,48%	27927	500,0
i64	15/ 64	441	347035	96,90%	30165	254,4	15/ 64	440	347071	96,91%	30231	500,0
i72	15/70	444	358131	100,00%	31123	204,6	15/70	444	358131	100,00%	31168	500,0

De acordo com os resultados do primeiro cenário apresentados na Tabela 5.1, verifica-se que em ambos os algoritmos foram necessárias 85 MMUs para cobrir 100% da demanda da região considerada. Além disso, nota-se que a partir da Instância *i16* o número de MMUs usadas no primeiro depósito diminui de tal modo que, a partir desse ponto, não adianta adquirir mais MMUs pois todas as localidades candidatas do primeiro depósito já foram inseridas na solução. Com relação a cobertura de exames, pode-se verificar que o IGS obteve soluções melhores do que o VNS em 5 Instâncias (*i24*, *i32*, *i40*, *i48* e *i56*). Por outro lado, o VNS obteve uma maior cobertura de atendimentos do que o IGS em 4 Instâncias (*i1*, *i8*, *i16* e *i64*). Além disso, o IGS foi superior ao VNS com relação ao tempo de execução dos algoritmos em todas as instâncias testadas.

Tabela 5.2 – Resultados IGS × VNS

Cenário 2: MMUs com capacidade de 10138 exames												
Inst.	IGS						VNS					
	MMUs Usadas	Loc. Cob.	Dem. Cob.	% Cob.	Dist. (km)	Tempo (s)	MMUs Usadas	Loc. Cob.	Dem. Cob.	% Cob.	Dist. (km)	Tempo (s)
<i>i1</i>	1/1	28	20219	5,65%	1814	4,1	1/1	50	20272	5,66%	2642	101,0
<i>i8</i>	8/8	270	161394	45,07%	13049	34,1	8/8	398	161300	45,04%	13316	497,4
<i>i16</i>	9/16	389	247326	69,06%	17570	53,8	9/16	425	243052	67,87%	17590	500,0
<i>i24</i>	9/24	436	310523	86,71%	19794	70,6	9/24	424	303880	84,85%	19502	500,0
<i>i32</i>	9/32	441	349419	97,57%	21926	114,7	9/32	442	351286	98,09%	22408	500,0
<i>i40</i>	9/34	444	358131	100,00%	22414	119,3	9/34	444	358131	100,00%	22871	500,0

A Tabela 5.2, mostra os resultados obtidos do segundo cenário simulado. Conforme é apresentado na tabela, verifica-se que nos dois algoritmos o número de MMUs usadas para atender a todos os candidatos foi de 43 unidades móveis. De maneira semelhante ao que acontece no primeiro cenário, a partir da Instância *i16* o incremento de MMUs é interrompido para o primeiro depósito. Com relação a cobertura de exames neste cenário, verifica-se que o IGS retornou soluções melhores do que o VNS em 3 Instâncias (*i8*, *i16* e *i24*). Já o VNS, retornou uma cobertura maior de exames do que o IGS em 2 Instâncias (*i1* e *i32*). Por fim, assim como ocorre no Cenário 1, neste cenário, o IGS superou o VNS com relação ao tempo de processamento da solução em todas as instâncias. Além disso, comparando os resultados obtidos nas duas Tabelas (5.1 e 5.2), podemos observar que quando a cobertura de exames de 100% é alcançada, o número de MMUs é reduzido quase pela metade do primeiro para o segundo cenário, e a distância total percorrida pelas MMUs com o valor maior alto de capacidade também reduz em aproximadamente 28% com o IGS, e aproximadamente 27% com o VNS.

5.4 Experimento 2

O segundo experimento realizado teve como objetivo identificar se há diferença estatística significativa entre os dois algoritmos propostos. Para isso, inicialmente foi feita uma análise de normalidade da distribuição dos resultados apresentados anteriormente, nas Tabelas 5.1 e 5.2. A partir dessa análise inicial, verificamos que os resultados retornados pelos dois algoritmos não seguem uma distribuição normal Gaussiana. Sendo assim, foi aplicado o teste não paramétrico de [Kruskal e Wallis \(2008\)](#) para comprovar se há ou não diferença estatística entre os algoritmos. Nessa análise, consideramos um nível de confiança de 95%. Os gráficos das Figuras 5.1 e 5.2 mostram os *boxplots* gerados de acordo com os resultados alcançados por ambos os algoritmos. Esses *boxplots* permitem fazer uma análise gráfica comparativa de desempenho dos métodos de solução propostos. Os *boxplots* na cor azul são associados ao IGS e os que estão na cor laranja se referem ao VNS. A interseção entre os *boxplots* de cada algoritmo serve de indicativo de que eles são iguais em termos estatísticos. Por outro lado, caso não haja uma interseção entre os *boxplots*, isso sugere a existência de diferença estatística entre os algoritmos. Esse indicativo mostrado nos *boxplots* pode ser comprovado por meio do teste estatístico de Kruskal-Wallis. Nesse teste, se o intervalo de confiança definido for satisfeito, isso mostra que há diferença estatística significativa entre os algoritmos, e com isso, é possível verificar a superioridade de um algoritmo em relação ao outro. Caso contrário, não se prova a existência de diferença entre os métodos e, assim, não é possível afirmar que um método é melhor do que o outro.

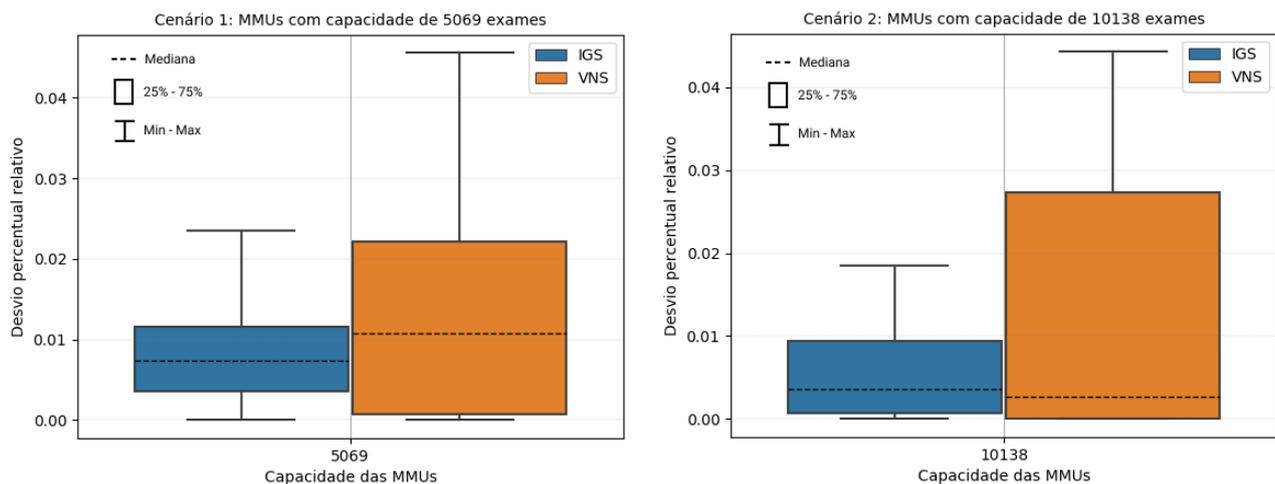


Figura 5.1 – *Boxplots* considerando o conjunto dos resultados de todas as instâncias

Os gráficos da Figura 5.1 foram plotados considerando o conjunto com todos os resultados alcançados, isto é, os desvios percentuais relativos, quando aplicamos os dois algoritmos em todas as instâncias. O gráfico localizado mais à esquerda corresponde ao Cenário 1, que é aquele que leva em consideração a aquisição gradual de MMUs com capacidades de realizar 5069 exames, enquanto o gráfico mais à direita é relativo ao Cenário 2, que é o cenário que considera a aquisição gradativa de MMUs com capacidades para realizar 10138 consultas. Conforme podemos observar

nos dois gráficos, os *boxplots* do IGS e do VNS se interceptam. Sendo assim, há indícios de que não existem diferenças estatísticas significantes entre os dois algoritmos quando leva-se em consideração o conjunto de resultados de todas as instâncias juntas. Essa semelhança estatística entre os algoritmos pôde ser comprovada com a aplicação do teste de Kruskal-Wallis.

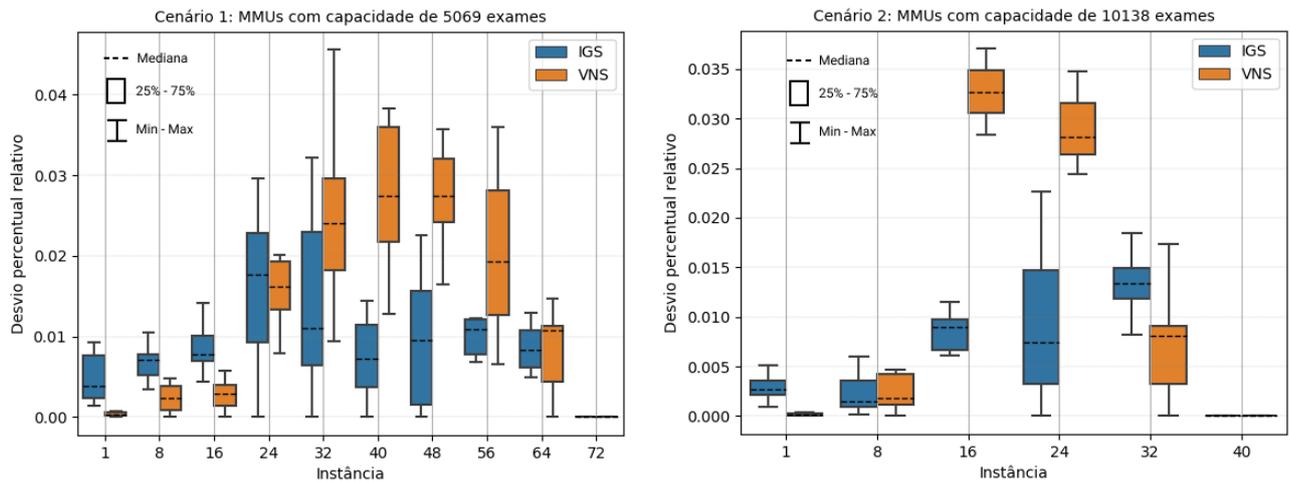


Figura 5.2 – *Boxplots* considerando os resultados de cada instância individualmente

Os gráficos da Figura 5.2 foram plotados considerando os resultados alcançados quando aplicamos os dois algoritmos em cada instância individualmente. Assim como na figura anterior, nesta, o gráfico localizado mais à esquerda também se refere ao Cenário 1, e o gráfico mais à direita, ao Cenário 2. Analisando o primeiro gráfico, podemos verificar que há indícios de diferença estatística entre os métodos de solução em 6 das 10 instâncias testadas: (*i1*, *i8*, *i16*, *i40*, *i48* e *i56*). Com a aplicação do teste não paramétrico de Kruskal-Wallis, essa hipótese somente não foi comprovada para a Instância *i56* na qual o teste estatístico confirma que os algoritmos são semelhantes em termos estatísticos. Além disso, dentre as instâncias em que os algoritmos se diferem, observa-se claramente que nas Instâncias *i1*, *i8* e *i16* o VNS supera o IGS, e nas Instâncias *i40* e *i48* o IGS é melhor do que o VNS. Com relação ao segundo gráfico, observamos nos desenhos dos *boxplots* que há indícios de diferença estatística entre os algoritmos em quase todas as instâncias, exceto nas Instâncias *i8* e *i40*. Essa hipótese pôde ser comprovada por meio do teste estatístico de Kruskal-Wallis. Conforme pode ser verificado neste gráfico, o VNS supera o IGS nas Instâncias *i1* e *i32*. O IGS, por sua vez, é melhor do que o VNS nas Instâncias *i16* e *i24*.

5.5 Experimento 3

Para avaliar o desempenho dos algoritmos propostos no quesito tempo de processamento da solução, foi feita uma análise de distribuição de probabilidade empírica. Neste experimento, foi analisada a probabilidade de o IGS e o VNS retornarem valores alvos de demanda previamente definidos, em função do tempo, em segundos, necessário para eles alcançarem essas metas de solução. O objetivo dessa análise, foi demonstrar graficamente a probabilidade p_i dos algoritmos retornarem um determinado valor alvo, em função do tempo de processamento da solução no instante de tempo t_i . Para tanto, foram definidos 3 valores alvos de demanda como critérios de parada nos dois algoritmos testados, sendo eles: 50%, 70% e 90% do valor total da demanda da região estudada. Esses 3 valores alvos assumidos, foram considerados nas instâncias do primeiro cenário (vide Seção 5.3: $i24$, $i40$ e $i56$, respectivamente). Para cada simulação realizada foi fixado o tempo máximo de 500 segundos para que a demanda alvo fosse alcançada. Caso isso não ocorresse no limite máximo de tempo estabelecido, o processamento dos algoritmos era interrompido. Para gerar os gráficos de distribuição de probabilidade empírica, foram realizados os seguintes passos: inicialmente, ambos os algoritmos foram executados 100 vezes para cada valor alvo a ser encontrado. Dentre essas 100 execuções em cada um dos algoritmos, naquelas em que o valor alvo fosse obtido com sucesso, o instante de tempo t_i processado era registrado; caso contrário, ele era ignorado. Ao final dessas execuções, os instantes de tempo t_i registrados foram ordenados crescentemente e, dessa maneira, para cada t_i bem sucedido, foi associada a probabilidade p_i de se encontrar a demanda alvo de acordo com a equação abaixo:

$$p_i = \frac{(i - 0,5)}{100} \quad \forall i = 1 \dots \leq 100$$

onde, i indica o i -ésimo registro do tempo do processamento bem sucedido do valor alvo.

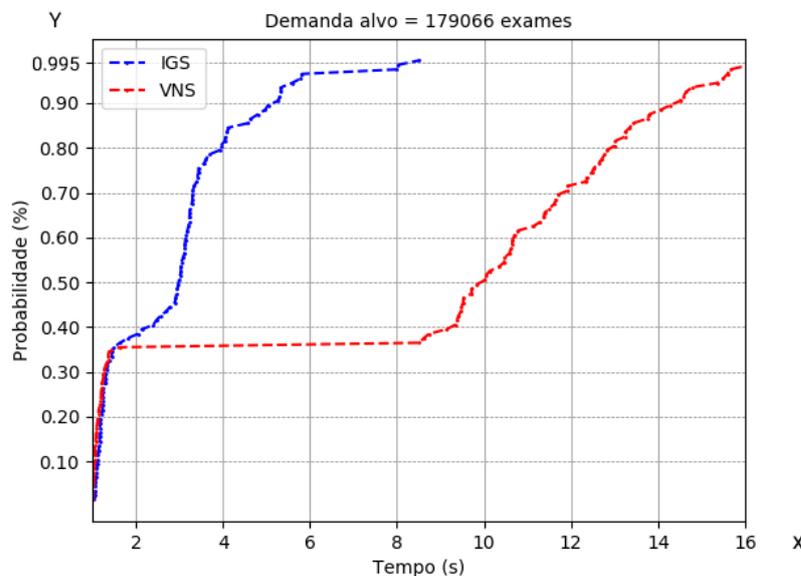


Figura 5.3 – Gráfico comparativo IGS X VNS - Alvo de 50% de exames

O gráfico da Figura 5.3 faz uma comparação do desempenho do IGS com o do VNS para obter 50% do valor da demanda da região estudada. Conforme é mostrado no gráfico pode-se notar que nos instantes de tempo iniciais, de até 2 segundos aproximadamente, ambos os algoritmos empatam quanto a probabilidade de obter o valor alvo de demanda, que se aproxima de 35% de chances nesse intervalo de tempo. Passados os 2 segundos, é possível verificar claramente que o IGS apresenta um desempenho melhor do que o VNS para encontrar a meta de demanda. Como podemos observar, o IGS precisa de apenas 8 segundos para alcançar a demanda de 179066 exames com uma confiança de 99,5% em todas as vezes que o algoritmo for finalizado nesse instante de tempo. O VNS, por sua vez, necessita do dobro do tempo do IGS para satisfazer o valor procurado com essa mesma probabilidade.

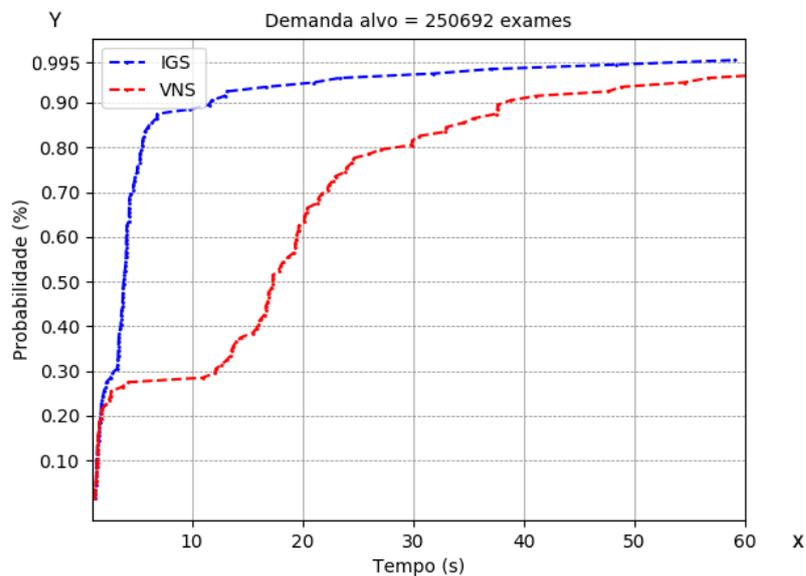


Figura 5.4 – Gráfico comparativo IGS X VNS - Alvo de 70% de exames

Com relação ao gráfico da Figura 5.4 compara-se a eficiência do IGS com a do VNS para retornar 70% da demanda da região considerada. Podemos observar nos instantes de tempo iniciais que o comportamento deste gráfico é bem semelhante ao resultado do gráfico anterior, onde havia um empate entre os algoritmos em um dado intervalo de tempo. Conforme podemos verificar, o IGS também supera o VNS após os segundos iniciais e ele requer 60 segundos, no mínimo, para garantir uma probabilidade de 99,5% de chances de retornar a solução alvo sempre que ele for terminado nesse instante de tempo. Por outro lado, no VNS, a probabilidade é um pouco abaixo quando leva-se em consideração esse mesmo tempo para alcançar a meta desejada.

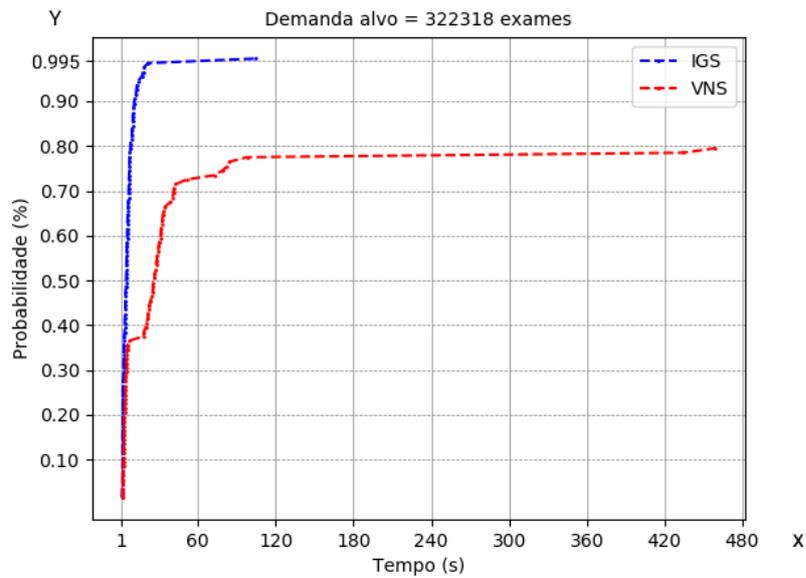


Figura 5.5 – Gráfico comparativo IGS X VNS - Alvo de 90% de exames

Para finalizar a análise do terceiro experimento, temos o gráfico da Figura 5.5 que compara o desempenho dos algoritmos para obter 90% do total de exames de mamografia na região de estudo. De acordo com a representação gráfica dos resultados nota-se novamente que o IGS empata com o VNS em certo instante de tempo, mas após esse momento, ele o supera. Verificamos que passados 60 segundos de processamento da solução, o desempenho do VNS é bem inferior ao do IGS. A probabilidade aproximada do VNS retornar a demanda objetivada a partir desse instante de tempo é de 80%, enquanto com o IGS, esse percentual aumenta para 99,5% de chances de obter o valor alvo de demanda.

6 Conclusão e trabalhos futuros

Neste trabalho, foram desenvolvidos dois algoritmos heurísticos, baseados nas meta-heurísticas *Iterated Greedy Search* (IGS) e *Variable Neighborhood Search* (VNS), para tratar o Problema de Roteamento de Unidades Móveis de Mamografia (MMURP). Neste problema, apresentamos uma metodologia para propor soluções de roteirização das unidades móveis de mamografia, onde definimos uma função de avaliação hierárquica que leva em consideração dois objetivos: o primeiro objetivo, visa maximizar a cobertura total de exames de mamografia; enquanto o segundo, busca minimizar a distância total percorrida por elas.

Para testar os métodos de solução, foi utilizada uma instância relativa a uma região do Estado de Minas Gerais composta por 444 locais desprovidos de atendimento por mamógrafos fixos e que distam até 500 km dos depósitos considerados, localizados em Patrocínio e em Belo Horizonte. Essa instância, foi obtida por meio de uma simulação do cenário atual de distribuição dos mamógrafos fixos em Minas Gerais. Nessa simulação, aplica-se a formulação matemática de Souza et al. (2019) que retorna as localidades com e sem atendimento pelas unidades fixas de mamografia. As informações sobre a demanda dos locais e o número de mamógrafos fixos disponíveis no Estado foram obtidos por meio da base de dados do Ministério da Saúde do Brasil, o DATASUS.

Foram realizados três experimentos com os algoritmos propostos: o primeiro deles, leva em consideração a aquisição gradual de MMUs de capacidades 5069 e 10138 exames, até obter 100% da cobertura de exames na região estudada. No segundo experimento, por sua vez, foi aplicado o teste estatístico de Kruskal-Wallis com o objetivo de identificar se os dois algoritmos se diferem em termos estatísticos. Por fim, no último experimento, foi feita uma análise de probabilidade empírica de desempenho dos algoritmos para retornar 50%, 70% e 90% da demanda total da região considerada em função do tempo de processamento da solução. Os resultados mostraram que é possível alcançar soluções de boa qualidade em tempo de processamento da solução de até 500 segundos. Além disso, o teste estatístico identificou a existência de diferença estatística entre os métodos apenas para algumas das instâncias analisadas. Para finalizar, também foi possível verificar que o IGS se mostrou mais eficiente do que o VNS para retornar os valores alvos de demanda desejados.

Por fim, com as propostas de Souza et al. (2019) para otimizar a localização dos mamógrafos fixos, e as que foram desenvolvidas neste trabalho a fim de roteirizar as unidades móveis de mamografia, nota-se que é possível propor aos gestores de saúde um planejamento da utilização das unidades fixas e móveis para atender a todas as mulheres, não somente no Estado de Minas Gerais. Como trabalhos futuros, além da continuidade da revisão de literatura a fim de identificar outras características que possam ser impostas ao MMURP, pretende-se refinar os algoritmos

desenvolvidos com o intuito de melhorar a qualidade das soluções retornadas e o desempenho deles para alcançar soluções de boa qualidade mais rapidamente.

6.1 Publicações Realizadas

O seguinte trabalho foi originado da metodologia proposta e publicado em:

- 1) Rosa, O. A. S.; Rosa, P. M.; Souza, M. J. F.; Penna, P. H. V. Um algoritmo construtivo para o problema de roteamento de unidades móveis de mamografia. LII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional – LII SBPO. João Pessoa, 2020.

Referências

- ABREU, G. Distribuição geográfica e acesso ao mamógrafo no estado da Bahia. *Revista Baiana de Saúde Pública*, v. 39, n. 1, p. 88, 2015. ISSN 2318-2660. Disponível em <<http://rbsp.sesab.ba.gov.br/index.php/rbsp/article/view/768>>. Acesso em 03/09/2019.
- AMARAL, P.; LUZ, L.; CARDOSO, F.; FREITAS, R. Distribuição espacial de equipamentos de mamografia no Brasil. *Revista Brasileira de Estudos Urbanos e Regionais*, Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Planejamento Urbano e Regional, v. 19, n. 2, p. 326–341, 2017.
- BITTENCOURT, G. C. d.; RODRIGUES, S.; NETTO, P. O. B.; JURKIEWICZ, S. Problema de roteamento de veículos capacitados (prvc): Solução manual x busca dispersa. In: *Congresso Latino-Iberoamericano de Investigación Operativa - Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional - CLAIO SBPO*. Rio de Janeiro, Brasil: [s.n.], 2012. p. 2114–2125.
- BRASIL, M. da S. *Critérios e parâmetros para o planejamento e programação de ações e serviços de saúde no âmbito do sistema único de saúde: parâmetros SUS*. Brasília: [s.n.], 2015. Ministério da Saúde. Disponível em <www.saude.campinas.sp.gov.br/programas/protocolos/Parametros_SUS_2015.pdf>. Acesso em 30/10/2019.
- CUNHA, G. N. da; VIANNA, C. M. de M.; MOSEGUI, G. B. G.; SILVA, M. P. R. da; JARDIM, F. N. Rastreamento do câncer de mama: modelo de melhoria do acesso pelo uso de mamógrafos móveis. *Rev Panam Salud Publica*, 2019.
- DANTZIG, G. B.; RAMSER, J. H. The truck dispatching problem. *Management Science*, v. 6, n. 1, p. 80–91, Outubro 1959. Disponível em <<https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80>>. Acesso em 26/09/2019.
- De la vega, D. S.; MARQUEZ, M. F. R.; ARTEAGA, A. M.; SILVA, J. E.; VIEIRA, J. G. V. Problema de roteamento de veículos com entregas fracionadas e coleta simultânea: Uma aplicação para a logística interna. In: *XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional - Pesquisa Operacional na Gestão da Segurança Pública*. Salvador, BA, Brasil: [s.n.], 2014. p. 1496–1508.
- FREITAS, L. M. B.; ARROYO, J. E. C.; MONTANÉ, F. A. T. Heurística VNS para o problema de roteamento de veículos com coleta e entrega simultânea. In: *Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística da Marinha - SPOLM*. Rio de Janeiro, Brasil: [s.n.], 2007.
- HANSEN, P.; MLADENOVIĆ, N. Variable neighborhood search for the p-median. *Location Science*, Elsevier, v. 5, n. 4, p. 207–226, 1997.
- HEINEN, M. R.; OSÓRIO, F. S. Algoritmos genéticos aplicados ao problema de roteamento de veículos. *Hifen*, v. 30, n. 58, p. 90–95, 2006.
- INCA. *Parâmetros para o rastreamento do câncer de mama: recomendações para gestores estaduais e municipais*. Rio de Janeiro: [s.n.], 2009. INCA. Disponível em <http://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/parametros_rastreamento_cancer_mama.pdf>. Acesso em 30/10/2019.

- INCA. *A situação do câncer de mama no Brasil: síntese de dados dos sistemas de informação*. Rio de Janeiro, Brasil: [s.n.], 2019. INCA. Disponível em <<https://www.inca.gov.br/publicacoes/livros/situacao-do-cancer-de-mama-no-brasil-sintese-de-dados-dos-sistemas-de-informacao>>. Acesso em 25/09/2019.
- KRUSKAL, W. H.; WALLIS, W. A. Kruskal-wallis test. In: _____. *The Concise Encyclopedia of Statistics*. New York, NY: Springer New York, 2008. p. 288–290. ISBN 978-0-387-32833-1. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-0-387-32833-1_216>.
- LENSTRA, J. K.; RINNOOY-KAN, A. H. G. Complexity of vehicle routing and scheduling problems. *Networks*, v. 11, p. 221–227, 1981.
- LIMA, S. J. d. A.; SANTOS, R. A. R.; ARAUJO, S. A. de. Otimização do problema de roteamento de veículos capacitado e as heurísticas de gillet e miller e descida de encosta. In: *XXXV Encontro Nacional de Engenharia de Produção - Perspectivas Globais para a Engenharia de Produção*. Fortaleza, CE, Brasil: [s.n.], 2015.
- LÓPEZ-IBÁÑEZ, M.; DUBOIS-LACOSTE, J.; CÁCERES, L. P.; BIRATTARI, M.; STÜTZLE, T. The irace package: Iterated racing for automatic algorithm configuration. *Operations Research Perspectives*, Elsevier, v. 3, p. 43–58, 2016.
- MANGUINO, J. L. V.; RONCONI, D. P. Problema de roteamento de veículos com frota mista, janelas de tempo e custos escalonados. In: *Congreso Latino-Iberoamericano de Investigación Operativa - Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional - CLAIO SBPO*. Rio de Janeiro, Brasil: [s.n.], 2012. p. 1718–1729.
- RACIONAIS, M. *A vida É Desafio - Nada Como Um Dia Após O Outro Dia (Chora Agora)*. Youtube: [s.n.], 2002. RacionaisTV. Disponível em <<https://rb.gy/uo9hpf>>. Acesso em 05/04/2021.
- RENCK, D. V.; BARROS, F.; DOMINGUES, M. R.; GONZALEZ, M. C.; SCLOWITZ, M. L.; CAPUTO, E. L.; GOMES, L. de M. Equidade no acesso ao rastreamento mamográfico do câncer de mama com intervenção de mamógrafo móvel no sul do rio grande do sul, brasil. *Cadernos de Saúde Pública*, v. 30, n. 1, p. 88–96, Janeiro 2014. ISSN 0102-311X.
- ROSA, O. A. S.; ROSA, P. M.; SOUZA, M. J. F.; PENNA, P. H. V. Um algoritmo construtivo para o problema de roteamento de unidades móveis de mamografia. In: *LII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL – LII SBPO*. João Pessoa, 2020: [s.n.], 2020. Disponível em: <<<https://proceedings.science/sbpo-2020/papers/um-algoritmo-construtivo-para-o-problema-de-roteamento-de-unidades-moveis-de-mamografia>>>. Acesso em: 19 fev. 2021.
- RUIZ, R.; STÜTZLE, T. An iterated greedy heuristic for the sequence dependent setup times flowshop problem with makespan and weighted tardiness objectives. *European Journal of Operational Research*, v. 187, n. 3, p. 1143 – 1159, 2008. ISSN 0377-2217. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221706008277>>.
- SES. *Saúde da Mulher|2019|Secretaria de Estado de Saúde de Minas Gerais - SES*. 2019. SES. Disponível em <<http://www.saude.mg.gov.br/saudedamulher>>. Acesso em 30/10/2019.
- SOUZA, M. J. F.; COELHO, I. M.; RIBAS, S.; SANTOS, H. G.; MERSCHMANN, L. H. C. A hybrid heuristic algorithm for the open-pit-mining operational planning problem. *European Journal of Operations Research*, Elsevier, v. 207, n. 2, p. 1041–1051, 2010.

SOUZA, M. J. F.; PENNA, P. H. V. *Heurísticas Construtivas. Notas de aula de Técnicas Metaheurísticas para Otimização Combinatória*. Departamento de Computação, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2021: [s.n.], 2021. Disponível em <<http://www.decom.ufop.br/prof/marcone/Disciplinas/InteligenciaComputacional/HeurísticasConstrutivas.pdf>>. Acesso em 15/01/2021.

SOUZA, M. J. F.; PENNA, P. H. V.; SÁ, M. V. S. Moreira de; ROSA, P. M. A vns-based algorithm for the mammography unit location problem. In: BENMANSOUR, R.; SIFALERAS, A.; MLADENović, N. (Ed.). *Variable Neighborhood Search: 7th International Conference, ICVNS 2019, Rabat, Morocco, October 3–5, 2019, Revised Selected Papers*. 1. ed. Cham, Switzerland: Springer, 2020, (Lecture Notes in Computer Science, v. 12010). cap. 3, p. 37–52. DOI: <https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-44932-2_3>. Acesso em 22/04/2020.

SOUZA, M. J. F.; PENNA, P. H. V.; STILPEN, M.; ROSA, P. M. A vns-based algorithm for solving the mammography unit location problem. In: *Aceito para publicação nos proceedings da 7th International Conference on Variable Neighborhood Search - ICVNS 2019*. Rabat, Marrocos, outubro de 2019: [s.n.], 2019.

STANLEY, E.; LEWIS, M. C.; IRSHAD, A.; ACKERMAN, S.; COLLINS, H.; PAVIC, D.; LEDDY, R. J. Effectiveness of a mobile mammography program. *American Journal of Roentgenology*, v. 209, p. 1426 – 1429, 2017. Disponível em <<https://www.ajronline.org/doi/10.2214/AJR.16.17670>>. Acesso em 23/01/2021.

SUBRAMANIAN, A.; DRUMMOND, L.; BENTES, C.; OCHI, L.; FARIAS, R. A parallel heuristic for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Computers & Operations Research*, v. 37, n. 11, p. 1899 – 1911, 2010. ISSN 0305-0548. Metaheuristics for Logistics and Vehicle Routing. Disponível em <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054809002779>>. Acesso em 25/10/2019.

VERTER, V.; LAPIERRE, S. Location of preventive health care facilities. *Annals of Operations Research*, v. 110, p. 123–132, 02 2002.

XAVIER, D. R.; OLIVEIRA, R. A. D. de; MATOS, V. P. de; VIACAVA, F.; CARVALHO, C. de C. Cobertura de mamografias, alocação e uso de equipamentos nas regiões de saúde. *Saúde em debate*, v. 40, n. 110, p. 20–35, 2016.