

Universidade Federal Fluminense

RAILA DE MEDEIROS MELO

Modelo Heurístico e Matemático para  
Roteamento de Médicos por Especialidade em  
Situação de Pós - Desastre

VOLTA REDONDA

2023

RAILA DE MEDEIROS MELO

# Modelo Heurístico e Matemático para Roteamento de Médicos por Especialidade em Situação de Pós - Desastre

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia. Área de Concentração: Modelagem Computacional e Pesquisa Operacional.

Orientador:

Tiago Araújo Neves

Coorientadora:

Eliane Da Silva Christo

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

VOLTA REDONDA

2023

Ficha catalográfica automática - SDC/BEM  
Gerada com informações fornecidas pelo autor

M528m Melo, Raila de Medeiros  
Modelo Heurístico e Matemático para Roteamento de Médicos  
por Especialidade em Situação de Pós - Desastre / Raila de  
Medeiros Melo. - 2023.  
93 f.: il.

Orientador: Tiago Araújo Neves.  
Coorientador: Eliane Da Silva Christo.  
Dissertação (mestrado)-Universidade Federal Fluminense,  
Escola de Engenharia Industrial e Metalúrgica de Volta  
Redonda, Volta Redonda, 2023.

1. Logística Humanitária. 2. Modelagem Matemática para  
Distribuição de Socorro Médico. 3. Modelagem Computacional.  
4. BRKGA. 5. Produção intelectual. I. Neves, Tiago Araújo,  
orientador. II. Christo, Eliane Da Silva, coorientadora. III.  
Universidade Federal Fluminense. Escola de Engenharia  
Industrial e Metalúrgica de Volta Redonda. IV. Título.

CDD - XXX

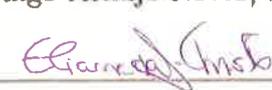
# Modelo Heurístico e Matemático para Roteamento de Médicos por Especialidade em Situação de Pós - Desastre

Raila de Medeiros Melo

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia. Área de Concentração: Modelagem Computacional e Pesquisa Operacional.

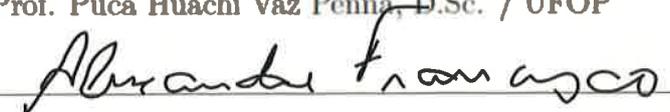
Aprovada por:

  
Prof. Tiago Araújo Neves, D.Sc. / UFF

  
Prof. Eliane Da Silva Christo, D.Sc. / UFF

  
Prof. Luiz Satoru Ochi, D.Sc. / UFF

  
Prof. Puca Huachi Vaz Penna, D.Sc. / UFOP

  
Prof. Alexandre Santos Francisco, D.Sc. / UFF

Volta Redonda, 03 de Março de 2023.

*A Deus minha força e fortaleza e a minha família.*

# Agradecimentos

A Deus que me faz acreditar que nada Nele é impossível. Minha esperança, força e sustento todos os dias.

A minha família, em especial meu esposo Wendel Melo da Silva pelo apoio e encorajamento em momentos difíceis, meus pais e irmãos que em nosso elo eterno estão sempre me desejando as maiores e melhores conquistas e as minhas sobrinhas que me fazem desejar ser um referencial e deixar um legado benéfico à sociedade.

Aos professores do Programa de Pós-graduação Acadêmico (Stricto Sensu) em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia da EEIMVR - Escola de Engenharia Industrial Metalúrgica de Volta Redonda da UFF - Universidade Federal Fluminense. Com vocês ampliei meus conhecimentos e minha visão da carreira acadêmica.

Aos meus orientadores Tiago Araújo Neves e Eliane Da Silva Christo. Muito obrigada por todas inúmeras horas dedicadas em minha orientação, por todos os ensinamentos. Por sempre me incentivar a não desistir e ser um referencial de educadores.

A todos que, direta ou indiretamente, colaboraram na execução deste trabalho.

Agradeço também ao povo brasileiro que, com tanto esforço, financia esta respeitada instituição de ensino.

# Resumo

Desastres naturais sempre existiram e sempre existirão. Os cenários gerados por eles são catastróficos, um verdadeiro caos para os milhares de afetados. Medidas eficazes de atuação nos danos gerados por eles se fazem necessárias. A logística humanitária de desastre, tendo em vista todos os desafios mencionados, traz consigo o objetivo de minimizar o sofrimento e a vulnerabilidade dos afetados pelos desastres fornecendo ferramentas efetivas para tomadas de decisão. Esse estudo tem por objetivo propor um modelo heurístico e um modelo matemático que auxilie na tomada de decisão para garantir o menor tempo de atendimento por uma equipe médica levando-se em consideração as especialidades demandadas e as especialidades médicas disponíveis para distribuição de socorro na fase de resposta. Para construção da heurística é utilizado o Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Viciadas (em inglês Biased Random Key Genetic Algorithm - BRKGA) e para uma abordagem exata é utilizado um modelo matemático similar ao usado para problemas de roteamento com janelas de tempo. Os resultados mostram que a heurística BRKGA é mais adequada que a abordagem exata uma vez que entrega soluções viáveis aos decisores em um curto espaço de tempo e com um baixo valor de erro empírico.

# Abstract

Natural disasters always existed and always will exist. The scenarios generated by them are catastrophic, a real chaos for the affected people. In this sense, effective measures are necessary for damage control. Disaster humanitarian logistics has the objective of minimizing the suffering and vulnerability of those affected by disasters by providing effective tools for decision making. This study propose a heuristic and a mathematical model to help in the decision making process. The proposed mathematical model is similar to that used for vehicle routing problems with time windows, and the Baised Random Key Genetic Algorithm (BRKGA) is used as heuristic approach. The results show that the BRKGA heuristic is most suitable to the exact approach since it delivers near optimal feasible solutions to decision makers in a short time.

# Palavras-chave

1. Logística Humanitária
2. Pesquisa Operacional
3. Modelagem Matemática para Distribuição de Socorro Médico
4. Heurística
5. BRKGA
6. Roteamento médico
7. Modelagem Computacional

# Glossário

LH	:	Logística Humanitária
FLP	:	<i>Facility Location Problems</i>
EEIMVR	:	Escola de Engenharia Industrial Metalúrgica de Volta Redonda
UFF	:	Universidade Federal Fluminense
BRKGA	:	Algoritmo genérico de chaves aleatórias viciadas ( <i>Biased Random-Key Genetic Algorithm</i> )
RKGA	:	Algoritmos genéticos de chaves aleatórias ( <i>Random-key Genetic Algorithms</i> )
$p$	:	Conjunto vetores da população
$p_e$	:	Conjunto elite
$p_m$	:	Conjunto de vetores mutantes
$p_a$	:	Probabilidade de herança elite aplicada no cruzamento
CRED	:	Centro de Pesquisa em Epidemiologia e Desastre
GIS	:	Sistema de Informação Geográfica
GDACS	:	Sistema de Coordenação e Alerta de Desastre Global
DMIS	:	Sistema de Informação de Gestão de Desastres
IFRC	:	Federação Internacional da Cruz Vermelha e Crescente Vermelho
POSIT	:	<i>Portable Open Source Information Tool</i>
HFOSS	:	<i>Free and Open Source Software</i>
PLIM	:	Programação linear inteira mista
SAMU	:	Serviço de Atendimento Móvel de Urgência
PPL	:	Problema de Programação Linea
VRP	:	<i>Vehicle Routing Problem</i>
VRPSTW	:	Problema de Roteirização de Veículos com Janelas de Tempo Suaves
ESF	:	Estratégia Saúde da Família
FO	:	Função Objetivo

---

$o$	:	Origem
$d$	:	Destino
$N$	:	Conjunto de localidades
$N'$	:	Conjunto de localidades com exceção da origem e do destino
$K$	:	Conjunto de médicos
$P$	:	Conjunto de especialidade médica
$R$	:	Conjunto de rotas de cada médico
$B_i$	:	O tempo limite para início do atendimento do paciente $i$
$T_{ij}$	:	O tempo de deslocamento entre os pacientes $i$ e $j$
$S_i$	:	O tempo de atendimento do paciente $i$
$C_k$	:	O tempo necessário para descanso entre viagens do médico $k$
$Q_k$	:	O limite de tempo para rotas do médico $k$
$H_{kp}$	:	Se o médico $k$ possui habilitação na especialidade $p$
$P_{ip}$	:	Se o paciente $i$ demanda a especialidade $p$
$Y_{k,r,i}$	:	O atraso no atendimento do paciente $i$ na $r$ -ésima viagem do médico $k$
$W_{k,r,i}$	:	O tempo de início do atendimento do médico $k$ na rota $r$ para o paciente $i$
$X_{k,r,i,j}$	:	Se o paciente $j$ é atendido imediatamente após o paciente $i$ na $r$ -ésima

# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	<b>xii</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xiv</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>16</b>
1.1 Justificativa . . . . .	19
1.2 Objetivos . . . . .	20
1.2.1 Objetivo Geral . . . . .	20
1.2.2 Objetivos Específicos . . . . .	20
1.3 Delimitações do Estudo . . . . .	21
1.4 Metodologia . . . . .	22
1.5 Estrutura do Trabalho . . . . .	22
<b>2 Logística Humanitária</b>	<b>24</b>
2.1 Localização de instalações . . . . .	25
2.2 Distribuição de Alívio / Socorro . . . . .	28
2.3 Evacuação em massa . . . . .	31
2.4 Sistemas de informação em logística humanitária . . . . .	32
<b>3 Características do Problema</b>	<b>34</b>
<b>4 Métodos de Resolução de problemas de Pesquisa Operacional</b>	<b>40</b>
4.1 Problema de Programação Linear - PPL . . . . .	40
4.2 Heurísticas e Meta-heurísticas . . . . .	42

---

4.2.1	Algoritmo Genético . . . . .	43
4.2.2	Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Viciadas . . . . .	46
<b>5</b>	<b>Estudo de Caso</b>	<b>50</b>
5.1	Definição do método . . . . .	50
5.2	Desenvolvimentos dos Algoritmos . . . . .	51
5.2.1	Abordagem Matemática . . . . .	51
5.2.2	Abordagem Heurística . . . . .	54
<b>6</b>	<b>Resultados</b>	<b>59</b>
6.1	Instâncias do problema . . . . .	59
6.2	Resultados Computacionais . . . . .	66
<b>7</b>	<b>Conclusões e Trabalhos Futuros</b>	<b>83</b>
7.1	Conclusões . . . . .	83
7.2	Trabalhos Futuros . . . . .	85
	<b>Referências</b>	<b>86</b>

# Lista de Figuras

1.1	Frequência global de desastres naturais entre os anos de 1990 e 2021 . . . . .	17
1.2	Frequência global de desastres naturais entre os anos de 1990 e 2021 . . . . .	17
1.3	Número de publicações por ano . . . . .	19
3.1	Esboço do fluxo de informações recebidas e enviadas pela central. . . . .	37
3.2	Esboço do envio de médicos para formação das equipes assistenciais . . . . .	39
4.1	Exemplo algoritmo <i>Branch-and-Bound</i> . . . . .	42
4.2	Funcionamento do cruzamento . . . . .	45
4.3	Funcionamento da mutação . . . . .	45
4.4	Funcionamento de um Algoritmos Genético padrão . . . . .	46
4.5	Comparação das distribuições de iterações a uma solução alvo dos algoritmos BRKGA e RKGA. . . . .	48
4.6	<i>Framework</i> do BRKGA . . . . .	49
5.1	Exemplificação Algoritmo 1 . . . . .	56
6.1	Mapa das localidades . . . . .	61
6.2	Curvas das distribuições estatísticas Normal, Zipf e Uniforme . . . . .	64
6.3	Atrasos em minutos paras as demandas segundo Distribuição Uniforme com disponibilidade de 4 médicos. . . . .	74
6.4	Atrasos em minutos paras as demandas segundo Distribuição Uniforme com disponibilidade de 6 médicos. . . . .	74
6.5	Atrasos em minutos paras as demandas segundo Distribuição Normal com disponibilidade de 4 médicos. . . . .	75
6.6	Atrasos em minutos paras as demandas segundo Distribuição Normal com disponibilidade de 6 médicos. . . . .	75

---

6.7	Atrasos em minutos paras as demandas segundo Distribuição Zipf com disponibilidade de 4 médicos. . . . .	76
6.8	Atrasos em minutos paras as demandas segundo Distribuição Zipf com disponibilidade de 6 médicos. . . . .	76
6.9	Gap erro empírico para 4 médicos. . . . .	77
6.10	Gap erro empírico para 6 médicos. . . . .	78
6.11	Tempos de máquina em segundos paras as demandas segundo Distribuição Uniforme com disponibilidade de 4 médicos. . . . .	79
6.12	Tempos de máquina em segundos paras as demandas segundo Distribuição Uniforme com disponibilidade de 6 médicos. . . . .	79
6.13	Tempos de máquina em segundos paras as demandas segundo Distribuição Normal com disponibilidade de 4 médicos. . . . .	80
6.14	Tempos de máquina em segundos paras as demandas segundo Distribuição Normal com disponibilidade de 6 médicos. . . . .	80
6.15	Tempos de máquina em segundos paras as demandas segundo Distribuição Zipf com disponibilidade de 4 médicos. . . . .	81
6.16	Tempos de máquina em segundos paras as demandas segundo Distribuição Zipf com disponibilidade de 6 médicos. . . . .	81

# Lista de Tabelas

2.1	Banco de dados da pesquisa de artigos . . . . .	26
2.2	Estudos sobre distribuição de alívio utilizando modelos determinísticos. . .	30
3.1	Diferença entre o estudo e assuntos atualizados semelhantes na literatuta .	39
6.1	Localidades e seus endereços . . . . .	60
6.2	Tempos usados nas instâncias de 7 localidades (minutos) . . . . .	61
6.3	Tempos usados nas instâncias de 12 localidades (minutos) . . . . .	62
6.4	Tempos usados nas instâncias de 17 localidades (minutos) . . . . .	62
6.5	Tempos usados nas instâncias de 22 localidades (minutos) . . . . .	63
6.6	Demandas por especialidade médica para a distribuição de probabilidade Uniforme . . . . .	64
6.7	Demandas por especialidade médica para a distribuição de probabilidade Normal . . . . .	64
6.8	Demandas por especialidade médica para a distribuição de probabilidade Zipf . . . . .	64
6.9	Especialidades médicas para um conjunto de 4 médicos. . . . .	65
6.10	Especialidades médicas para um conjunto de 6 médicos. . . . .	65
6.11	Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Uni- forme com 4 médicos . . . . .	67
6.12	Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Uni- forme com 6 médicos . . . . .	68
6.13	Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Normal com 4 médicos . . . . .	69

---

6.14 Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Normal com 6 médicos . . . . .	70
6.15 Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Zipf com 4 médicos . . . . .	71
6.16 Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Zipf com 6 médicos . . . . .	72
6.17 Rotas médicas para as demandas com 4 médicos e 10 pacientes . . . . .	72
6.18 Gap do <i>software</i> para as instâncias que alcançaram o tempo limite de execução . . . . .	73

# Capítulo 1

## Introdução

Furacões, enchentes, terremotos, tsunamis, tempestades, rompimento de barragens, deslizamento de terras entre muitos outros desastres afetam diversas pessoas anualmente e causam imensuráveis danos ao redor do mundo.

De acordo com [3] desde 1990 houve 16.165 desastres naturais em todo o mundo, atingindo cerca de 8,3 bilhões de pessoas, gerando 32,4 milhões de mortes e um custo aproximado de 5,4 bilhões de dólares.

A maior ocorrência deles se concentra em quatro países, Estados Unidos, China, Índia e Filipinas segundo o Centro de Pesquisa em Epidemiologia e Desastre (CRED) [3]. Na página do CRED são disponibilizados dados dos desastres naturais desde 1990. Na Figura 1.1 é possível observar a frequência de ocorrência ao redor do mundo. Na Figura 1.2, consta a frequência numérica de desastres naturais dos principais países afetados. O Brasil aparece na 10<sup>a</sup> posição.

Essa posição que o Brasil ocupa é facilmente traduzido para a população que vivencia anualmente desastres como enchentes, estiagens, deslizamentos, queimadas, entre outros. Um número que reflete os afetados por tais eventos adversos foi apresentado pela CNN Brasil [54], numa recente reportagem. Ela destaca que no primeiro trimestre de 2022 cerca de 8 milhões de brasileiros foram afetados por desastres ambientais. A população vivenciou recentemente grandes desastres com impactos que durarão anos a serem mitigados, tais como o rompimento das barragens no estado de Minas Gerais, na cidade de Mariana (2015) e Brumadinho (2019). Eles deixaram a população brasileira estarrecida não apenas com a quantidade de mortes causadas que foi de 289, mas também com a quantidade de pessoas que necessitavam de auxílio humanitários. Apenas no acidente de Brumadinho foi registrado o número de 13.734 pessoas que necessitaram deixar suas casas

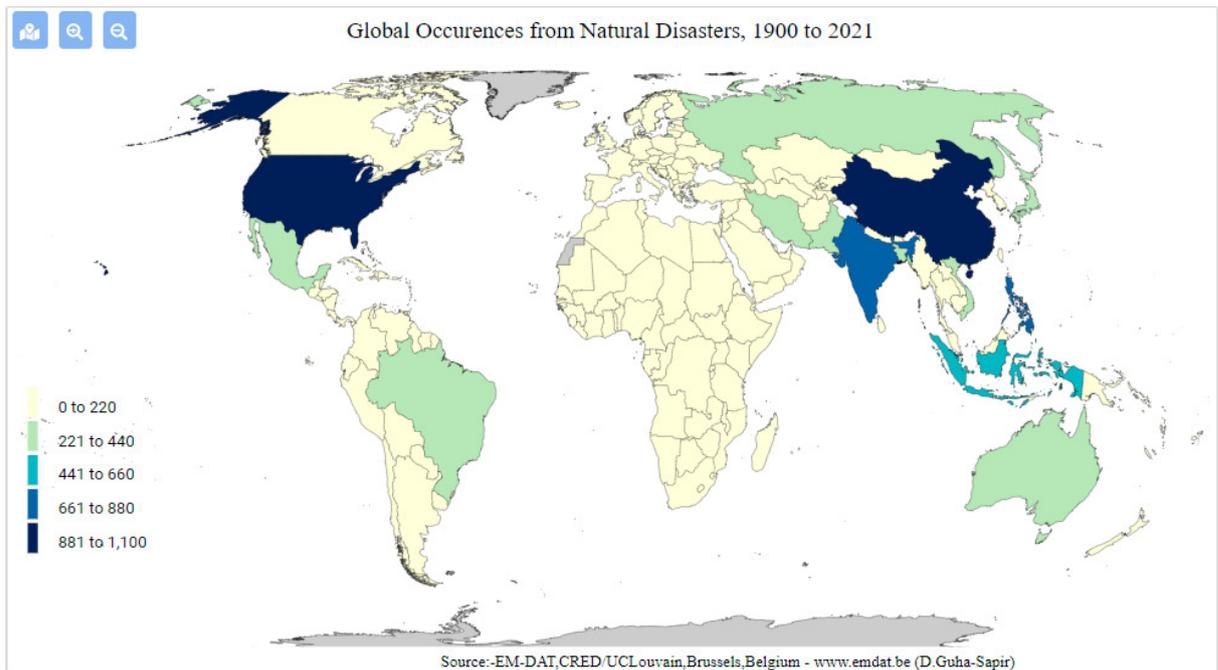


Figura 1.1: Frequência global de desastres naturais entre os anos de 1990 e 2021  
 Fonte: [3]

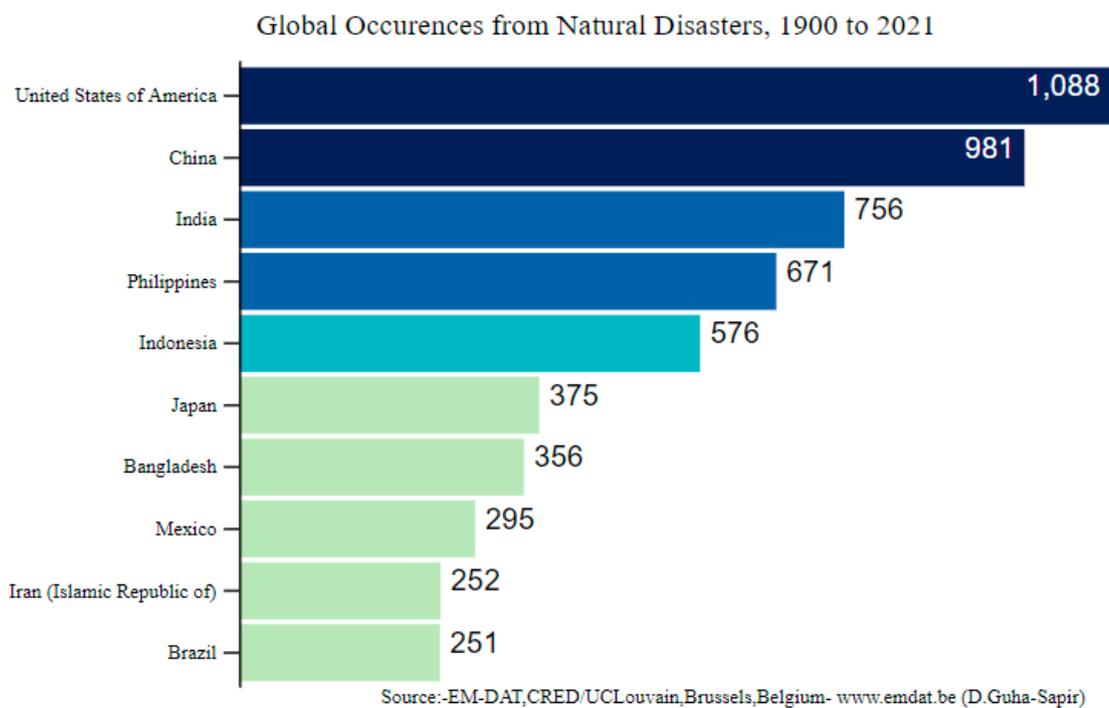


Figura 1.2: Frequência global de desastres naturais entre os anos de 1990 e 2021  
 Fonte: [3]

[4] [1].

No ambiente catastrófico causado pelos desastres, uma gestão eficaz das medidas de socorro pode contribuir para que vidas sejam salvas e o sofrimento amenizado. Tendo isto em vista, a logística humanitária (LH) surgiu para auxiliar os necessitados em tais momentos. Ela visa a organização, coordenação e prestação eficiente de auxílio. Esse auxílio pode ocorrer de diversas formas tais como evacuação de necessitados para abrigos seguros, criação de centro de distribuição de alimentos, água, suprimentos de emergência, distribuição de remédios e vacinas, designação e distribuição voluntários e equipe assistencial, médicos, enfermeiros, entre outros auxílios como por exemplo a destinação pós desastre dos resíduos gerados.

No desastre ocorrido em Brumadinho a gestão do auxílio de socorro médico aconteceu através da coordenação de órgãos governamentais. Foi montado, provisoriamente, um Posto Médico de Atendimento próximo ao local e, logo após o rompimento, todas as equipes do SAMU (Serviço de Atendimento Móvel de Urgência) da região foram mobilizadas. Kits de medicamentos e insumos estratégicos, vacinas e 150 leitos hospitalares foram disponibilizados para atendimento à população atingida. Além disso, veículos com tração 4x4 foram doados ao município de Brumadinho e ao estado de Minas Gerais para reforçar as ações de vigilância em saúde nas áreas de difícil acesso atingidas pela lama. Cerca de 70 profissionais trabalharam no suporte às ações de campo e na gestão do plano emergencial de saúde, em atividades realizadas 24 horas por dia, durante 7 dias, até sua desmobilização 48 dias após o acidente [75].

As atuações em LH podem ser melhor compreendidas através das fases do desastre, sendo elas a mitigação, preparação, resposta e recuperação. Conforme [50] na fase de mitigação espera-se reduzir as vulnerabilidades das áreas afetadas, como reduzir a perda de vidas, propriedades e outros. Na fase de preparação é esperado que as pessoas recebam orientações para se preparem melhor para enfrentar o desastre. Também é esperado dessa fase que os governantes adotem abordagens proativas para garantir uma estrutura adequada para o enfrentamento do desastre. As fases restantes, resposta e recuperação são pós-desastre. Uma abordagem eficiente na fase de resposta aumentará as chances de minimizar a perda econômica e a de vidas enquanto a fase de recuperação possui o desafio de recuperar os danos causados pelo desastre.

Durante o desastre de grande impacto de 2004, o “megaterremoto” na Indonésia demonstrou para o mundo os impactos da falta de coordenação e colaboração adequada. Após o tsunami causado por ele a LH ganhou maior atenção dos cientistas como mostra

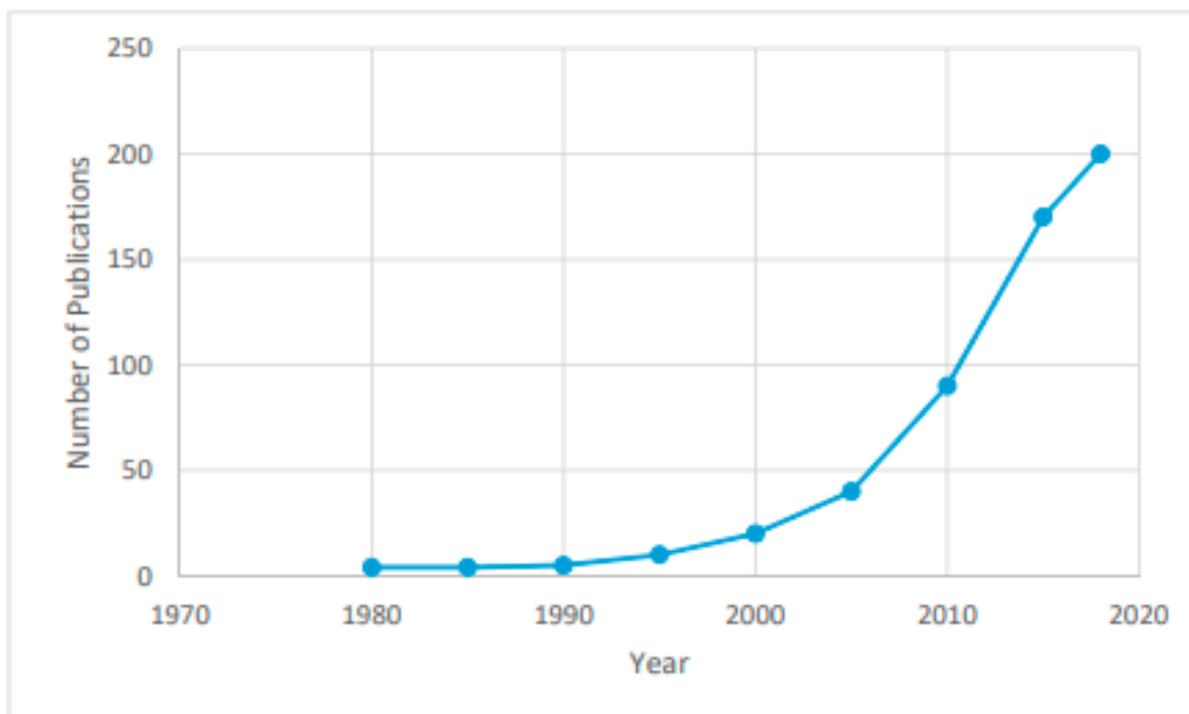


Figura 1.3: Número de publicações por ano  
Fonte: [50]

a Figura 1.3, retirada do artigo recém-publicado por [50]. A base de dados do autor é apresentada na Tabela 2.1.

Tendo em vista que a pesquisa operacional propõe soluções para problemas reais com foco na tomada de decisão este estudo propõe a aplicação de uma meta-heurística e a criação de um modelo matemático para um problema de otimização da fase de resposta ao desastre. Ambas as abordagens buscarão atender as demandas por auxílio médico aos necessitados. O estudo justifica-se relevante na medida que abordará uma lacuna ainda não explorada na literatura, atender as demandas por especialidade médica e somar aos poucos estudos encontrados sobre o tema de distribuição de socorro médico em situações de desastre.

## 1.1 Justificativa

Os desastres são recorrentes e, em alguns casos, inevitáveis tais como furacões e erupções e outros causados pelo próprio ser humano como as queimadas. Indiferente a causa, medidas de enfrentamento podem ser tomadas.

Muitas lacunas ainda existem sobre o tema. Na busca por essas lacunas na literatura em distribuição de socorro através de modelos determinísticos com a utilização otimizada dos recursos médicos sobressaíram-se problemas de agendamento (*scheduling*) com heurísticas baseadas em programação matemática [59] e de fluxo de custo mínimo mais a utilização de uma meta-heurística híbrida, Método *ABC* (similar a colônia de abelhas) e o algoritmo *RH* [104]. Outras modelagens não foram encontradas. Outro ponto que se destaca é a utilização de equipes pré - construídas nesses estudos não objetivando assim o atendimento de necessidades específicas que essas localidades possam possuir, ou seja, a possibilidade de envio para uma localidade de profissionais que são necessários em outra localidade.

Conhecendo os danos potenciais dos desastres e as crescentes necessidades de soluções para o tema, além do conhecimento de que algumas opções ainda não foram estudadas o trabalho se justifica, pois abordará um tema pouco explorado na literatura, ou seja, se somará aos poucos estudos disponíveis sobre o tema e abordará algo ainda não encontrado nos estudos de otimização de socorro médico, que é o roteamento de médicos especialistas de acordo com as demandas solicitadas em cada localidade pré-estabelecida.

## 1.2 Objetivos

### 1.2.1 Objetivo Geral

Propor um modelo matemático e um modelo computacional heurístico eficiente que auxilie na tomada de decisão para garantir o menor tempo de atendimento por uma equipe médica levando-se em consideração as especialidades demandadas e as especialidades disponíveis para a distribuição de socorro na fase de resposta.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

- 1 Apresentar o problema de distribuição de socorro médico em uma situação de desastre e suas principais características com o objetivo de definir claramente as oportunidades de estudo sobre o tema.
- 2 Elaborar modelo matemático e um modelo computacional heurístico para a sua solução, que represente de maneira mais fidedigna o cenário existente.
- 3 Implementar e testar os algoritmos desenvolvidos.

- 4 Avaliar os resultados obtidos e apresentar propostas com as melhorias identificadas.

## 1.3 Delimitações do Estudo

Os problemas de logística humanitária de emergência buscam aliviar o sofrimento das pessoas em estado de vulnerabilidade.

Em caso de desastre um importante fator a ser determinado são as localidades, sendo elas para suprir necessidades básicas dos sobreviventes tais como: abrigos, centro de distribuição, centros de atendimento médico, entre outros. O problema estudado possuirá dois tipos de instalações pré-determinadas. Centros médicos, onde se conhecerá a quantidade prévia de médicos por especialidade disponíveis a outra serão abrigos, localizações que abrigam as pessoas em estado de vulnerabilidade.

Esse problema buscará atender a vulnerabilidade médica dessas pessoas. Cada abrigo deverá fornecer ao problema sua demanda (necessidade específica de especialista) médica.

Sabe-se que suprimentos médicos são necessários para esses atendimentos, porém eles não serão abordados neste trabalho. Subentendeu-se que eles poderão ser enviados previamente por diferentes meios de transporte, como veículos sobre rodas, helicópteros, drones, ou até serem transportados juntamente com a equipe médica. O problema não contemplará o tempo necessário para a preparação da equipe, porém esse dado de entrada facilmente pode ser incorporado ao problema.

Os meios de transporte e capacidade de veículos são variáveis amplamente tratadas em problemas de distribuição de socorro. Esse estudo não abordará essa variável apesar de tratar o roteamento das equipes. O acréscimo dela poderá ocorrer em um estudo futuro.

O problema em questão se caracteriza pela necessidade de atendimento de especialidades médicas em menor tempo possível objetivando assim salvar vidas ou diminuir sofrimentos causados pelo desastre. Tendo-se esse conceito a função objetivo tratará a minimização de atrasos. Será fornecido ao problema o tempo médio de atendimento por especialidade médica assim como o tempo limite esperado para que todos os atendimentos sejam realizados. Também será fornecido o tempo de deslocamento entre as rotas, o tempo de descanso entre as rotas para cada médico (por exemplo podem necessitar de mais tempo de descanso médicos idosos ou portadores de necessidade física especial).

Quando os atendimentos forem finalizados em uma localidade o médico pode se mover a próxima localidade respeitando o tempo de descanso pré-estabelecido ao final das rotas.

O problema de roteirização da equipe é um tema tratado em ambos os artigos encontrados sobre o tema [59], [104].

## 1.4 Metodologia

Esse estudo foi construído através de um procedimento sistemático e formal. Para a construção do resultado final ele passou pelas seguintes etapas:

- Identificação de um problema;
- Definição dos objetivos e justificativa da pesquisa;
- Pesquisa bibliográfica para constituição do referencial teórico: nessa etapa, buscou-se compreender melhor sobre a logística humanitária, as particularidades de estudo sobre o tema, a identificação das lacunas na literatura sobre o tema e as tecnologias empregadas nas soluções propostas. Buscou-se também compreender sobre Algoritmos Genéticos e a melhor proposta entre os algoritmos para construção de um modelo;
- Explicitação do problema estudado;
- Escolha do método a ser utilizado: Nessa etapa alguns métodos foram empregados, fazendo-se a escolha pelo BRKGA e modelo matemático para um problema de roteamento com janelas de tempos;
- Construção dos algoritmos: fazendo-se uso do *software* MATLAB <sup>®</sup>construiu-se algoritmo para implementação do método BRKGA e do *software* CPLEX <sup>®</sup>para o modelo matemático proposto;
- Aplicação dos métodos por meio dos algoritmos desenvolvidos e consequentemente obtenção dos resultados;
- Análise dos resultados e a elucidação da contribuição dos mesmos para o tema;

## 1.5 Estrutura do Trabalho

Além desse Capítulo introdutório o trabalho está estruturado em mais seis Capítulos.

O Capítulo 2 se destina a revisar a bibliografia sobre a logística humanitária. Apresenta os principais estudos encontrados sobre o tema e suas abordagens. Apresenta também as lacunas apontadas pelos estudos. Uma breve abordagem sobre sistemas de informação em logística humanitária é realizada nesse Capítulo.

No Capítulo 3 é explicitado o problema e todas as características do mesmo. É realizada uma síntese comparativa entre o problema desenvolvido neste estudo e os de mesmo tema revistos em estudos recentes.

Capítulo 4 apresenta conceitos sobre Heurística. Nesse Capítulo se descrevem os algoritmos RKGA e BRKGA. Suas particularidades e orientações para utilização. É apresentada nesse Capítulo aplicações do algoritmo BRKGA encontrados na literatura.

No Capítulo 5 é apresentado o problema que está sendo estudado, os modelos adotados e a implementação computacional.

O Capítulo 6 demonstra e discute os resultados obtidos.

Esse trabalho finaliza no Capítulo 7 com a apresentação das conclusões e propostas de trabalhos futuros.

Ao final, todas as referências bibliográficas que embasaram este estudo são enumeradas.

## Capítulo 2

# Logística Humanitária

Logística Humanitária (LH) pode ser conceituada como processo de planejar, implementar e controlar de forma eficiente o fluxo e o armazenamento de bens, materiais e informações relacionadas do ponto de origem até o ponto de consumo, com o intuito de aliviar o sofrimento de pessoas em situações vulneráveis [29].

Em [97], o autor destaca também que a LH deve garantir o fluxo de suprimento e pessoas, assim como assegurar que esse fluxo ocorra de maneira eficiente e eficaz, ou seja, o auxílio deve chegar de maneira correta e no tempo oportuno.

A Federação Internacional da Cruz Vermelha [73] acrescenta ainda que a LH busca a pronta resposta, visando atender o maior número de pessoas, evitar falta e desperdício, organizar as diversas doações que são recebidas nesse caso e, principalmente, atuar dentro de um orçamento limitado.

Como características principais de atuação na logística humanitária o diretor de logística da Organização de Bombeiros Unidos Sem Fronteira do Brasil (BUSF-BRASIL) destaca [25]:

- O tipo de ocorrência gerado pelos desastres, normalmente exige uma resposta imediata apesar da falta de informações sobre a situação;
- Um centro logístico normalmente deve ser implantado em meio ao processo sem uma estruturação prévia e juntamente com a chegada de recursos doados, de voluntários e até mesmo de vítimas da ocorrência solicitando apoio;
- As infraestruturas locais, dependendo da ocorrência, encontram-se danificadas, dificultando o trabalho para garantir a segurança e qualidade dos recursos doados;

- Os principais fornecedores são pessoas físicas que, ao doarem recursos, não enviam informação prévia de envio e especificação de carga como: tipo de produtos, quantidade, embalagem, estado de conservação dos itens, data de validade, entre outras informações;
- Na estruturação dos armazéns é necessário adaptar locais que nem sempre são criados para esta finalidade, e geralmente são encontradas dificuldades na disponibilidade de equipamentos e recursos para auxiliar nas funções a serem desenvolvidas;
- Os recursos humanos necessitam de uma atenção maior na implantação do processo, pois a maior parte das vezes existe um excesso de voluntários sem formação ou sem conhecimento, movidos puramente pela emoção;
- O tempo é um fator determinante e qualquer minuto a mais pode significar a perda de uma vida.

Diferentes estudos mostram que as principais tomadas de decisões em LH visando minimizar a situação de vulnerabilidade das pessoas afetadas tanto antes do desastre como após, se concentram em três principais áreas, sendo elas: localização de instalações, distribuição de socorro e evacuação em massa. Devido a importância de compreensão de cada uma delas a seguir serão apresentados com maior detalhes a conceituação de cada uma e os principais estudos encontrados. Será apresentado um aprofundamento também nos modelos determinísticos. Existem outras abordagens na literatura como modelos não determinísticos (modelagem estocástica e robusta), teoria dos conjuntos difusos, conjuntos neutrosóficos, entre outros. Contudo, o estudo e aplicação destas abordagens não faz parte o escopo deste trabalho e portanto, não serão detalhadas aqui. Os leitores interessados nestas abordagens podem encontrar mais informações em [60] [92].

## 2.1 Localização de instalações

A localização de pontos como abrigos, centros médicos, armazéns, centro de distribuição, locais que necessitam de remoção de entulho devem ter um olhar estratégico no gerenciamento de desastres. Devido a isso muitos estudos foram construídos com a utilização de diferentes métodos de otimização.

Em uma recente revisão bibliográfica sobre o tema [50] destacou 40 estudos que foram publicados utilizando como banco de dados os meios apresentados na Tabela 2.1.

Tabela 2.1: Banco de dados da pesquisa de artigos

Database	Website
Google Scholar	<a href="https://www.scholar.google.com">https://www.scholar.google.com</a>
Science Direct	<a href="https://www.sciencedirect.com">https://www.sciencedirect.com</a>
Scopus	<a href="https://www.scopus.com/freelookup/form/author.uri">https://www.scopus.com/freelookup/form/author.uri</a> <a href="https://www.elsevier.com/search-results?query=humanitarian%20logistics&amp;labels=journal">https://www.elsevier.com/search-results?query=humanitarian%20logistics&amp;labels=journal</a>
Emerald Insight	<a href="https://www.emeraldinsight.com">https://www.emeraldinsight.com</a>

Fonte: Adaptado de [50]

Ainda segundo [50] o principal desafio da localização de instalações também conhecido na literatura pela sigla FLP que provém do nome em inglês *Facility Location Problems* é descobrir a localização ideal para instalações com o objetivo de minimizar o sofrimento das pessoas, satisfazendo a demanda e mantendo o custo mínimo associado.

Existem modelos determinísticos e não determinísticos para o FLP. Como o problema abordado neste trabalho é de natureza determinística, alguns modelos determinísticos para o FLP serão apresentados na sequência. Os leitores interessados em modelos não determinísticos para o FLP podem encontrar mais informações em [16], [10] e [26].

Os modelos determinísticos possuem como característica principal dados de entrada conhecidos [50]. Em modelos determinísticos para problemas de localização informações como custo de transporte, custo de estabelecimento de instalação, custo fixo, capacidade do abrigo, número de pessoas afetadas e localização são usados para selecionar ou localizar lugares seguros para as pessoas afetadas. Centros de distribuição temporários ou existentes para distribuição de *commodities*, armazéns para pré-posicionamento de estoque, centros médicos para o tratamento de pessoas feridas e pontos de remoção de detritos também são usados em modelos determinísticos [50].

Os modelos determinísticos de FLP podem ser classificados em três categorias: problemas medianos, problemas centrais e problemas de cobertura.

O problema mediano busca minimizar a distância entre as instalações e os nós de demanda utilizando para isso um “peso” nos nós de demanda. Os problemas de  $P$ -mediana são um tipo importante de problemas medianos.

Os autores [63] e [58] utilizaram essa modelagem para propor uma otimização para os problemas levantados. Em [63] o autor propôs a utilização do problema mediano para pré-posicionar kits de embalagem assistencial. Esse estudo busca minimizar a falta de

kits de socorro e a distância entre a localização das pessoas afetadas e abrigo. Ele busca localizar os diferentes tipos de kits em fontes diferentes e entregar kits para satisfazer a demanda. Um estudo para planejar a evacuação por inundação foi realizado por [58] também utilizando esse tipo de problema para uma otimização multinível. Os autores propuseram um problema que aborda no nível superior a minimização do tempo total de evacuação e a escolha do abrigo e da rota é abordada no nível inferior do problema e de decisão do usuário.

Também existem na literatura correlata os problemas de cobertura, que buscam atender cada nó de demanda por cada instalação. Geralmente os problemas de cobertura para problemas de localizações de instalações são utilizados quando é necessário descobrir a localização de hospitais, corpo de bombeiros e locais de abrigo.

Problemas de cobertura podem ser classificados em cobertura de conjunto e máxima cobertura. Os problemas de cobertura de conjunto buscam satisfazer todos os pontos de demanda enquanto minimiza o número total de instalações. Também pode lidar com a seleção de locais e minimização de custo fixo de instalações abertas. Enquanto o problema de máxima cobertura visa encontrar  $p$  instalações que possam servir ao maior número de pontos de demanda dentro de uma distância ou tempo limitado de serviço dado um número limitado de instalações.

Um modelo de cobertura de conjunto para minimizar a distância total de viagem de evacuação e o custo total da instalação é proposto por [52]. Utilizando para isso uma otimização multinível onde o primeiro objetivo utiliza de um algoritmo de classificação e o segundo considera um conjunto que cobre o problema onde a capacidade e a segurança do abrigo (instalação) sejam satisfeitas através de restrição de contiguidade (separações da área de serviço em várias partes devem ser evitadas para diminuir o caos entre os evacuados).

Em [14] os autores utilizam de um modelo de máxima cobertura com o objetivo de maximizar a cobertura da demanda do centro de distribuição. O modelo permite determinar a localização e a quantidade de centros de distribuição para a distribuição de alívio. Nesse modelo a quantidade de suprimentos para socorrer a população a serem armazenados em cada centro de distribuição também pode ser determinada.

A literatura também apresenta os problemas do tipo  $p$  - centro, que são problemas de localização que buscam através de um conjunto de pontos  $p$  minimizar a distância máxima entre um ponto de demanda e o ponto mais próximo pertencente ao conjunto (método minimax). Algumas aplicações desse problema em logística humanitária são: localização

de hospitais, corpo de bombeiros, abrigos e outras instalações.

Um estudo utilizando o modelo  $p$ -center foi desenvolvido por [106] para um problema de localização de armazéns de emergência. Os autores propuseram como objetivo do modelo determinar a localização dos armazéns que seriam atribuídos aos pontos de demanda e operacionalizados durante a distribuição de alívio de emergência para minimizar o número total de armazéns. Através das restrições o modelo garante que o número de armazéns sejam suficientes para fornecer materiais de emergência e a distância mais longa também seja coberta à partir do armazém.

Visando direcionar pesquisas futuras, os autores de [50] apontam como oportunidade o planejamento a longo prazo para instalação dessas facilidades, principalmente em países que são mais propensos aos desastres como China, Indonésia, Japão, Filipinas e EUA. A proposta é definir locais de entrepostos para uma emergência nacional. Os autores citam também que existe pouco foco na fase de mitigação do desastre. Desenvolver modelos de localização de instalações com o objetivo de realocar os habitantes para o lugar mais seguro das áreas desastrosas também é muito importante para minimizar a vulnerabilidade de pessoas.

## 2.2 Distribuição de Alívio / Socorro

A distribuição de socorro ou alívio compreende a alocação de itens físicos (pessoas, suprimentos, veículos, etc) ou não tais como informações. Pode ser classificado em três principais domínios: fluxo de rede, transporte e localização.

Geralmente as restrições associadas ao fluxo de rede consideram o limite de capacidade, as fontes de abastecimento sendo únicas ou múltiplas (*sourcing*), períodos (único ou multiperíodo), *commodity*, alocação de recursos entre outros.

Os problemas de transporte para distribuição de socorro adicionam mais restrições como: composição da frota, capacidade dos veículos, depósitos e modo de transporte.

Na sequência serão apresentados alguns estudos para modelos determinísticos ligados à distribuição de alívio/socorro. Leitores interessados em modelos não determinísticos podem encontrar mais informações em [65] [98] [36] [72] e [49].

Percebe-se que os problemas de distribuição de alívio algumas vezes se associam a problemas de roteamento e localização. Os autores [107] aplicaram um modelo de fluxo de

rede que minimiza o peso da soma das demandas insatisfeitas, tanto de mercadorias como de pessoas feridas não atendidas. O modelo considerou um centro de informações que possibilita prever a demanda futura e assim realizar um balanço de fluxo de mercadorias e veículos nos nós de demanda.

Visando resolver o problema de distribuição de suprimentos para os necessitados, evacuar feridos para centros de triagem e transportar os trabalhadores humanitários para os locais necessários, os autores de [11] desenvolveram um modelo complexo em quatro níveis. Esse modelo utiliza um problema de roteamento de veículos com entregas divididas para agilizar a distribuição do socorro. Trata-se de um modelo multi-depósito, multi-período e multi-mercadoria para determinar a quantidade da mercadoria a recolher/ entregar em um nó, o número de trabalhadores a serem transferidos em um nó e o número de evacuados para pegar/ entregar em um nó.

Um Problema de Roteamento de Veículos (VRP) complexo aplicado à fase de resposta após um desastre natural foi desenvolvido por [80]. Ele contempla a distribuição de última milha de bens de socorro após terremotos, é modelado como um VRP rico, envolvendo uma frota heterogênea de veículos, várias viagens, vários depósitos e dependências do veículo local. O método proposto é uma heurística híbrida genérica que utiliza uma formulação de particionamento para adicionar memória a uma estrutura de Busca Local Iterada com vários inícios. Para melhor atender aos requisitos de distribuição de última milha, o algoritmo foi avaliado em cenários reais do terremoto de Porto Príncipe. A heurística calcula rapidamente rotas eficientes ao determinar o número de veículos necessários e o subconjunto de depósitos a serem usados.

Recentemente em [81], os autores propuseram a utilização de drones (veículos aéreos não tripulados) para minimizar distância total (ou tempo/ custo). Os autores apontam em seu estudo que a utilização de tais meios de transporte vem recebendo maior atenção pelas organizações humanitária uma vez que podem superar problemas de inacessibilidade às regiões isoladas. O estudo propõe o transporte de itens de socorro leves, tais como vacinas, remédios, comprimidos de purificação de água, etc.

A Tabela 2.2 apresenta os estudos levantados em [50] sobre este tópico. Este estudo, que foi publicado recentemente e é utilizado como referência nesse trabalho, cita como oportunidade de pesquisa um foco maior nas fases de resposta e fases de preparação do desastre. O autor cita também que raramente são vistos estudos com alocação multi-período. Devido a incerteza das demandas de socorro outro ponto apontado pelo autor é a transferência de itens de socorro ou estoque entre instalações para uma alocação mais

Tabela 2.2: Estudos sobre distribuição de alívio utilizando modelos determinísticos.

<b>Autores</b>	<b>Função objetivo</b>	<b>Estágio do Desastre</b>	<b>Tipo de problema</b>
[76]	Minimiza a soma insatisfeita da demanda	Preparação	Distribuição de socorro e transporte
[99]	Minimiza o custo total, minimiza o tempo de viagem, maximiza a satisfação	Resposta	Distribuição de socorro
[107]	Minimiza o somatório dos pesos (demanda insatisfeita e pessoas feridas não atendidas)	Resposta	Multi-commodity fluxo de rede
[14]	Minimiza a soma de rotas e custo de penalidade	Preparação e resposta	Distribuição de socorro de última milha
[107]	Minimiza o custo do reparo da rede de emergência e a rede de distribuição de alívio	Mitigação e resposta	Distribuição de socorro e agendamento do reparo da estrada de emergência
[22]	Minimiza o tempo máximo de viagem e minimiza a média de tempo de chegada	Resposta	Distribuição de socorro e Roteamento de veículos
[51]	Minimiza o custo de distribuição de produtos de socorro	Resposta	Distribuição de socorro e transporte
[103]	Minimiza (tempo, custo), maximiza (equidade, confiabilidade)	Resposta	Distribuição de socorro
[102]	Minimiza a quantidade total de pesos da demanda insatisfeita	Resposta	Distribuição de socorro, localização e roteamento
[67]	Maximiza a satisfação da demanda	Resposta e recuperação	Distribuição de socorro
[87]	Minimiza (distância da viagem, custo operacional, custo psicológico)	Resposta	Distribuição de socorro e fluxo de rede
[104]	Maximização do tempo máximo de viagem da rota do veículo, minimização do custo da distribuição de socorro, maximização do confiabilidade da rota mínima	Resposta	Localização e roteamento
[57]	Minimiza o custo pré-desastre e custo esperado pós-desastre	Preparação e resposta	Distribuição de socorro e alocação
[84]	Minimiza o fração restante total da demanda insatisfeita	Resposta	Distribuição de socorro
[61]	Minimiza o tempo total da distribuição de socorro	Resposta	Distribuição de socorro
[11]	Minimiza as quantidades de demanda insatisfeita, feridos não atendidos e trabalhadores não transferidos	Resposta	Distribuição de socorro e roteamento de veículos
[66]	Minimiza o custo total (transporte e penalidades)	Resposta	Alocação de abrigo e distribuição de socorro
[81]	Minimiza a função de custo (representa a distância total de viagem, o tempo total de viagem ou o custo total de viagem)	Resposta	Distribuição de última milha e sistema de roteamento de drones
[104]	Minimiza o tempo total de serviço	Resposta	Agendamento de assistência da equipe médica e distribuição de socorro

Fonte: Adaptado de [50]

eficiente desses recursos. Pensando em distribuição de alívio de itens de socorro o autor aponta que estão faltando estudos que contemplem a deterioração de itens de socorro ou itens de socorro de curta duração, reforçando a ideia de que o compartilhamento de itens entre centros de distribuição pode reduzir o potencial desperdício.

## 2.3 Evacuação em massa

Os problemas de evacuação em massa geralmente são analisados sob duas óticas. Sendo elas urbana ou rural. Cada uma delas ainda podem ser analisadas sob duas novas óticas, da utilização de transporte administrado pelo governo ou privado. Para a evacuação de zonas rurais através do transporte público variáveis como ponto de coleta dos evacuados, abrigos e depósitos são otimizados junto com as rotas dos ônibus. A evacuação através do transporte privado se difere do anterior na priorização da gestão do fluxo de tráfego. A evacuação para zonas urbanas possuem características diferentes uma vez que a alta densidade de congestionamento de tráfego populacional, capacidade das rotas, fluxo de conservação, reversão de faixas, entre outros podem ser otimizados.

Evacuação em massa através de ônibus é tratada pelos estudos dos autores [94] e [62]. O primeiro tem por objetivo determinar locais de coleta, atribuindo ônibus para abrigos e gerando rotas entre os pontos de coleta e os abrigos. Esse mesmo estudo determina o número de viagens para cada rota. O segundo estudo tem por objetivo permitir ao decisor maximizar o número de pessoas evacuadas. Enquanto realiza isso também permite que o número de viagens do ônibus entre o ponto de coleta e o abrigo seja determinado durante o processo de evacuação. Em um cenário de desastre sem aviso prévio e num contexto de decisão em que múltiplas respostas de emergência e grupos de evacuação com destinos e prioridades diferentes é considerado pelo modelo de programação linear proposto em [23]. O modelo permite tomar a decisão sobre o horário de partida, atribuição de tráfego e mobilização destino.

Os autores [71] citam em seu artigo que diversos observadores apontam um comportamento perigoso por uma família em caso de evacuação em massa. Os membros dela tendem a buscar outros membros e evacuar como uma unidade única. Esse desejo por encontrar outros membros da mesma família antes da evacuação pode direcionar as pessoas para o perigo ao invés de afastá-lo dele. Além disso, esse comportamento tende a provocar um aumento no tempo total de evacuação do grupo. Os autores propõem um modelo de roteamento com objetivo de minimizar o tempo de viagem, incluindo o

tempo de espera do evacuado. Os autores sugerem que estratégias de fornecimento de informações podem ser incorporadas à simulação, podendo ser examinado o efeito que estas informações causam no novo sequenciamento.

## 2.4 Sistemas de informação em logística humanitária

Uma importante abordagem é realizada pelos autores [76] em seu estudo sobre a relevância de tecnologias facilitadoras na logística humanitária, tendo em vista que os modelos de logística humanitária e suas soluções precisam ser interligados para permitir sua aplicação na prática. O autor menciona o quão difícil é implementar procedimentos de solução na vida real sem um sistema de informações adequado que agrupe modelos matemáticos em uma interface amigável.

Diferentes tecnologias e áreas de aplicação são mencionadas por eles. Uma das áreas que os autores destacam é mapas e sistemas de informações geográficos (GIS). Segundo autores o GIS é de suma importância para fornecer informações como impacto do desastre, infraestrutura de transporte, localização entre outras. Um exemplo dessa aplicação é o Sistema de Coordenação e Alerta de Desastre Global (GDACS) das Nações Unidas e da Comissão Europeia [5].

Esse sistema está disponível através da Web e por aplicativo de celular (iGDACS). Fornece informações tais como mapas, sistema de coordenadas mapeadas via satélite, relatórios, fotos, vídeos, imagens geográficas, informações de mídia social e massa, estimativa do impacto do desastre, risco, e magnitude por meio de um mapa global.

Em [76], os autores também citam a importância da integração de sistemas como ferramenta de apoio a gestão de desastres. Um exemplo de sistema integrado é DMIS (Sistema de Informação de Gestão de Desastres) que possui acesso protegido na Web, tendo acesso apenas funcionários da Federação Internacional da Cruz Vermelha e do Crescente Vermelho (IFRC). Esse sistema fornece em tempo real informações sobre o desastre e ferramentas para operação da IFRC.

Em um contexto de desastre vários interessados competem por recursos escassos em um ambiente caótico. Tendo em vista isto o sistema de coordenadas é um dos maiores desafios da logística humanitária [76]. O sistema de informação oferece uma oportunidade única para superar esse desafio. Algumas das ferramentas já desenvolvidas para superar esse desafio são *Portable Open Source Information Tool* (POSIT) e *Collabit*. Duas ferramentas de sucesso desenvolvidas por contribuidores do projeto HFOSS (*Free and Open*

*Source Software*). Projeto desenvolvido em colaboração por professores e estudantes das Universidades Trinity, Wesleyan e Connecticut. Além de ferramentas específicas existem organizações não governamentais que através da utilização de sistemas de informações propõem soluções para situações de desastre como por exemplo a Rede Internacional de Mapeadores de Crises (*Crisis Mappers Net*). Através de mais de 6.500 membros em mais de 160 países que são afiliados a mais de 3.000 instituições diferentes a organização visa potencializar aplicativos móveis baseados na rede; mapas participativos; dados de eventos de *crowdsourcing*; imagens aéreas e de satélite; plataformas geoespaciais; visualização avançada; simulação ao vivo; e modelos computacionais e estatísticos para alimentar um alerta precoce eficaz para uma resposta rápida a emergências humanitárias complexas [2].

Uma oportunidade apontada em [76] é a inexistência de um *software* holístico que integre todas as fases do ciclo de vida do desastre. A falta de *Softwares* gratuitos também é uma fragilidade apontada.

# Capítulo 3

## Características do Problema

Após toda fundamentação teórica realizada no Capítulo 2 e conhecimento das particularidades que a logística humanitária possui esse estudo busca desenvolver nesse capítulo um aprofundamento e a explicitação do problema que será estudado.

Como mencionado a LH se divide em três áreas. Sendo elas:

1. Localização de instalações;
2. Distribuição de socorro ou alívio;
3. Evacuação em massa.

O problema abordado está na fase de distribuição de socorro ou alívio, no momento de resposta ao desastre. Como apresentado no Capítulo 2, essa área tem sido pouco considerada nos estudos científicos. Ele tratará da distribuição de auxílio médico aos necessitados.

Na revisão literária sobre LH desenvolvida em [50], apenas dois estudos são apontados para distribuição de socorro através de auxílio médico utilizando modelos determinísticos, que são [104] e [59].

Os autores de [104] desenvolveram um dos primeiros estudos sobre agendamento da equipe médica (roteirização) e distribuição de ajuda humanitária como variáveis de decisão no campo da logística humanitária. O problema desenvolvido se encontra na fase de pós-desastre em que equipes de atendimento médico são enviadas e os suprimentos de socorro são distribuídos entre os pontos de demanda. Os autores desenvolveram um modelo de programação inteira mista e uma meta-heurística híbrida de dois estágios para resolver o problema. Instâncias de problemas de vários tamanhos, bem como um exemplo numérico

com base no terremoto Kyushu 2016 no Japão são usados para testar o modelo e algoritmo proposto.

Os mesmos autores citam no estudo que países como EUA, Canadá, Turquia, Japão e Israel, utilizam equipes de assistência médica em desastres. Essas equipes são formadas por médicos, enfermeiros e técnicos organizadas pelo governo para atender de forma rápida em situações de desastre. Os membros dessas equipes possuem empregos regulares enquanto não são chamados pelo governo para os esforços de socorro em desastres. Assim que ocorrer um desastre, o governo determina o número de equipes necessárias para serem despachadas para a área afetada de acordo com a gravidade do desastre. Devido a pequena quantidade de pessoas algumas vezes as equipes necessitam visitar mais de um local (ex: abrigos, hospitais, etc). Um exemplo real aconteceu em agosto de 1992, uma equipe com 66 membros foi ativada e implantada no sul da Flórida (EUA) para tratar as vítimas do furacão Andrew. A equipe visitou sequencialmente três localidades diferentes durante quatro dias, [104].

Essas equipes carregam consigo os medicamentos e equipamentos necessários para os atendimentos. Em caso de os atendimentos serem maiores que o esperado são enviadas às localidades a demanda necessária de suprimentos.

Em caso de equipes assistenciais (médicos, enfermeiros, etc) insuficientes para realizarem os atendimentos, uma solução comumente adotados pelas ONGs é a disponibilização de clínicas/ hospitais móveis. Um exemplo real disso ocorreu em 2010 no terremoto do Haiti. A Agência de Gestão Federal de Emergência mais a Cruz Vermelha do país começaram a equipar contêineres adaptados com ferramentas e suprimentos médicos necessários para servir como hospitais móveis que também visitavam vários locais durante o desastre. No modelo apresentado em [104] essa opção também foi abordada como uma equipe.

Outra questão apontada pelos autores é a necessidade de melhorar a estratégia nos agendamentos das equipes. Foi percebido no furacão Katrina, nos EUA em 2005 que as vítimas não conheciam o agendamento para atendimento com as equipes médicas, eles não sabiam quando e onde as equipes poderiam auxiliá-los. Após melhorar a estratégia dos agendamentos a taxa de eficiência do tratamento aumentou [104].

Em [59] é proposto uma heurística multiperíodo baseada em programação matemática para um problema de agendamento de operações emergenciais que tem como objetivo minimizar o atraso total das operações a serem realizadas sujeitas à disponibilidade de equipes médicas e suprimentos médicos. Os autores aplicam o modelo a um estudo de caso baseado em uma rede de distribuição hospitalar na região metropolitana

de Nova York.

Um caso conhecido e também citados pelos autores em [104] porém citado sobre outra ótica pelos autores em [59] foi posterior ao furacão Katrina que teve um efeito devastador em Nova Orleans em 2005. Os autores citam em seu estudo que os governos federais e locais lançaram seus sistemas de resposta emergenciais para ajudar as pessoas afetadas, porém o gargalo mais crítico percebido em todo o processo de ajuda foi a falta de disponibilidade de enfermeiros. Apesar de existirem suprimentos e médicos disponíveis não havia enfermeiros suficientes e devido a isso os atendimentos não podiam ser realizados.

Os autores ainda citam que as equipes são formadas geralmente por médicos de emergência, médicos de cuidados primários, pediátricos e cuidados intensivos, enfermeiros e vários funcionários de apoio.

Duas particularidades de ambos os estudo chamam a atenção. A primeira que as demandas por especialistas não é abordada. É sabido que as demandas não são homogêneas. Um local pode necessitar de maior quantidade de pediatras, outra pode necessitar de ortopedistas, até mesmo de obstetras ou cardiologistas. Neste sentido, ignorar estas demandas específicas pode ocasionar uma má distribuição dos recursos disponíveis. É sabido também que a disponibilidade das especialidades também não é homogênea, ou seja, diferentes quantidades de médicos por especialidades estão disponíveis para serem enviados aos pontos de demanda. Ambos os estudos não abordam as demandas por especialidade e conjunto médico disponível. Mediante ao que foi exposto, esse estudo busca contribuir com a literatura abordando as estas duas lacunas. Tendo em vista que cada localidade terá uma demanda individual e que não pode ser generalizada serão fornecidas as demandas por especialidades dessas localidades. Todas demandas devem ser atendidas.

O modelo computacional proposto poderá ser utilizado por decisores - ONG's, agências governamentais, cruz vermelha, entre outras - na fase de resposta ao desastre onde o número de pessoas que necessitam de auxílio é conhecido ou pode ser estimado. O número de pessoas necessitando de atendimento médico e onde essas pessoas se encontram será um dado de entrada do problema.

Alguns países como EUA, Canadá, Turquia, Japão e Israel, utilizam equipes de assistência médica em desastres como mencionado nesse capítulo. Esses países possuem cadastro prévio desses profissionais, ou seja, o quantitativo de profissionais assistenciais disponíveis é conhecido. O problema tratado também receberá essa informação como dado de entrada. Ele necessitará saber quantos profissionais por especialidade estão disponíveis para serem distribuídos.

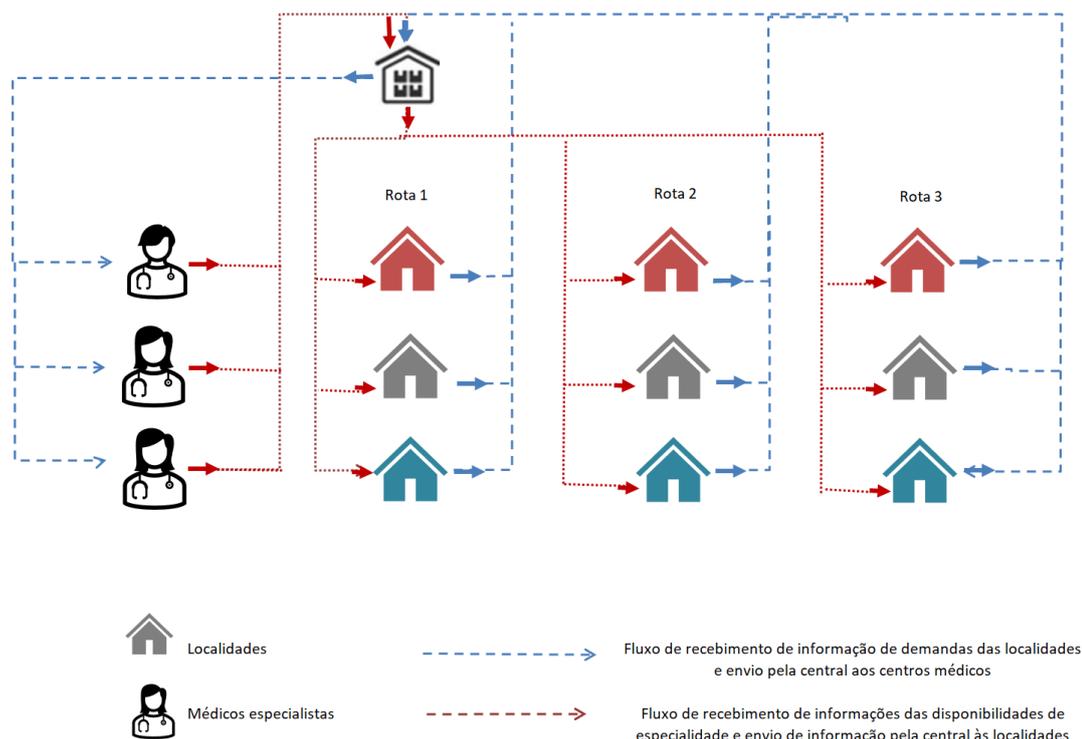


Figura 3.1: Esboço do fluxo de informações recebidas e enviadas pela central.  
Fonte: Elaborada pela autora.

É considerado para construção do problema que haverá uma central que possa concentrar as informações. Estas informações se referem à localização geográfica das demandas, suas necessidades médicas (em termos de especialidades), a quantidade de médicos disponíveis e as especialidades de cada médico (um médico pode possuir mais de uma especialidade), tempo médio de atendimento por especialidade médica, o tempo limite para atender cada paciente (esse dado indicará o tempo objetivo para que o atendimento seja realizado. Ele reflete a gravidade do paciente. Pacientes em situações críticas devem ter valores menores que pacientes em situações menos críticas), o tempo de deslocamento entre cada par de localidades, tempo de descanso médico entre rotas (este tempo pode variar em função de condições individuais de cada médico como, por exemplo: idade, restrições físicas, cuidados especiais, etc), limite de tempo para as rotas (estes valores serão usados para evitar a exaustão da equipe médica). De posse destas informações, a central determinará a rota a ser seguida por cada médico e enviar aos pontos de demanda os horários estimados para os atendimentos. A Figura 3.1 ilustra esse fluxo de informações do problema.

O problema considera que os suprimentos assistenciais serão levados juntamente com

os médicos, podendo ter seu envio antecipado caso se considere necessário. Sabe-se que existem tecnologias para envio de diferentes itens. Um estudo recente também mencionado no Capítulo 2 chama atenção. A utilização de drones (veículos aéreos não tripulados) para minimizar distância total (ou tempo/ custo). Espera-se que esse meio de transporte possa superar problemas de inacessibilidade às regiões isoladas.

Alguns estudos sobre a otimização de recursos em desastres buscam como objetivo minimizar custos ou distribuir suprimentos ou minimizar rotas como amplamente mencionado no Capítulo 2. O problema tratado neste estudo terá por função objetivo minimizar o atraso global nos atendimentos de todos pacientes. Para isso trabalhará as seguintes variáveis: tempo de início do atendimento de cada médico em cada localidade, a informação desse quesito é dependente do tempo de deslocamento entre as localidades e rotas traçadas nas priorizações dos atendimentos. Ela é fundamental para o cálculo dos atrasos uma vez que os valores esperados para os inícios dos atendimentos são fornecidos ao problema restando assim conhecer os valores desta variável e as rota de atendimento, apesar de ser fornecido ao problema as localidades demandantes a ordem que eles serão atendidas e em quais rotas serão atendidas são questões a serem observadas no processo de otimização.

O objetivo será determinar a ordem em que os pacientes serão visitados. A Figura 3.2 ilustra o fluxo de envio médico do centro médico para as localidades e as rotas que cada um realizará respeitando o tempo de descanso necessário entre as rotas.

É válido ressaltar que o problema considera que todas as demandas médicas serão satisfeitas. O modelo supõe as demandas como atendimentos individuais. Caso uma localidade possua necessidade de mais de um atendimento, devem ser inseridos os dados de cada paciente individualmente.

Na Tabela 3.1 é apresentada a síntese comparativa entre os trabalhos mencionados neste Capítulo sobre o tema e o trabalho desenvolvido neste estudo.

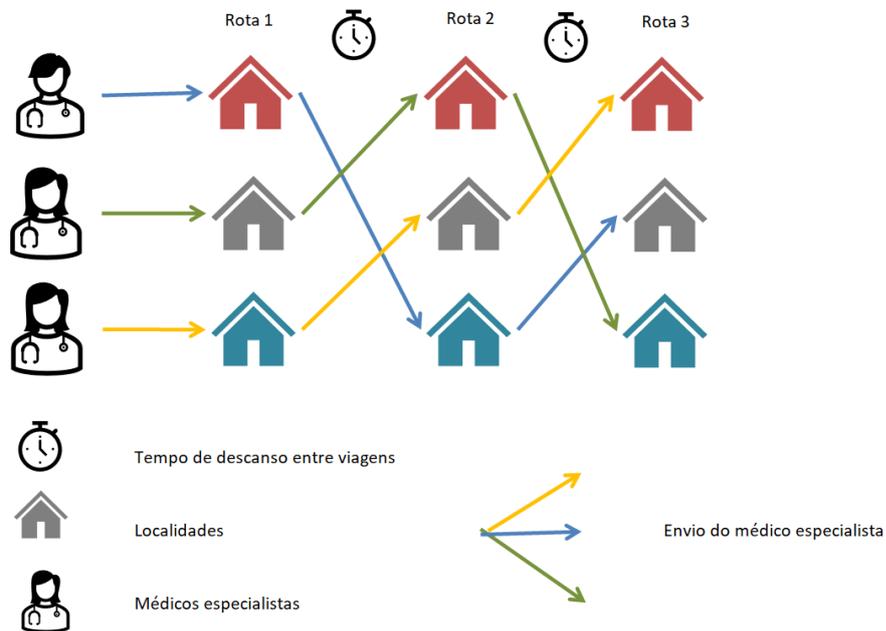


Figura 3.2: Esboço do envio de médicos para formação das equipes assistenciais  
 Fonte: Elaborada pela autora.

Tabela 3.1: Diferença entre o estudo e assuntos atualizados semelhantes na literatura

Referência	Problema	Função objetivo	Equipe médica por especialidade e demanda	Roteirização	Técnicas de resolução
[104]	Agendam. da equipe médica e suprimentos	Minimizar o tempo total de conclusão de todos os serviços	Não	Sim	PLIM e Meta-heurística híbrida
[59]	Agendam. da equipe médica e suprimentos	Minimizar o atraso global	Não	Sim	Heurística multi-período (Método ABC e algoritmo RH)
Esta autora	Distribuição de equipe médica	Minimizar o atraso global	Sim	Sim	Meta-heurística (Algoritmo Genético BRKGA) e PLIM

Fonte: Elaborado pela autora.

# Capítulo 4

## Métodos de Resolução de problemas de Pesquisa Operacional

### 4.1 Problema de Programação Linear - PPL

Os problemas de programação linear são problemas de otimização que buscam alcançar um valor máximo (ou mínimo) para uma função linear (conhecida como função objetivo) composta por variáveis de decisão e coeficientes conhecidos. Eles também devem satisfazer as restrições, variáveis de decisões. Cada restrição pode ser uma equação ou inequação linear. Os valores válidos das variáveis de decisão devem ser especificados nas restrições. Podem ser valores não nulos, positivos ou em casos específicos, toda a faixa de valores positivos, nulo ou negativos, [105]. Elas podem ser divididas em 3 classes, sendo elas: problemas de programação linear (PPL) - variáveis contínuas, problemas de programação inteira (PPI) - variáveis inteiras e problemas de programação mista - variáveis contínuas e inteiras.

Existem diversas abordagens para resolver os problemas de programação linear inteiras ou mistas, porém três se destacam, os algoritmos *Branch-and-bound*, Plano de Cortes e *Branch-and-cut*, [86].

Os algoritmos *Branch-and-bound* percorrem o espaço de busca usando uma estrutura auxiliar semelhante a uma árvore montada dinamicamente. O nó raiz caracteriza o problema original a ser solucionado. As folhas representam soluções viáveis inteiras ou inviáveis. Já os nós internos correspondem aos problemas de solução fracionária derivados do problema original. O algoritmo mantém a melhor solução inteira obtida até o momento e um conjunto de nós correspondentes aos problemas ainda não explorados. O primeiro passo do algoritmo é remover as restrições de integralidade do problema original e inserir

o problema resultante desta remoção no conjunto de nós, [88]. A partir deste ponto o algoritmo repetirá as seguintes etapas até o conjunto estar totalmente vazio: remover um problema do conjunto, resolver o problema escolhido e por fim decidir entre fazer ramificação ou poda. As ramificações são realizadas apenas quando é encontrada uma solução viável, com variáveis fracionárias e com o valor da função objetivo melhor do que a melhor solução inteira obtida até o momento. Caso contrário é realizada a poda [88].

Sendo assim, na operação de ramificação são criados, a partir do problema escolhido denotado por  $p$ , outros dois problemas derivados, denotados por  $p^+$  e  $p^-$ , restringindo o valor de uma variável fracionária na solução. Suponha que uma variável  $x$  da solução tenha um valor fracionário  $v$ . Assim o problema  $p^+$  terá a mesma função objetivo e o mesmo conjunto de restrições de  $p$ , acrescido de uma restrição adicional da forma  $x \geq \lceil v \rceil$ . Já o problema  $p^-$  terá a mesma função objetivo e conjunto de restrições de  $p$ , acrescido de uma restrição adicional da forma  $x \leq \lfloor v \rfloor$ . Com isso,  $p^+$  e  $p^-$  são inseridos no conjunto de problemas e  $p$  é removido. Note que ao executar uma operação de ramificação, o algoritmo retira um problema do conjunto, mas insere outros dois. O processo de poda é feito nos demais casos. Quando uma solução inteira é encontrada, ela é comparada com a melhor solução inteira obtida até o momento. Caso a nova solução inteira seja melhor que a armazenada, esta última é atualizada, de modo que a melhor solução sempre fique armazenada. Quando a solução encontrada para um problema for inviável, não é necessário fazer a ramificação, pois inserir mais restrições ao problema não fará com que ele se torne viável. Quando se encontra uma solução fracionária com função objetivo pior que a melhor solução encontrada até o momento, não se executa o processo de ramificação, devido ao fato de que a inserção de restrições sempre mantém ou causa piora na função objetivo. Neste sentido, nenhuma solução encontrada nos problemas derivados será melhor que a solução já obtida, [88] assim como demonstrado na Figura 4.1.

Para os algoritmos Plano de Cortes, restrições individuais são inseridas iterativamente (cortes), no problema original. Nesta estratégia o problema inteiro é resolvido como um PPL, retirando as restrições de integralidade, e com a solução encontrada faz-se um novo problema, porém com novas restrições, forçando a remoção da solução encontrada do espaço de busca sem que nenhuma solução inteira seja removida. O novo problema é resolvido e novas restrições são inseridas, ciclicamente, excluindo parte do espaço de busca. O processo é repetido até alcançar uma solução inteira, [88].

Por fim para os algoritmos *Branch-and-cut* adota como estratégia unir o *Branch-and-bound* e o Plano de Cortes visando reduzir o número problemas resolvidos pelo *branch-*

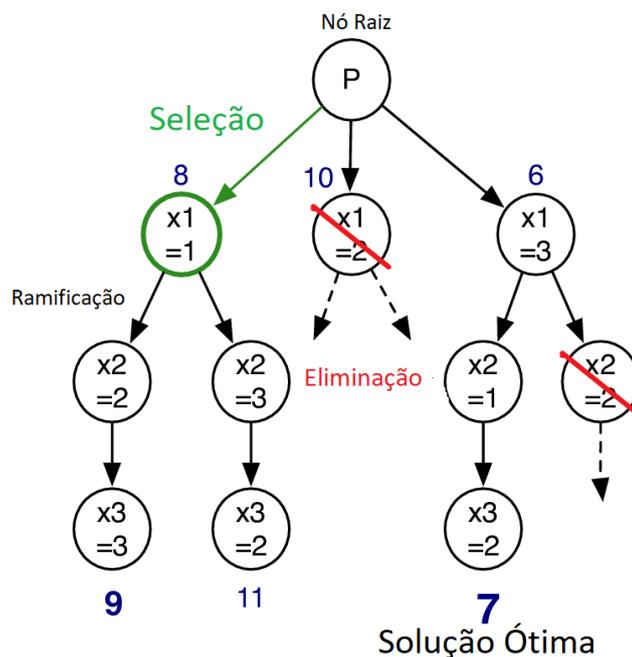


Figura 4.1: Exemplo algoritmo *Branch-and-Bound*.  
 Fonte: Elaborado pela autora.

*and-bound*. Ele incorpora cortes válidos em cada problema resolvido, objetivando reduzir o número de ramificações. Esta ação visa diminuir o tempo total de busca, [88].

Os métodos exatos vêm sendo aplicados com sucesso na literatura, como pode ser evidenciado em [55], [88], [12], [37]. Alguns destes estudos se assemelham a proposta desta dissertação e devido a isto a utilização desse método assim como da abordagem heurística melhor apresentada a seguir é justificada neste estudo.

## 4.2 Heurísticas e Meta-heurísticas

Conforme [86] as heurísticas são métodos que não possuem muitas exigências para solucionar um determinado problema, porém conhecimentos sobre o problema são essenciais para construção dos métodos.

Dentre as principais características das heurísticas se destacam a capacidade de alcançar soluções boas, eventualmente ótimas, sem a necessidade de percorrer todas as soluções viáveis, fácil implementação, exigem pouco do ferramental matemático e computacional e possuem rápida resolução. O autor [35] destaca que a aplicação da heurística é adequada

quando não se dispõe de um método exato ou quando ele demanda um tempo elevado para sua execução, nas situações onde soluções razoáveis são suficientes, como etapas de busca local em algoritmos mais complexos, ou nas meta-heurísticas.

Uma das principais utilizações da heurística na pesquisa operacional são os problemas *NP-Difíceis* uma vez que encontrar uma solução ótima para esses é uma tarefa árdua e, em alguns casos, inviável dentro de um intervalo de tempo aceitável.

As heurísticas podem ser específicas para a resolução de determinados problemas. As meta-heurísticas por sua vez podem ser aplicadas a qualquer tipo de problema de otimização, mesmo nos casos mais complexos e com grandes instâncias. Normalmente possuem desenvolvimento e implementação simples e são muito versáteis. As áreas de aplicação das meta-heurísticas são virtualmente ilimitadas, podendo ser usadas, por exemplo, em inteligência artificial, programação matemática e pesquisa operacional. Elas podem ser divididas em dois grupos: meta-heurística com população - faz a evolução de toda a população de soluções, assim consegue-se uma diversificação maior em todo o espaço de busca e a meta-heurística de solução única - nesta ocorre a manipulação de uma única solução durante a busca. Esta estratégia permite uma intensificação da busca em determinadas regiões, [86].

Uma das meta-heurísticas de maior aplicação na literatura são os Algoritmos Genéticos descritos nas seções a seguir.

### 4.2.1 Algoritmo Genético

Os Algoritmos Genéticos foram criados pelo professor John Holland, da universidade de Michigan - EUA,[77] . Eles são inspirados no princípio Darwiniano de seleção natural e reprodução genética, ou seja, o princípio de seleção privilegia os indivíduos com maior probabilidade de reprodução. Indivíduos com mais descendentes têm mais chance de perpetuarem seus códigos genéticos nas próximas gerações. Tais códigos genéticos constituem a identidade de cada indivíduo e estão representados nos cromossomos. De igual modo os algoritmos computacionais buscam uma melhor solução para um determinado problema, através da evolução de populações de soluções codificadas através de cromossomas artificiais, [77].

Os autores em [95] e [88] esclarecem os principais elementos do algoritmo apresentados a seguir:

- **Representação:** Este é um componente de busca comum para todas as metaheu-

rísticas. A solução codificada é referida como cromossomo, enquanto as variáveis de decisão dentro de uma solução (cromossomo) são genes. Os possíveis valores de variáveis (genes) são os alelos e a posição de um elemento (gene) dentro de um cromossomo é denominada locus;

- **População:** Trata-se da forma como as diversas soluções do problema são armazenadas e manipuladas. Normalmente um cromossomo representa uma solução completa do problema. O conjunto de cromossomos (ou indivíduos) é chamado de população.
- **Função objetivo:** Caracteriza-se como mecanismos de medição da qualidade de um cromossomo. Ela também é chamada de função de aptidão ou função *fitness*, e está diretamente associada ao problema e, em alguns casos, às suas restrições;
- **Método de seleção:** São os critérios utilizados na heurística para identificação e seleção dos cromossomos que serão utilizados nas operações de evolução da população. Aborda a seguinte questão: Quais "pais" serão usados nas operações genéticas para construção de novos indivíduos?
- **Método de reprodução:** As operações de evolução da população normalmente presentes nos algoritmos são cruzamento (*crossover*) e mutação. No cruzamento dois ou mais elementos da população são escolhidos e seus genes são selecionados e inseridos em um novo cromossomo, chamado filho. Na mutação, normalmente uma parte dos genes de um cromossomo é alterada visando introduzir modificações na população para permitir uma busca ampla do domínio do problema.
- **Substituição de elementos:** Os novos filhos ou mutantes substituem os cromossomos existentes de acordo com as regras que forem estabelecidas, podendo haver substituição parcial da população ou total.
- **Critério de parada:** São critérios que delimitam a parada do algoritmo. Exemplo de alguns fatores que podem fazer com que um algoritmo genético termine sua execução: tempo máximo de execução do algoritmo ou número de gerações é excedido, número total de avaliações feitas pela função fitness é alcançado e melhorias em indivíduos feitas através de operadores genéticos e seleção já alcançaram um certo limite, não havendo mais mudanças, etc.

A evolução dos elementos da população do Algoritmo Genético ocorre por cruzamento ou mutação. Um Algoritmo Genético geralmente aplica aleatoriamente um operador de

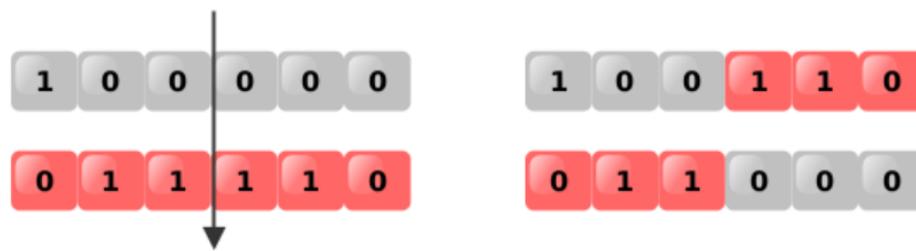


Figura 4.2: Funcionamento do cruzamento  
Fonte: [56]



Figura 4.3: Funcionamento da mutação  
Fonte: [56]

cruzamento sobre dois elementos na população, e faz a combinação dos genes destes cromossomos criando um novo membro para a população da geração seguinte como demonstra a Figura 4.2. A mutação consiste, normalmente, na modificação aleatória e pontual de um cromossomo qualquer, como pode ser visto na Figura 4.3. Ela ocorre segundo alguma probabilidade e visa evitar a convergência prematura da população, ou seja, escapar de um ótimo local [88]. A substituição (seleção de sobreviventes) é geracional, ou seja, os pais são substituídos sistematicamente pelos descendentes [95].

A Figura 4.4 apresenta um Algoritmo Genético padrão com seus procedimentos. Eles são procedimentos iterativos que evoluem uma população de indivíduos, onde cada indivíduo representa uma solução candidata para o problema em questão. A cada iteração, denominada geração, os melhores indivíduos são selecionados com base em uma função de aptidão (*fitness*). Operadores genéticos (cruzamento e mutação) são aplicados aos indivi-

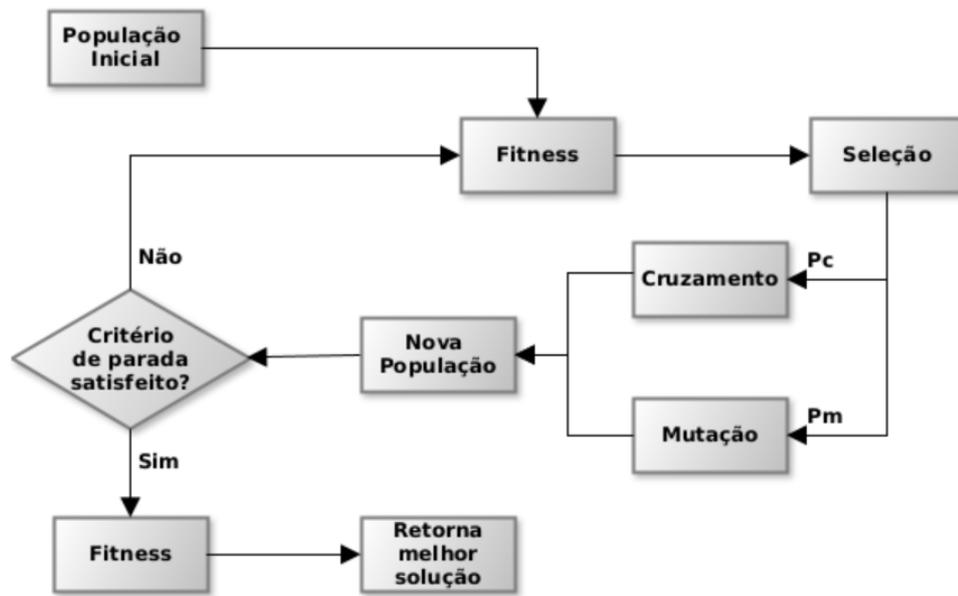


Figura 4.4: Funcionamento de um Algoritmos Genético padrão  
Fonte: [53]

duos selecionados, visando produzir novos indivíduos a partir do material genético de seus pais a partir de uma probabilidade para ser realizada a operação ( $p_m$  – probabilidade de mutação e  $p_c$  – probabilidade de cruzamento). Esse processo é repetido até que uma condição de parada seja satisfeita, podendo ser um número definido de gerações, uma detecção de convergência ou tempo de execução do Algoritmo Genético [56].

### 4.2.2 Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Viciadas

Bean em [15] propôs uma nova classe de algoritmos genéticos para problemas de otimização combinatória, chamados de Algoritmos Genéticos de Chaves Aleatórias (ou RKGA, do inglês *Random-Key Genetic Algorithms*). Nele soluções podem ser representadas como vetores de permutação.

Uma chave aleatória é um número real, gerado aleatoriamente, no intervalo contínuo  $[0, 1)$ . Um decodificador é um procedimento que mapeia um vetor de chaves aleatórias numa solução do problema de otimização e calcula o custo desta solução. O decodificador de Bean [15] simplesmente ordena os elementos do vetor de chaves e com isso gera uma permutação que corresponde aos índices dos elementos ordenados, [83].

Um RKGA começa com uma população inicial de  $p$  vetores de  $n$  chaves aleatórias

e produz uma série de populações. Na  $k$ -ésima geração, os  $p$  vetores da população são separados em um conjunto pequeno de  $p_e < p/2$  vetores que correspondem às melhores soluções (este conjunto se chama elite) e um outro conjunto com o restante da população (chamado de não-elite). Todos os vetores elite são copiados, sem alteração, para a população da  $(k + 1)$ -ésima geração. Esse elitismo caracteriza o princípio darwinista em um RKGA. Em seguida,  $p_m$  vetores de chaves aleatórias são introduzidos na população da  $(k + 1)$ -ésima geração. Esses vetores são chamados de mutantes e têm o mesmo papel dos operadores de mutação nos Algoritmos Genéticos clássicos, ou seja, de evitar que a população convirja para um ótimo local não global. Para completar os  $p$  elementos da população da  $(k + 1)$ -ésima geração,  $p - p_e - p_m$  vetores são gerados combinando pares de soluções da população da  $k$ -ésima geração, escolhidos aleatoriamente, com a combinação uniforme parametrizada de [28]. Sejam  $a$  e  $b$  os vetores escolhidos como pais e  $c$  o filho resultante. No esquema de [28],  $c[i]$ , o  $i$ -ésimo componente do vetor filho, recebe a  $i$ -ésima chave de um dos pais. Recebe a chave  $a[i]$  com probabilidade  $\rho_a$  e  $b[i]$  com probabilidade  $\rho_b = 1 - \rho_a$ , [83].

Os autores Gonçalves e Resende, propuseram uma mudança no *framework* do RKGA, criando o BRKGA do inglês *Biased Random-Key Genetic Algorithms*. O BRKGA difere do RKGA na forma que os pais são selecionados para cruzamento e como o cruzamento é implementado.

Ambos os algoritmos podem ter mais de um filho por geração. Enquanto no RKGA os pais são escolhidos da população inteira, no BRKGA um pai é escolhido no conjunto elite e o outro no conjunto não-elite, ou na população inteira. Como  $p_e < p/2$ , um vetor elite no BRKGA tem probabilidade  $1/p_e$  de ser escolhido a cada cruzamento, o que é maior do que  $1/(p - p_e)$ , a probabilidade de um vetor não-elite ser escolhido. Pela mesma razão, a probabilidade de um vetor elite específico ser escolhido no BRKGA é maior do que  $1/p$ , a probabilidade de um dado elite ser escolhido no RKGA, [83].

Como mencionado, no RKGA  $a$  e  $b$  são vetores escolhidos como pais. No BRKGA o pai  $a$  é sempre elite enquanto o pai  $b$  geralmente é não-elite. Como  $\rho_a > 1/2$ , no BRKGA o filho  $c$  tem maior probabilidade de herdar as chaves do pai elite, enquanto que no RKGA isso não ocorre necessariamente. Essa pequena diferença entre o BRKGA e o RKGA quase sempre faz com que o BRKGA seja superior ao RKGA, [83].

A Figura 4.2 mostra uma comparação do número de iterações necessárias para que um algoritmo BRKGA e um algoritmo RKGA cheguem a um determinado patamar de qualidade. Neste tipo de comparação, é fornecido um alvo específico que ambos os algoritmos

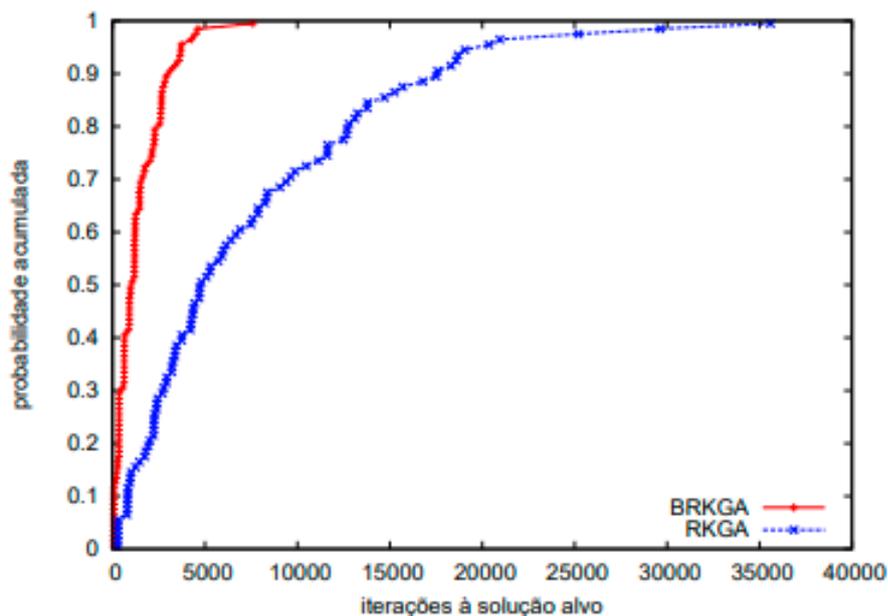


Figura 4.5: Comparação das distribuições de iterações a uma solução alvo dos algoritmos BRKGA e RKGA.

Fonte: Adaptado de [83]

conseguem atingir e registra-se, a cada execução, a quantidade de iterações necessárias para completar a tarefa. A figura mostra no eixo horizontal o número de iterações necessárias e no eixo vertical a probabilidade de convergência detectada no experimento. O algoritmo que tem a curva mais próxima do eixo vertical tende a convergir mais rápido. A Figura 4.5 mostra que o BRKGA apresenta superioridade em relação ao RKGA e esse comportamento de superioridade independe do problema sendo resolvido,[83].

A sequência das etapas descritas para este *framework* podem ser visualizadas na Figura 4.6. Nela também está destacada a única etapa dependente do problema, que é decodificação de cada um dos cromossomos e a sua avaliação.

Ainda no estudo publicado por [83] destacam-se as inúmeras aplicações de problemas de otimização a que o BRKGA tem sido aplicado conforme listagem abaixo:

- **Telecomunicações:** [31], [20], [74], [82], [85], [79], [78], [47], [68], [43], [30] e [12].
- **Transportes:** [19], [48] e [93].
- **Escalonamento:** [39], [101], [100], [40], [64], [45] e [96].
- **Empacotamento:** [40], [42], [43] e [46].

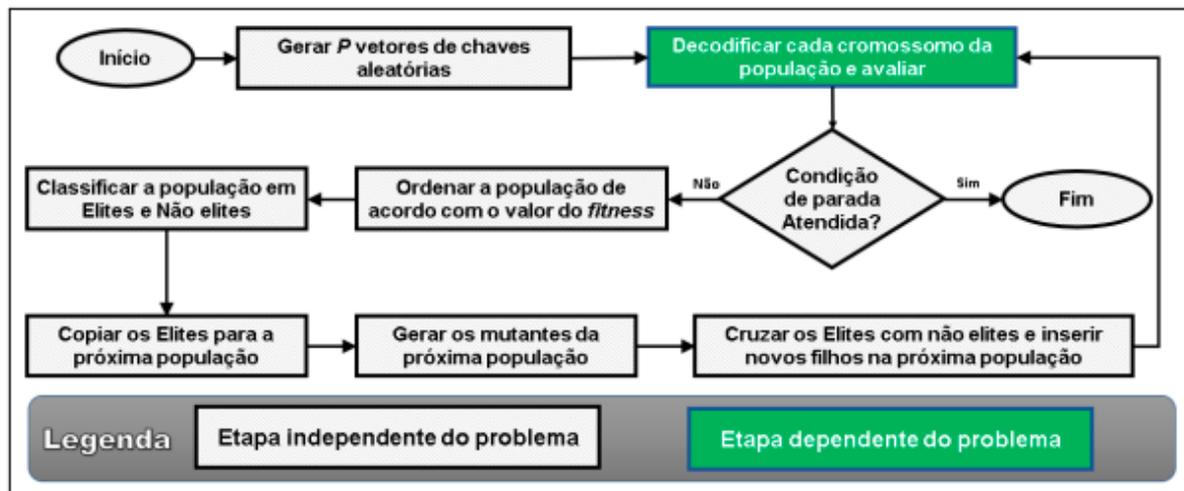


Figura 4.6: *Framework* do BRKGA  
 Fonte: Adaptado de [43]

- **Recobrimento:** [18] e [44].
- **Otimização em redes:** [13], [21], [33], [24] e [34].
- **Engenharia de produção:** [37], [38], [41], [70] e [68].
- **Ajuste automático de parâmetros em heurísticas:** [32] e [69].
- **Leilões combinatórios:** [27].
- **Otimização global contínua:** [89], [90] e [91].

Neste trabalho será aplicado o BRKGA em sua modelagem original para a resolução do problema de distribuição de socorro médico para pessoas em vulnerabilidade devido a um desastre. Os parâmetros do algoritmo também serão ajustados segundo Gonçalves e Resende,[83] .

# Capítulo 5

## Estudo de Caso

Nesse Capítulo são descritas as escolhas realizadas para resolução do problema apresentado. É válido ressaltar antes de apresentá-las que a Seção 1.3 delimita o estudo em questão e o Capítulo 3 apresenta as características específicas do problema. Na Seção 5.1 é realizada a definição dos métodos e os motivos que levaram a essa escolha. Finalizando o Capítulo na Seção 5.2 será possível encontrar as notações adotadas assim como as etapas assumidas para construção dos algoritmos.

### 5.1 Definição do método

Na presente pesquisa objetiva-se a construção de um modelo computacional que auxilie as tomadas de decisões no momento de resposta ao desastre. Devido a possibilidade de construir algoritmos de fácil implantação independente das características do problema e pela capacidade de alcançar boas soluções com facilidade em um curto espaço de tempo, uma abordagem heurística foi escolhida. Lembrando que o tempo é uma das mais importantes variáveis a serem consideradas em uma resposta ao desastre.

O Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Viciadas vem sendo utilizado em diversos estudos recentemente. Alguns desses estudos são apresentados no Capítulo 4. Devido aos resultados positivos da implementação do algoritmo e sua versatilidade e superioridade ao RKGA, como apresentado também no Capítulo 4, o Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Viciadas foi escolhido.

O problema também será abordado através de uma modelagem matemática. A programação linear inteira foi escolhida para a resolução desse problema utilizando um problema de roteirização com janelas de tempos como base. O desenvolvimento dos algoritmos será

explicado na Seção 5.2 deste mesmo capítulo.

## 5.2 Desenvolvimentos dos Algoritmos

### 5.2.1 Abordagem Matemática

Os autores em [55] desenvolveram um modelo matemático para resolver o problema de roteirização de veículos com janelas de tempo suaves (VRPSTW) e distribuição de produtos com várias categorias. Na pesquisa construída por eles os autores propuseram viagens com vários compartimentos, sendo que cada compartimento é dedicado a um único tipo de produto. Cada veículo pode fazer mais de uma viagem, desde que não exceda a distância máxima permitido em um dia de trabalho. Essa pesquisa foi utilizada como norteadora para a construção do modelo matemático proposto neste estudo. Para o desenvolvimento do modelo de programação linear inteira foi utilizado *software* CPLEX  $\text{\textcircled{R}}$ [9]. Abaixo as notações adotadas para a construção do modelo matemático:

**Conjuntos(índices):** Seja  $G(N,A)$  um grafo direcionado onde  $N$  é um conjunto de vértices e  $A$  é um conjunto de arcos  $(i,j)$  representando a conexões entre cada par de localidades (incluindo o centro médico), onde  $i \neq j$ . Seja:

$N = \{o, d, 1, 2, 3, \dots, n\}$  seja o conjunto de nós ( $o$  a origem e  $d$  o destino. No modelo ambos serão o mesmo local físico, que é o centro médico);

$$N' = N \setminus \{o,d\};$$

$$A = \{(i,j) : i,j \in N, i \neq j\} , \text{ para o conjunto de arcos ;}$$

$$K = \{1, 2, 3, \dots, k\}, \text{ para todo conjunto de médicos;}$$

$$P = \{1, 2, 3, \dots, p\}, \text{ para todo conjunto de especialidade médica;}$$

$$R = \{1, 2, 3, \dots, r\}, \text{ para todo conjunto de rotas de cada médico;}$$

**Dados de entrada:**

$B_i$  é o tempo limite para início do atendimento do paciente  $i$ ;

$T_{ij}$  é o tempo de deslocamento entre as localidades onde estão os pacientes  $i$  e  $j$ ;

$S_i$  é o tempo de atendimento do paciente  $i$ ;

$C_k$  é o tempo necessário para descanso entre viagens do médico  $k$ ;

$Q_k$  é o limite de tempo para rotas do médico  $k$ ;

$$H_{kp} = \begin{cases} 1, & \text{se o médico } k \text{ possui habilitação na especialidade } p; \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

$$D_{ip} = \begin{cases} 1, & \text{se o paciente } i \text{ demanda a especialidade } p; \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

**Variáveis de decisão:**

$Y_{k,r,i}$  é o atraso no atendimento do paciente  $i$  na  $r$ -ésima viagem do médico  $k$ ;

$W_{k,r,i}$  é o tempo de início do atendimento do paciente  $i$  pelo médico  $k$  em sua  $r$ -ésima rota;

$$X_{k,r,i,j} = \begin{cases} 1, & \text{se o paciente } j \text{ é atendido imediatamente após o paciente } i \text{ na } r\text{-ésima} \\ & \text{viagem do médico } k; \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

O modelo assume as seguintes premissas:

- No caso de um paciente com múltiplas demandas (demanda por múltiplas especialidades médicas), transforma-se este paciente em múltiplos pacientes de demanda única com tempo de deslocamento zero entre si;
- Cada rota dos médicos começa e termina no centro médico;

**Modelo matemático:** O problema de distribuição de socorro médico por especialidade buscando atender diferentes localidades e suas demandas pode ser descrito matematicamente da seguinte forma:

$$\text{Min } Z = \sum_{i=1}^{N'} \sum_{k=1}^K \sum_{r=1}^R Y_{k,r,i} \quad (5.1)$$

s.a.

$$Y_{k,r,i} \geq W_{k,r,i} - B_i, \quad \forall i \in N', \forall k \in K, \forall r \in R; \quad (5.2)$$

$$W_{k,r,i} + S_i + T_{i,j} - W_{k,r,j} \leq (1 - X_{k,r,i,j})M, \quad \forall k \in K, \forall r \in R, \quad (5.3)$$

$$\forall i, j \in N, i \neq j;$$

$$W_{k(r+1),o} \geq W_{k,r,d} + C_k, \quad \forall k \in K, \forall r \in \{1, \dots, (|R| - 1)\}; \quad (5.4)$$

$$W_{k,r,d} - W_{k,r,o} \leq Q_k, \quad \forall k \in K, \forall r \in R; \quad (5.5)$$

$$W_{k,r,o} \leq W_{k,r,d}, \quad \forall k \in K, \forall r \in R; \quad (5.6)$$

$$\sum_{j=1}^{N \setminus \{d\}} X_{k,r,j,i} - \sum_{j=1}^{N \setminus \{o\}} X_{k,r,i,j} = 0, \quad \forall k \in K, \forall r \in R, \forall i \in N'; \quad (5.7)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{r=1}^R \sum_{j=1}^{N \setminus \{d\}} X_{k,r,j,i} = 1, \quad \forall i \in N'; \quad (5.8)$$

$$\sum_{j=1}^{N \setminus \{o\}} X_{k,r,o,j} \leq 1, \quad \forall k \in K, \forall r \in R; \quad (5.9)$$

$$\sum_{j=1}^{N'} X_{k,r,o,j} = \sum_{j=1}^{N'} X_{k,r,j,d}, \quad \forall k \in K, \forall r \in R; \quad (5.10)$$

$$X_{k,r,i,j} = 0, \quad \forall i \in N', \forall p \in P, \forall k \in \{z : z \in K, D_{i,p} \neq 0\}, \quad (5.11)$$

$$H_{k,p} = 0, \quad \forall j \in N, \forall r \in R;$$

$$Y_{k,r,i}, W_{k,r,i}, X_{k,r,i,j} \geq 0 \text{ e } Y_{k,r,i}, W_{k,r,i}, X_{k,r,i,j} \in \mathbb{Z}, \quad (5.12)$$

$$\forall i, j \in N, \forall p \in P, \forall k \in K, \forall r \in R.$$

A Equação (5.1) representa a função objetivo do problema. Ela visa minimizar o somatório dos atrasos em todas as localidades, a medida que as restrições (5.2) permitirão que o problema calcule o atraso. No caso do valor de  $B$  ser maior que  $W$ , ou seja não

há atraso, as restrições de não negatividade farão com que  $Y$  assumam *zero*. Por sua vez as restrições (5.3) certificam que, se o paciente  $j$  é atendido pelo médico  $k$  em sua  $r$ -ésima viagem imediatamente após o paciente  $i$ , então o tempo de início do atendimento do paciente  $j$  será igual ao tempo de início do atendimento do paciente  $i$  somado com o tempo de atendimento de  $i$  e com o tempo de deslocamento de  $i$  até  $j$  bem como as restrições (5.4) garantem que o médico  $k$  só poderá sair para uma nova viagem após o descanso obrigatório estipulado. As restrições (5.5) e (5.6) garantem que o tempo limite das rotas sejam respeitados o tempo de chegada ao destino seja maior (ou igual no caso de rota vazia) que o tempo de partida na origem. Em adição as restrições (5.7) representam o equilíbrio de fluxo. Dizem que se um médico chegou a um paciente em uma viagem ele deve sair deste mesmo paciente na mesma viagem. Por outro lado as restrições (5.8) dizem que todos os pacientes devem ser visitados uma única vez, enquanto nas restrições (5.9) está limitado o número de partidas por rota a partir da origem. Já as restrições (5.10) certificam que se uma viagem foi iniciada, ela deve ser finalizada. Da mesma forma as restrições (5.11) garantirão que um paciente não seja atendido por um médico sem a especialidade requerida. Por fim, as restrições (5.12) são as restrições de não negatividade e integralidade do problema.

## 5.2.2 Abordagem Heurística

Para o desenvolvimento do Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Viciadas BRKGA foi utilizado o *software* MATLAB <sup>®</sup>[8]. Os parâmetros de entrada utilizados por ele são os seguintes:

- $|P|$  : Tamanho da população completa.
- $|P_e|$ : Número de cromossomos elite que são transferidos entre as gerações.
- $|P_m|$ : Número de cromossomos mutantes inseridos em cada geração.
- $n$  : Quantidade de genes de um cromossomo.
- $P_a$  : Probabilidade do filho herdar um alelo de um cromossomo elite.

O cromossomo é um vetor formado de números randômicos (dentro do intervalo de zero e um). Os parâmetros que o algoritmo receberá estão apresentados a seguir:

- $|P|$  : 30 x quantidade de localidades demandantes.

**Algoritmo 1** Função Decodificadora utilizada no BRKGA

---

```

1: Cromossomo Decodificador(solução S, Inteiro nLocalidades, Inteiro nMédicos, Inteiro nRotas)
2: Solução  $aux \leftarrow$  Cópia (S) Cria uma cópia solução de entrada
3: Inteiro  $K \leftarrow$  (nLocalidades + nMédicos*nRotas)
4: Cromossomo  $D \leftarrow \{1, \dots, K\}$  Vetor auxiliar que será ordenado
5: Ordenar  $D$  usando  $aux$  como chave de ordenação ordenação de índices com base nas
   chaves aleatórias
6: para  $i = 1 \dots K$  faça
7:   se ( $D[i] > (nLocalidades)$ ) então
8:      $D[i] \leftarrow 0$ 
9:   fim se
10: fim para
11: Retornar  $D$ 

```

---

- $|P_e|$ : 10% da população.
- $|P_m|$ : 40% da população.
- $n$  : quantidade de médicos disponível multiplicado pela quantidade de rotas somado a quantidade de localidades (exceto o centro de distribuição).
- $P_a$ : 0,65.

No Capítulo 4 foi apresentado o *framework* do BRKGA na Figura 4.6. Ela exemplifica de maneira clara as etapas que o algoritmo segue e com base nela pode-se perceber que a única etapa que depende das especificações do problema é a decodificação de cada cromossomo da população. Sendo assim foi construído o Algoritmo 1 que apresenta a decodificação dos cromossomos e posterior avaliação pela função objetivo.

O Algoritmo 1 recebe como argumento na linha 1 a Solução S (cromossomos com os números randômicos entre 0 e 1), Inteiro nLocalidades (quantidade de localidade), Inteiro nMédicos (quantidade de médicos) e Inteiro nRotas (quantidade de rotas).

Para exemplificação do problema suponha que o problema conta com 5 localidades com exceção do centro de distribuição dos profissionais, 2 rotas e 2 médicos. A Figura 5.1 exemplificará os passos que o Algoritmo 1 seguirá para realizar a decodificação dos cromossomos recebidos com esta configuração.

A Figura 5.1(A) mostra o Cromossomo D auxiliar assim como os valores hipotéticos para uma Solução S (cromossomo com valores randômicos entre 0 e 1). Com essas in-

(A)

Cromossomo D	1	2	3	4	5	6	7	8
Solução S	0.0593	0.9695	0.3643	0.7807	0.1959	0.2718	0.6590	0.0655

(B)

Cromossomo D	1	8	5	6	3	7	4	2
Solução S	0.0593	0.0655	0.1959	0.2718	0.3643	0.6590	0.7807	0.9695

(C)

Cromossomo D	1	8	5	6	3	7	4	2
--------------	---	---	---	---	---	---	---	---

(D)

Cromossomo D	0	1	0	5	0	3	0	4	2	0
	Médico 1 Rota 1		Médico 1 Rota 2			Médico 2 Rota 1		Médico 2 Rota 2		

Figura 5.1: Exemplificação Algoritmo 1  
 Fonte: Elaborado pela autora.

formações disponíveis o Algoritmo 1 poderá realizar a ordenação das chaves aleatórias contidas na Solução S com o objetivo de conhecer as posições ordenadas para o Cromossomo D, esta informação é ilustrada na Figura 5.1(B). Neste momento, como demonstrado na Figura 5.1(C) o decodificador realizará a interpretação destas posições. De acordo com o Algoritmo 1 a partir da linha 6, o decodificador substituirá todas as posições maiores que a quantidade de localidades pelo valor 0. Isto possibilitará que a função objetivo interprete as localidades que cada médico atenderá dentro das rotas estipuladas. Os médicos estarão ordenados no vetor com as respectivas rotas. Os valores zeros significam o fim de uma rota e ao mesmo tempo início da próxima rota. Pode-se concluir assim que dois zeros seguidos significa que essa rota não será realizada. A Figura 5.1(D) demonstra uma alocação dos médicos eventual a partir dos dados mencionados.

A Função Objetivo construída para o problema é apresentada no Algoritmo 2.

A Função Objetivo receberá juntamente com o vetor representado pela Figura 5.1 a matriz de distâncias entre as localidades, quantidade de médicos disponíveis, número de rotas máximas permitidas, vetor com os respectivos tempos de atendimentos esperados para cada paciente, vetor com os tempos limites de atendimento para cada paciente, vetor com os tempos limites para as rotas, vetor com o tempo de descanso para cada médico, vetor com as demandas e matriz com as especialidades.

A função calculará o atraso para o atendimento médico em questão semelhante ao apresentado no modelo matemático neste mesmo Capítulo. Nela também constam duas penalidades que serão aplicadas para evitar que a função objetivo realize a rota com tempo maior que o limite estipulado e que a função permita um atendimento por um médico sem a especialidade demandada. Nestes casos o algoritmo acrescentará um valor  $\infty$  ao resultado.

A mesma função entregará o cálculo do atraso para que a função principal avalie o menor atraso apresentado de acordo com as gerações das populações.

No Capítulo 6 serão apresentados os resultados obtidos.

**Algoritmo 2** Função Objetivo

---

```

FO (vetDecodificado, matTempo, nMedicos, nRotas, vetTempAtend, vetLimitAtend,
vetLimitesRotas, vetDescansos, matDemandas, matEspec)
2: obj ← 0;
   tsol ← Tamanho(vetDecodificado);
4: indexMedico ← 1;
   indexRota ← 1;
6: tempoMedico ← 0;
   tempoRota ← 0;
8: CM ← índice dos centros médicos nos vetores/matrizes;
   para k= 2 . . . tsol faça
10:   se (vetDecodificado[k] == 0) então
       origem ← vetDecodificado[k-1];
12:   se ((origem) ≠ 0) então
       Caso o valor da posição anterior não seja zero a rota não é vazia
       tempoRota ← tempoRota + matTempo [origem,CM]; se (tempoRota > vetLimitesRotas
       [indexMedico]) então
14:     obj ← obj +10000; Penalidade
16:   fim se
       tempoMedico ← tempoMedico + tempoRota;
18:   fim se
       tempoMedico ← tempoMedico + vetDescansos[indexMedico];
20:   indexRota ← (indexRota +1);
       tempoRota ← 0;
22:   se (indexRota > nRotas) então
       indexRota ← 1;
24:   indexMedico ← indexMedico +1;
       tempoMedico ← 0;
26:   fim se
   fim se
28:   se (vetDecodificado[k] ≠ 0) então
       origem ← vetDecodificado[k-1];
30:   destino ← vetDecodificado[k];
       tempoRota ← tempoRota + matTempo[origem,destino];
32:   atraso ← Max(0,tempoRota+tempoMedico-vetLimitAtend[destino]);
       espRequerida ← vetDemandas[destino];
34:   se (matEspec[indexMedico,espRequerida] == 0) então
       atraso ← atraso +10000; Penalidade
36:   fim se
       obj ← obj+ atraso;
38:   tempoRota ← tempoRota + vetTempAtend[destino];
   fim se
40: fim para
   Retornar obj

```

---

# Capítulo 6

## Resultados

Este Capítulo se proporrá a descrever os cenários de teste e resultados obtidos.

### 6.1 Instâncias do problema

Para realizar os testes nos algoritmos construídos para o problema proposto foram criadas instâncias com dados de oferta e demanda artificiais. Contudo, para tornar os cenários mais próximos da realidade, os dados referente às posições geográficas dos pacientes e do centro médico são dados reais. Bem como os limites de tempo das rotas e o tempo de descanso entre rotas. Todos estes dados serão detalhados a seguir.

Há 4 possíveis tamanhos para o conjunto de pacientes neste trabalho: 5, 10, 15 e 20 pacientes. Cada paciente possui: 1) um tempo máximo para início de atendimento; 2) um tempo de atendimento; 3) uma posição geográfica e 4) uma demanda médica (demanda por uma única especialidade).

Os tempos esperados para início dos atendimentos foram gerados através de uma distribuição uniforme com valores entre 10 e 60 minutos.

Os tempos para atendimento de cada paciente foram os mesmos usados em [59], onde o tempo é escolhido aleatoriamente entre um dos seguintes valores: 22, 24, 36 e 42.

Para as posições geográficas foram usadas localizações reais da cidade de Angra dos Reis, localizada no estado do Rio de Janeiro, Brasil. Através da fonte [6] com a indicação dos dados das unidades básicas de saúde do município e dos principais hospitais públicos da cidade foram escolhidas vinte localidades e um centro de distribuição para serem usados neste trabalho. Os dados das localidades estão detalhados na Tabela 6.1.

Tabela 6.1: Localidades e seus endereços

	Localidade	Endereço
1	Defesa Civil (origem e destino)	Av. Almirante Júlio César de Noronha, 258 - Centro, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23900-070
2	ESF PARQUE MAMBUCABA II	Rua José de Andrade Sampaio, n: 472, Q 7, L 46 - Parque Mambucaba, Angra dos Reis - RJ, CEP:23900-000
3	Hospital de Praia Brava	R. Oito, S/N - Praia Brava, Angra dos Reis - RJ, CEP:23950-080
4	Policlinica da Cidade	Av. Júlio Maria, 160 - Parque Mambucaba, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23900-570
5	Hospital Geral da Japuíba	Rua Japoranga. <sup>o</sup> 1700 - Japuíba, Angra dos Reis - RJ
6	ESF Frade V	Rua Hipólito Travassos, 348 - Frade, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23946-185
7	ESF PONTAL/GAMBOA	Alameda dos Sabiás, s/n - Pontal, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23900-000
8	ESF PORTOGALO	Gleba G, s/n - Condomínio, Rod. Rio-Santos, KM 60 - Portugal, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23900-000
9	ESF MORRO DA CARIOCA	Rua: Lincoln Correia da Silva, n: 520 - Morro da Carioca, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23902-160
10	UBS Monsuaba	R. Santinho Marques, 186 - Monsuaba, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23916-060
11	ESF JAPUIBA I, II E III	R. Cabo Frio, n: 193, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23900-000
12	ESF Campo Belo II, ESF Areal I e ESF Areal II	R. Lavrador João Alves Filho - Banqueta, Angra dos Reis - RJ
13	ESF Contorno/ Vila Velha e Bonfim	Estrada do Contorno - Praia Grande, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23909-200
14	Hospital Maternidade Angra dos Reis (HMAR)	Rua Dr. Coutinho, 84 - Centro, Angra dos Reis - RJ, CEP:23900-620
15	ESF PARQUE MAMBUCABA I, I	Travessa, R. Quinze de Maio, n:185 - Parque Mambucaba, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23900-000
16	ESF Jacuecanga Módulo I, II e III e IV	Av. Conde Maurício de Nassau - Verolme, Angra dos Reis - RJ - CEP: 23914-460
17	ESF Serra D'água	Rodovia Saturnino Braga, CEP: 23938-000 - Cunhambebe, Angra dos Reis - RJ
18	ESF Bracuy I, II, III, IV	Estrada Rio Santos, KM 115, s/n, CEP: 23943-000
19	ESF CAMORIM GRANDE MODULO I E II, MODULO I E II	Rua Irmã Irene, s/n, Camorim Grande ESF - Camorim Grande, Angra dos Reis - RJ, CEP:23900-000
20	ESF Banqueta	Estr. da Banqueta, 2800 - Banqueta, Angra dos Reis - RJ, CEP: 23933-600
21	ESF BALNEÁRIO I	R. Dr. Omar Torres de Castro, S/N - Angra dos Reis, RJ, CEP:23906-220

Fonte: Elaborado pela autora.

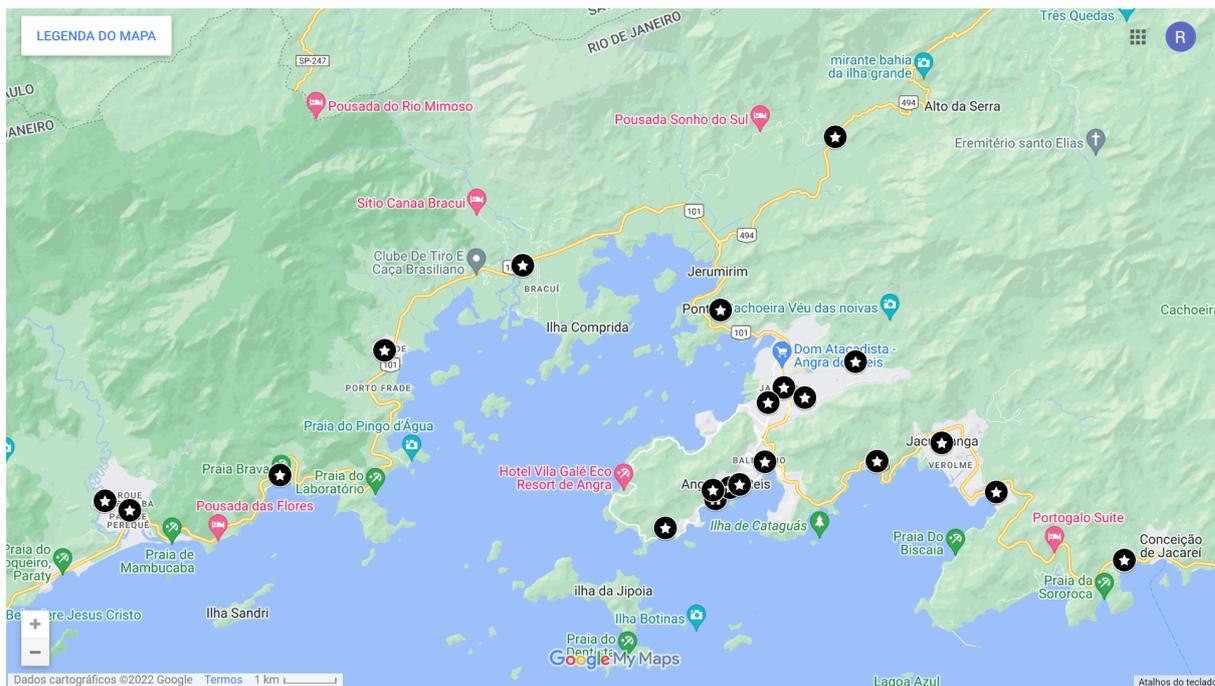


Figura 6.1: Mapa das localidades

Fonte: Elaborado pela autora na ferramenta Google My Maps <sup>®</sup>, [6] .

Como centro de distribuição, para este trabalho, foi utilizada a primeira localidade apresentada na Tabela 6.1, que é a sede da defesa civil do município. As demais localidades foram usadas como pontos de demanda (locais onde os pacientes estão).

Uma vez definidas as localidades, é possível calcular os tempos de deslocamento entre os pontos e compor a matriz de tempos de deslocamentos necessária para os métodos propostos. A Figura 6.1 expõe graficamente o cenário proposto. O mapa foi construído através da ferramenta Google My Maps <sup>®</sup>, [6]. Os tempos entre os pontos de interesse estão expostos nas Tabelas 6.2, 6.3, 6.4 e 6.5.

Tabela 6.2: Tempos usados nas instâncias de 7 localidades (minutos)

0	61	51	4	14	40	0
61	0	15	62	52	29	61
51	15	0	51	42	19	51
4	62	51	0	13	39	4
14	52	42	13	0	30	14
40	29	19	39	30	0	40
0	61	51	4	14	40	0

Já as demandas por especialidade foram geradas de acordo com três distribuições estatísticas: Uniforme, Normal e Zipf. Os dados foram gerados usando a ferramenta

Tabela 6.3: Tempos usados nas instâncias de 12 localidades (minutos)

0	61	51	4	14	40	21	35	5	25	15	0
61	0	15	62	52	29	47	84	65	74	54	61
51	15	0	51	42	19	38	74	55	64	44	51
4	62	51	0	13	39	20	35	5	25	14	4
14	52	42	13	0	30	10	35	15	25	3	14
40	29	19	39	30	0	27	64	45	54	35	40
21	47	38	20	10	27	0	43	23	32	12	21
35	84	74	35	35	64	43	0	38	17	36	35
5	65	55	5	15	45	23	38	0	27	16	5
25	74	64	25	25	54	32	17	27	0	27	25
15	54	44	14	3	35	12	36	16	27	0	15
0	61	51	4	14	40	21	35	5	25	15	0

Tabela 6.4: Tempos usados nas instâncias de 17 localidades (minutos)

0	61	51	4	14	40	21	35	5	25	15	15	9	3	58	19	0
61	0	15	62	52	29	47	84	65	74	54	57	72	61	4	67	61
51	15	0	51	42	19	38	74	55	64	44	47	61	50	12	57	51
4	62	51	0	13	39	20	35	5	25	14	7	10	3	59	18	4
14	52	42	13	0	30	10	35	15	25	3	6	21	10	49	18	14
40	29	19	39	30	0	27	64	45	54	35	36	51	41	24	48	40
21	47	38	20	10	27	0	43	23	32	12	15	29	19	46	26	21
35	84	74	35	35	64	43	0	38	17	36	36	43	33	82	21	35
5	65	55	5	15	45	23	38	0	27	16	17	11	5	63	20	5
25	74	64	25	25	54	32	17	27	0	27	27	34	24	73	11	25
15	54	44	14	3	35	12	36	16	27	0	9	22	12	53	19	15
15	57	47	7	6	36	15	36	17	27	9	0	22	12	54	19	15
9	72	61	10	21	51	29	43	11	34	22	22	0	11	66	26	9
3	61	50	3	10	41	19	33	5	24	12	12	11	0	56	16	3
58	4	12	59	49	24	46	82	63	73	53	54	66	56	0	62	58
19	67	57	18	18	48	26	21	20	11	19	19	26	16	62	0	19
0	61	51	4	14	40	21	35	5	25	15	15	9	3	58	19	0

Tabela 6.5: Tempos usados nas instâncias de 22 localidades (minutos)

0	61	51	4	14	40	21	35	5	25	15	15	9	3	58	19	29	31	13	24	7	0
61	0	15	62	52	29	47	84	65	74	54	57	72	61	4	67	49	34	63	56	58	61
51	15	0	51	42	19	38	74	55	64	44	47	61	50	12	57	40	24	52	46	48	51
4	62	51	0	13	39	20	35	5	25	14	7	10	3	59	18	28	31	13	22	6	4
14	52	42	13	0	30	10	35	15	25	3	6	21	10	49	18	17	21	13	13	8	14
40	29	19	39	30	0	27	64	45	54	35	36	51	41	24	48	29	14	42	34	38	40
21	47	38	20	10	27	0	43	23	32	12	15	29	19	46	26	13	17	21	17	16	21
35	84	74	35	35	64	43	0	38	17	36	36	43	33	82	21	50	53	23	45	31	35
5	65	55	5	15	45	23	38	0	27	16	17	11	5	63	20	30	33	15	25	9	5
25	74	64	25	25	54	32	17	27	0	27	27	34	24	73	11	41	43	14	35	22	25
15	54	44	14	3	35	12	36	16	27	0	9	22	12	53	19	20	22	14	14	9	15
15	57	47	7	6	36	15	36	17	27	9	0	22	12	54	19	21	23	14	12	10	15
9	72	61	10	21	51	29	43	11	34	22	22	0	11	66	26	36	37	21	27	15	9
3	61	50	3	10	41	19	33	5	24	12	12	11	0	56	16	26	27	11	18	5	3
58	4	12	59	49	24	46	82	63	73	53	54	66	56	0	62	45	29	58	56	54	58
19	67	57	18	18	48	26	21	20	11	19	19	26	16	62	0	33	34	7	25	14	19
29	49	40	28	17	29	13	50	30	41	20	21	36	26	45	33	0	16	29	27	25	29
31	34	24	31	21	14	17	53	33	43	22	23	37	27	29	34	16	0	30	28	26	31
13	63	52	13	13	42	21	23	15	14	14	14	21	11	58	7	29	30	0	19	8	13
24	56	46	22	13	34	17	45	25	35	14	12	27	18	56	25	27	28	19	0	19	24
7	58	48	6	8	38	16	31	9	22	9	10	15	5	54	14	25	26	8	19	0	7
0	61	51	4	14	40	21	35	5	25	15	15	9	3	58	19	29	31	13	24	7	0

Google Colaboratory  $\text{\textcircled{R}}$ , usando a linguagem de programação Python [7] [17]. Dois possíveis tamanhos para o conjunto de especialidades foram usados: O primeiro com 4 especialidades e o segundo com 6 especialidades.

Para obtenção dos dados da distribuição Normal foi utilizado como desvio padrão o valor 1. Para média os valores respectivos de 2 e 3 correspondendo a 4 e 6 especialidades. Para obtenção da distribuição de probabilidade Zipf foram utilizados os mesmos valores para as respectivas especialidades.

Na Figura 6.2 pode-se observar as curvas esperadas para cada distribuição estatística. Na distribuição uniforme, todas as especialidades têm a mesma chance de serem escolhidas. Na distribuição Zipf há grande concentração da demanda em uma ou duas especialidades. Já a distribuição Normal, a demanda se distribui na forma de sino em relação às especialidades. O uso de múltiplas distribuições estatísticas para modelar a demanda por especialidades médicas se deve ao fato de que, até o momento, não foram encontrados estudos que demonstram qual a curva que mais se assemelha ao comportamento das demandas por especialidades médicas em situações de desastres. Além disso, comprovar qual distribuição mais se aproxima do cenário encontrado em situações de desastre não faz parte do escopo deste trabalho. Porém estudos futuros podem ser realizados neste sentido.

Os dados obtidos para as demandas por especialidade médica se encontram nas Tabelas 6.6, 6.7 e 6.8.

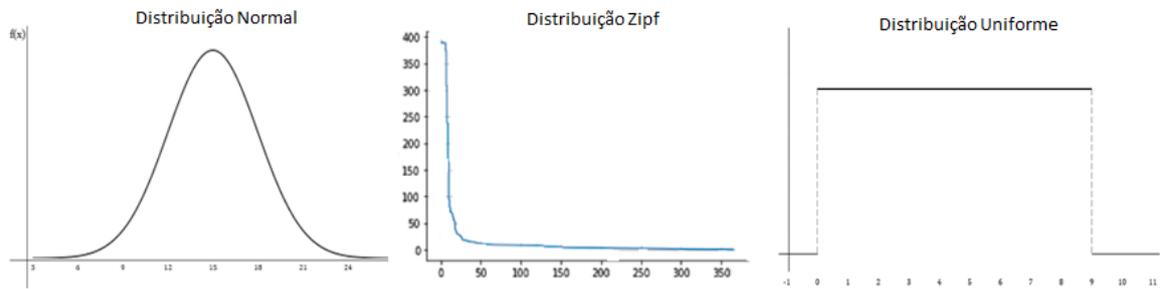


Figura 6.2: Curvas das distribuições estatísticas Normal, Zipf e Uniforme  
Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6.6: Demandas por especialidade médica para a distribuição de probabilidade Uniforme

	4 Especialidades	6 Especialidades
5 Pacientes	3, 2, 1, 4, 2	4, 6, 4, 3, 3
10 Pacientes	3, 1, 3, 1, 4, 3, 2, 1, 1, 1	5, 6, 5, 4, 3, 6, 1, 2, 6, 6
15 Pacientes	3, 1, 2, 4, 1, 4, 3, 2, 4, 3, 4, 4, 4, 2, 3	5, 1, 3, 6, 2, 2, 4, 3, 5, 2, 4, 6, 4, 3, 1
20 Pacientes	1, 4, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 3, 1, 1, 3, 1, 4, 4, 1, 1, 1, 2, 4	3, 5, 6, 5, 5, 1, 4, 6, 5, 2, 6, 2, 5, 4, 4, 3, 5, 2, 3, 6

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6.7: Demandas por especialidade médica para a distribuição de probabilidade Normal

	4 Especialidades	6 Especialidades
5 Pacientes	1,1,3,1,5	3,1,3,1,3
10 Pacientes	4,1,4,3,1,3,2,3,1,1	4,4,2,3,5,2,1,4,2,1
15 Pacientes	1, 4, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 1, 3, 1, 2, 2, 2, 3	2, 4, 3, 3, 3, 4, 4, 3, 2, 3, 2, 5, 4, 3, 4
20 Pacientes	2, 2, 2, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 2, 3, 2, 1, 2, 3, 2, 2, 2, 1	4, 2, 4, 3, 2, 3, 2, 3, 4, 3, 2, 3, 3, 3, 3, 3, 2, 2, 2, 4

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6.8: Demandas por especialidade médica para a distribuição de probabilidade Zipf

	4 Especialidades	6 Especialidades
5 Pacientes	1, 1, 4, 1, 1	1, 4, 1, 1, 1
10 Pacientes	1, 2, 4, 1, 2, 2, 2, 2, 1, 1	1, 3, 3, 1, 1, 1, 2, 1, 2, 5
15 Pacientes	1, 1, 4, 1, 2, 1, 1, 3, 3, 1, 1, 1, 1, 2, 4	1, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 4, 1, 1, 2, 1, 1, 1
20 Pacientes	3, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 3, 3, 1, 1, 1, 3, 2, 1, 3, 1	2, 3, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1

Fonte: Elaborado pela autora.

Para cada número de pacientes, foram consideradas dois possíveis tamanhos para o conjunto de médicos: 4 e 6 médicos. Cada médico possui duas especialidades, escolhidas arbitrariamente para evitar a criação de instâncias inviáveis. As distribuições estão mostradas a seguir nas Tabelas 6.9 e 6.10. A Tabela 6.9 mostra a matriz de especialidades usadas para quatro médicos. Cada linha da matriz representa um médico e cada coluna uma especialidade. A presença do valor 1 em uma coluna  $j$  de uma linha  $i$  representa que o médico  $i$  possui a especialidade  $j$ . Deste modo, de acordo com a Tabela 6.9, o médico 1 possui as especialidades 1 e 2. O médico 2 possui as especialidades 2 e 3 e assim sucessivamente. Já a Tabela 6.10 mostra a matriz de especialidades usadas para seis médicos. De forma análoga esta tabela demonstrará as especialidades por médicos disponíveis.

Tabela 6.9: Especialidades médicas para um conjunto de 4 médicos.

Médico	Especialidade 1	Especialidade 2	Especialidade 3	Especialidade 4
1	1	1	0	0
2	0	1	1	0
3	0	0	1	1
4	1	0	0	1

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6.10: Especialidades médicas para um conjunto de 6 médicos.

Médico	Especialidade 1	Especialidade 2	Especialidade 3	Especialidade 4	Especialidade 5	Especialidade 6
1	1	1	0	0	0	0
2	0	1	1	0	0	0
3	0	0	1	1	0	0
4	0	0	0	1	1	0
5	0	0	0	0	1	1
6	1	0	0	0	0	1

Fonte: Elaborado pela autora.

Os tempos de descanso entre as rotas, para cada médico, foram atribuídos segundo entrevista realizada com o profissional responsável por construir as escalas de trabalho de resgate do corpo de bombeiros da cidade de Volta Redonda. Segundo entrevista realizada as escalas praticadas em situações de resgate dependem do cenário encontrado. Geralmente os valores praticados estão entre 8 e 12 horas de descanso entre uma escala e outra, porém caso um médico deseje praticar maior tempo que este poderá praticar apenas de modo voluntário não podendo assim ser escalado pela corporação com menor tempo de descanso. Na mesma entrevista obteve-se o tempo de trabalho para realizar os atendimentos em uma jornada que é de 24 horas. Este valor será usado como limite máximo para o tempo de uma rota, e cada médico pode realizar, nas instâncias propostas, até três rotas.

## 6.2 Resultados Computacionais

Os testes computacionais foram realizados em dois computadores. Para a utilização do *software* comercial IBM ILOG CPLEX Optimization Studio® foi utilizado um computador Lenovo Intel(R) Core(TM) i7-8565U com 2 CPUs (1.80GHz e 1.99 GHz). Para utilização do *software* Matlab® foi utilizado um computador Lenovo Intel(R) Core(TM) i7-3210M com 2 CPUs (2.50GHz e 2.50GHz).

Em alguns experimentos o *software* CPLEX® não encontrou solução ótima, mesmo após horas de execução do programa, chegando em alguns casos a rodar 81 horas seguidas sem obter resultado ótimo. É importante ressaltar que, em se tratando de operações de emergência, muitas vezes é necessário oferecer uma resposta rápida e, neste sentido, aguardar longos períodos de tempo para obter a resposta ótima pode não ser uma opção viável. Neste sentido, se forneceu ao *software* o tempo limite de execução de 10800 segundos, ou seja, 3 horas.

As rotas que cada médico percorreu segundo as demandas em distribuição de probabilidade Uniforme, Normal e Zipf são apresentadas nas Tabelas 6.11, 6.12, 6.13, 6.14, 6.15 e 6.16 através do modelo matemático proposto. Cada rota inicia na origem representado nas Tabelas como "o" e finaliza no destino representado nas Tabelas como "d" porém ambos estão no mesmo lugar físico.

Pode-se observar que, em alguns casos, não é apresentada uma rota para alguns médicos, como por exemplo no caso da distribuição de probabilidade Zipf apresentada na Tabela 6.16 com 6 médicos e 5 localidades. Nesses casos o médico 2 e o médico 5, apesar de ter 2 especialidades, não tiveram rotas atribuídas devido ao fato de não houve demandas para as especialidades destes médicos. Em todos esses casos as tabelas das rotas trazem essas informações para as respectivas rotas. Ainda houve casos como o da distribuição Uniforme apresentada na Tabela 6.12 com 6 médicos e 5 pacientes, por exemplo. Neste caso, o médico 6, mesmo possuindo uma das especialidades demandadas, não foi enviado. Aqui o resolvidor optou por atribuir os pacientes para outro médico que possuía a mesma especialidade. Um fato que chama a atenção nas Tabelas 6.11, 6.12, 6.13, 6.14, 6.15 e 6.16 é que nenhum dos médicos necessitou utilizar mais de uma rota. Para se avaliar o modelo matemático e certificar que é capaz de realizar mais rotas utilizou-se os dados de entrada mencionados para um atendimento de 10 localidades com 4 médicos disponíveis porém modificando-se o tempo limite para as rotas para o valor de 180 minutos e modificando-se as demandas para: 3, 3, 3, 1, 4, 3, 2, 3, 3, 3. Com esta configuração obteve-se as seguintes

Tabela 6.11: Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Uniforme com 4 médicos

Quantidade de localidades (pacientes)	Médicos	Rota 1
5	Médico 1	$o \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 4 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 3 \rightarrow d$
10	Médico 1	$o \rightarrow 8 \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 3 \rightarrow 6 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 4 \rightarrow 10 \rightarrow 2 \rightarrow d$
15	Médico 1	$o \rightarrow 5 \rightarrow 2 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 3 \rightarrow 8 \rightarrow 10 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 15 \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow 12 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 13 \rightarrow 11 \rightarrow 4 \rightarrow 6 \rightarrow d$
20	Médico 1	$o \rightarrow 3 \rightarrow 11 \rightarrow 16 \rightarrow 17 \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 19 \rightarrow 6 \rightarrow 12 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 20 \rightarrow 15 \rightarrow 9 \rightarrow 2 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 8 \rightarrow 13 \rightarrow 10 \rightarrow 4 \rightarrow 18 \rightarrow 7 \rightarrow d$

Fonte: Elaborado pela autora.

rotas e seqüências de atendimentos apresentada na Tabela 6.17.

O CPLEX realiza uma comparação entre o melhor valor inteiro e o valor objetivo. A diferença relativa (percentual) entre estes dois valores é chamada pela literatura de gap. O *software* para voluntariamente em duas situações: gap igual a zero ou em casos em que há memória insuficiente no computador. Outra maneira é quando o usuário insere critérios de parada, tal como realizado neste estudo onde é utilizado como critério de parada o tempo de execução. Para algumas instâncias o resolvidor alcançou o critério de parada do tempo. A Tabela 6.18 aponta o quão longe o CPLEX estava de alcançar o resultado para as instâncias em que o *software* atingiu o tempo limite proposto. Essa Tabela indica que quanto maior a quantidade de pacientes, maior a dificuldade do resolvidor para encontrar a solução ótima. Também é possível notar que o resolvidor apresenta muitas dificuldades para resolver estas instâncias visto que mesmo após o limite de tempo ter sido atingido o melhor valor para o gap nestes casos foi maior que 50%.

Utilizando os conjuntos de dados apresentados no início deste capítulo comparou-se numericamente o desempenho do algoritmo BRKGA, solucionado no *software* Matlab®), e o modelo matemático proposto solucionado no solver comercial IBM ILOG CPLEX Optimization Studio ®versão 12.10.0.0.

Devido ao BRKGA trabalhar com números randômicos, os resultados dos atrasos são

Tabela 6.12: Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Uniforme com 6 médicos

Quantidade de localidades (pacientes)	Médicos	Rota 1
5	Médico 1	Especialidades não demandas
	Médico 2	$o \rightarrow 4 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 3 \rightarrow d$
	Médico 5	$o \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 6	Não enviado
10	Médico 1	$o \rightarrow 8 \rightarrow 7 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 5 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 4 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 5	$o \rightarrow 3 \rightarrow 10 \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 6	$o \rightarrow 9 \rightarrow 6 \rightarrow d$
15	Médico 1	$o \rightarrow 5 \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 8 \rightarrow 10 \rightarrow 6 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 3 \rightarrow 11 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 13 \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow d$
	Médico 5	$o \rightarrow 4 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 6	$o \rightarrow 15 \rightarrow 12 \rightarrow d$
20	Médico 1	$o \rightarrow 18 \rightarrow 10 \rightarrow 12 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 19 \rightarrow 16 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 15 \rightarrow 7 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 4 \rightarrow 17 \rightarrow 5 \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 5	$o \rightarrow 3 \rightarrow 13 \rightarrow 8 \rightarrow 9 \rightarrow d$
	Médico 6	$o \rightarrow 20 \rightarrow 11 \rightarrow 6 \rightarrow d$

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6.13: Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Normal com 4 médicos

Quantidade de localidades (pacientes)	Médicos	Rota 1
5	Médico 1	$o \rightarrow 2 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 3 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 5 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 4 \rightarrow d$
10	Médico 1	$o \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow 10 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 4 \rightarrow 6 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 3 \rightarrow 8 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 5 \rightarrow 2 \rightarrow 1 \rightarrow d$
15	Médico 1	$o \rightarrow 3 \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 13 \rightarrow 4 \rightarrow 6 \rightarrow 12 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 8 \rightarrow 10 \rightarrow 15 \rightarrow 7 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 9 \rightarrow 11 \rightarrow 2 \rightarrow d$
20	Médico 1	$o \rightarrow 3 \rightarrow 11 \rightarrow 19 \rightarrow 17 \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 13 \rightarrow 15 \rightarrow 18 \rightarrow 10 \rightarrow 4 \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 12 \rightarrow 16 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 8 \rightarrow 20 \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow 6 \rightarrow d$

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6.14: Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Normal com 6 médicos

Quantidade de localidades (pacientes)	Médicos	Rota 1
5	Médico 1	$o \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 3 \rightarrow d$
	Médico 4	Especialidades não demandas
	Médico 5	Especialidades não demandas
	Médico 6	$o \rightarrow 4 \rightarrow d$
10	Médico 1	$o \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 3 \rightarrow 6 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 4 \rightarrow 8 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 2 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 5	$o \rightarrow 5 \rightarrow d$
	Médico 6	$o \rightarrow 10 \rightarrow d$
15	Médico 1	$o \rightarrow 9 \rightarrow 15 \rightarrow 11 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 3 \rightarrow 8 \rightarrow 10 \rightarrow 7 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 13 \rightarrow 6 \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 5	$o \rightarrow 12 \rightarrow d$
	Médico 6	Especialidades não demandas
20	Médico 1	$o \rightarrow 19 \rightarrow 11 \rightarrow 17 \rightarrow 5 \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 18 \rightarrow 15 \rightarrow 7 \rightarrow 12 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 8 \rightarrow 13 \rightarrow 10 \rightarrow 4 \rightarrow 6 \rightarrow 16 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 3 \rightarrow 20 \rightarrow 9 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 5	Especialidades não demandas
	Médico 6	Especialidades não demandas

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6.15: Rotas m3dicas para as demandas em distribu3c3o de probabilidade Zipf com 4 m3dicos

Quantidade de localidades (pacientes)	M3dicos	Rota 1
5	M3dico 1	$o \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	M3dico 2	Especialidades n3o demandas
	M3dico 3	$o \rightarrow 3 \rightarrow d$
	M3dico 4	$o \rightarrow 4 \rightarrow 2 \rightarrow d$
10	M3dico 1	$o \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow 6 \rightarrow d$
	M3dico 2	$o \rightarrow 8 \rightarrow 5 \rightarrow 2 \rightarrow d$
	M3dico 3	$o \rightarrow 3 \rightarrow d$
	M3dico 4	$o \rightarrow 4 \rightarrow 10 \rightarrow 1 \rightarrow d$
15	M3dico 1	$o \rightarrow 4 \rightarrow 10 \rightarrow 12 \rightarrow 7 \rightarrow d$
	M3dico 2	$o \rightarrow 8 \rightarrow 5 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	M3dico 3	$o \rightarrow 3 \rightarrow 15 \rightarrow 9 \rightarrow d$
	M3dico 4	$o \rightarrow 13 \rightarrow 11 \rightarrow 6 \rightarrow 2 \rightarrow 1 \rightarrow d$
20	M3dico 1	$o \rightarrow 3 \rightarrow 8 \rightarrow 10 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 2 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	M3dico 2	$o \rightarrow 16 \rightarrow 17 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	M3dico 3	$o \rightarrow 19 \rightarrow 11 \rightarrow 12 \rightarrow d$
	M3dico 4	$o \rightarrow 13 \rightarrow 20 \rightarrow 18 \rightarrow 15 \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow 6 \rightarrow d$

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6.16: Rotas médicas para as demandas em distribuição de probabilidade Zipf com 6 médicos

Quantidade de localidades (pacientes)	Médicos	Rota 1
5	Médico 1	$o \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 2	Especialidades não demandas
	Médico 3	$o \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 4	Não enviado
	Médico 5	Especialidades não demandas
	Médico 6	$o \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow d$
10	Médico 1	$o \rightarrow 8 \rightarrow 4 \rightarrow 6 \rightarrow o \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 3 \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 10 \rightarrow d$
	Médico 5	Não enviado
	Médico 6	$o \rightarrow 5 \rightarrow 1 \rightarrow d$
15	Médico 1	$o \rightarrow 3 \rightarrow 11 \rightarrow 6 \rightarrow 2 \rightarrow 1 \rightarrow 14 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 5 \rightarrow 12 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 9 \rightarrow d$
	Médico 4	Especialidades não demandas
	Médico 5	Especialidades não demandas
	Médico 6	$o \rightarrow 8 \rightarrow 13 \rightarrow 10 \rightarrow 4 \rightarrow 15 \rightarrow 7 \rightarrow d$
20	Médico 1	$o \rightarrow 13 \rightarrow 20 \rightarrow 18 \rightarrow 15 \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow 4 \rightarrow 6 \rightarrow 16 \rightarrow d$
	Médico 2	$o \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 4	Especialidades não demandas
	Médico 5	Especialidades não demandas
	Médico 6	$o \rightarrow 8 \rightarrow 3 \rightarrow 11 \rightarrow 19 \rightarrow 10 \rightarrow 17 \rightarrow 5 \rightarrow 14 \rightarrow 12 \rightarrow d$

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6.17: Rotas médicas para as demandas com 4 médicos e 10 pacientes

Quantidade de localidades (pacientes)	Médicos	Rota 1	Rota 2
10	Médico 1	$o \rightarrow 4 \rightarrow 7 \rightarrow d$	-
	Médico 2	$o \rightarrow 3 \rightarrow 8 \rightarrow 10 \rightarrow d$	$o \rightarrow 1 \rightarrow d$
	Médico 3	$o \rightarrow 9 \rightarrow 6 \rightarrow d$	$o \rightarrow 2 \rightarrow d$
	Médico 4	$o \rightarrow 5 \rightarrow d$	-

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6.18: Gap do *software* para as instâncias que alcançaram o tempo limite de execução

Distribuição de probabilidade	Quantidade de médicos disponíveis	Quantidade de pacientes	Gap
Uniforme	4	15	71,73%
Uniforme	4	20	98,62%
Uniforme	6	20	74,69%
Normal	4	15	78,11%
Normal	4	20	99,80%
Normal	6	15	57,17%
Normal	6	20	94,91%
Zipf	4	15	84,34%
Zipf	4	20	91,42%
Zipf	6	15	93,46%
Zipf	6	20	99,11%

Fonte: Elaborado pela autora.

médias aritméticas entre 10 execuções do programa.

Para a compreensão dos impactos do aumento das demandas segundo distribuições de probabilidade escolhidas, número de médicos e especialidades disponíveis alguns gráficos foram construídos. A Figura 6.3 e 6.4 apresenta os atrasos encontrados para as demandas segundo Distribuição Uniforme. A Figura 6.5 e 6.6 apresenta os atrasos encontrados para as demandas segundo Distribuição Normal e finalmente a Figura 6.7 e 6.8 apresenta os atrasos encontrados para as demandas segundo Distribuição Zipf.

Pode-se concluir com base nos gráficos presentes nas Figuras 6.3, 6.4, 6.5, 6.6, 6.7 e 6.8 que os atrasos aumentam conforme as demandas aumentam. Outro fato que chama a atenção é que ao adicionar mais 2 médicos para atendimento das mesmas localidades os atrasos não sofrem decréscimo de atraso significativo. Isso se deve ao fato que os médicos introduzidos, não necessariamente possuem as especialidades mais demandas no contexto das localidades referidas. Para testar a disponibilização de maior quantidade de profissionais porém com as mesmas demandas e quantidade de especialidades disponíveis foi realizado um experimento. A instância de comparação foi a Distribuição Zipf, com 20 localidades(pacientes), 4 especialidades e 6 médicos disponíveis. Conforme era de se esperar o atraso global de todas as rotas decresceu de 1.795 segundos para 1.686 segundos. O tempo de máquina foi o mesmo em ambos os casos. Este experimento não é utilizado nas Tabelas e Gráficos de comparações. Uma comparação entre as distribuições não pode ser realizada uma vez que cada uma possui curvas diferentes de demandas.

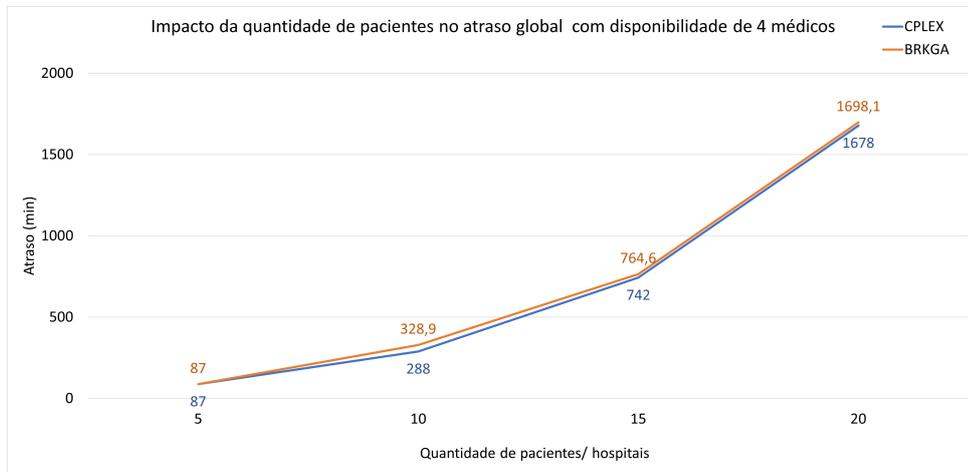


Figura 6.3: Atrasos em minutos paras as demandas segundo Distribuição Uniforme com disponibilidade de 4 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

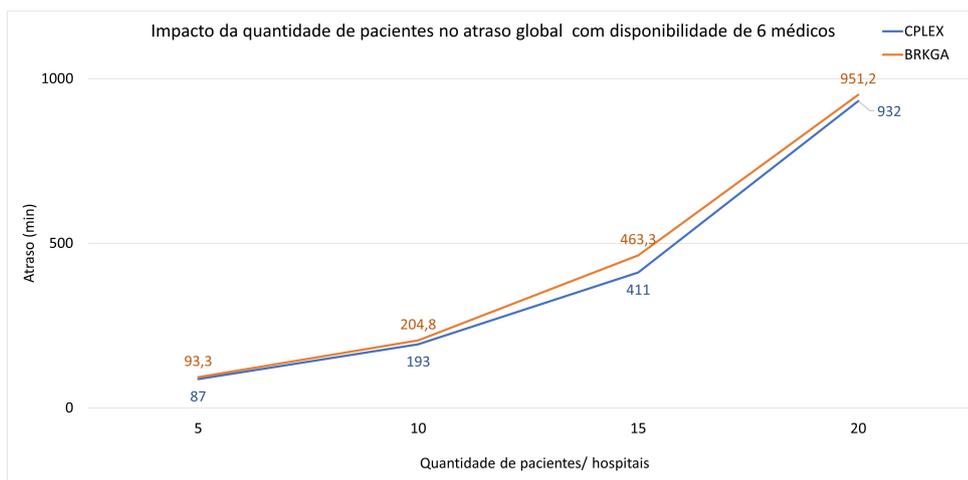


Figura 6.4: Atrasos em minutos paras as demandas segundo Distribuição Uniforme com disponibilidade de 6 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

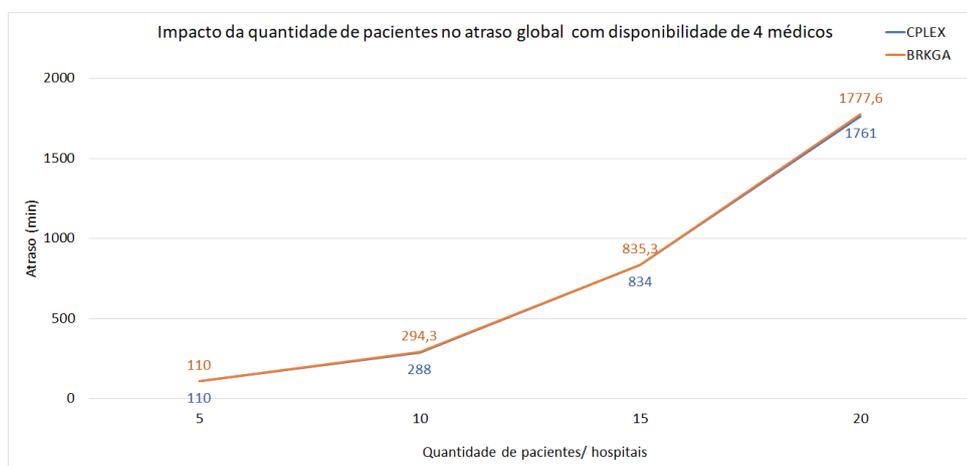


Figura 6.5: Atrasos em minutos para as demandas segundo Distribuição Normal com disponibilidade de 4 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

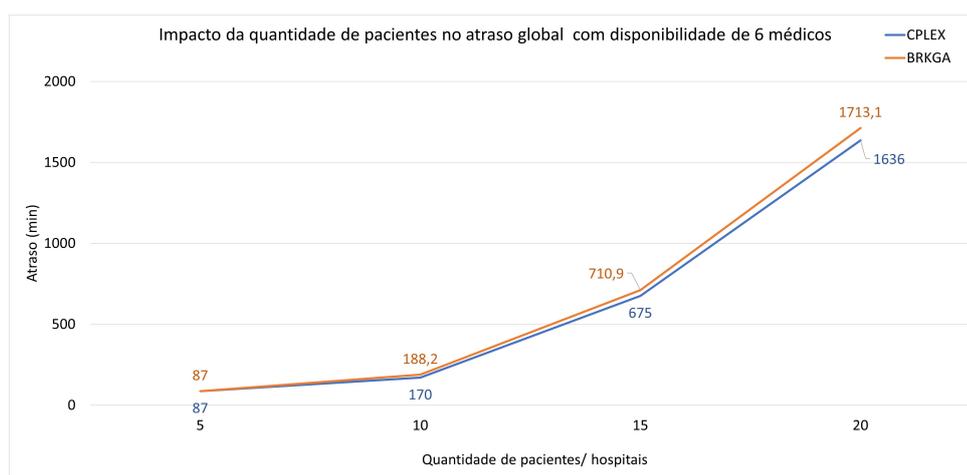


Figura 6.6: Atrasos em minutos para as demandas segundo Distribuição Normal com disponibilidade de 6 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

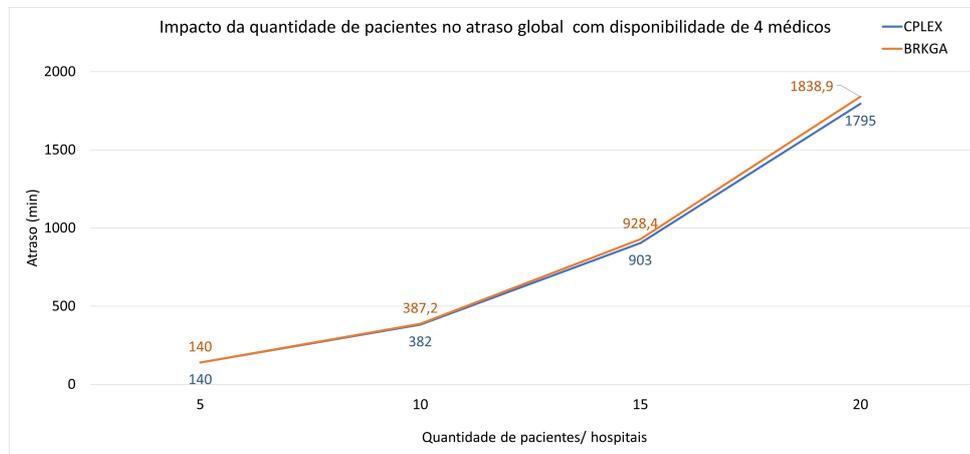


Figura 6.7: Atrasos em minutos para as demandas segundo Distribuição Zipf com disponibilidade de 4 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

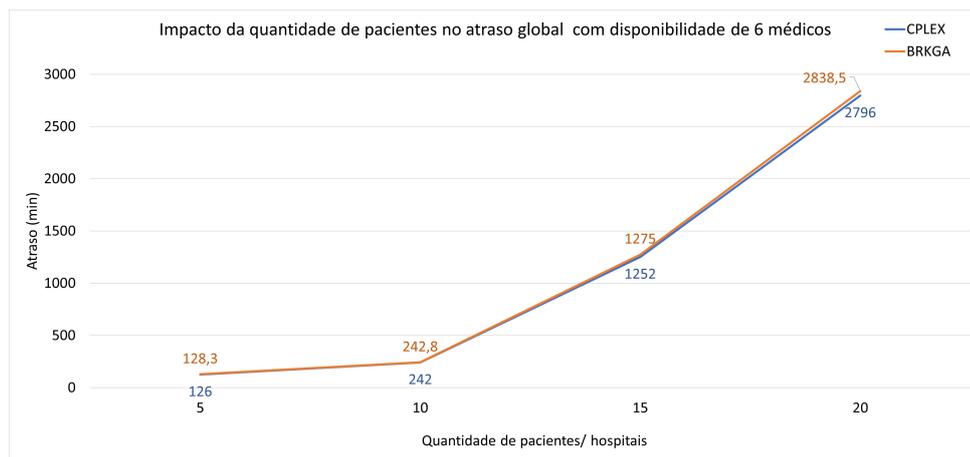


Figura 6.8: Atrasos em minutos para as demandas segundo Distribuição Zipf com disponibilidade de 6 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

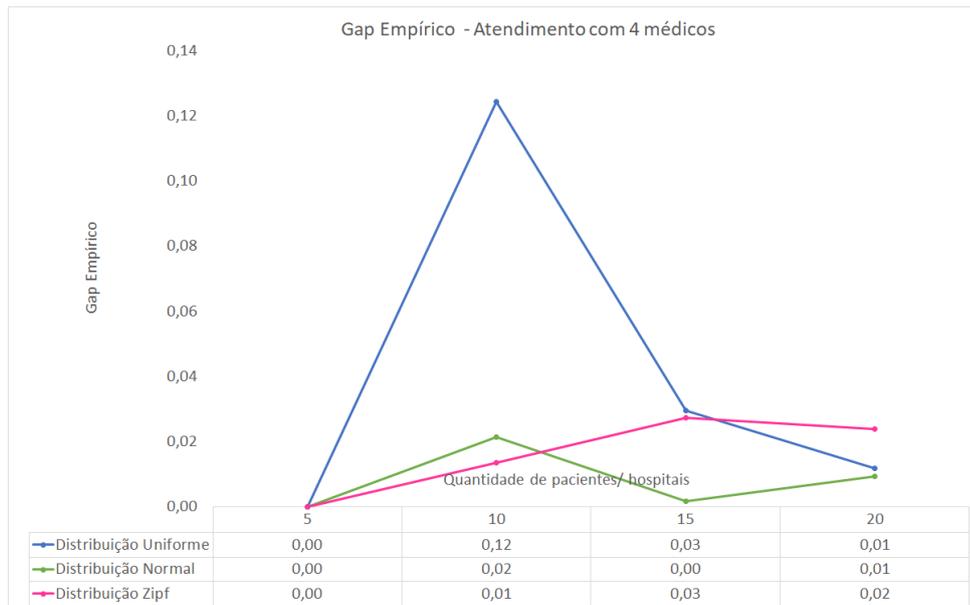


Figura 6.9: Gap erro empírico para 4 médicos.  
Fonte: Elaborado pela autora.

Os autores [29] definem em seu trabalho um instrumento de comparação entre os resultados obtidos, o gap de erro empírico. Ele é definido através da Equação 6.1.

$$Gap = \frac{G^{BRKGA} - G^{CPLEX}}{G^{CPLEX}} \quad (6.1)$$

Na Equação 6.1  $G^{CPLEX}$  representa o atraso mínimo obtido usando o solver comercial CPLEX e  $G^{BRKGA}$  o obtido utilizando o BRKGA proposto. O valor do Gap pode ser negativo caso o algoritmo genético BRKGA tenha um desempenho melhor que o CPLEX, ou seja, quanto menor o Gap implica dizer uma melhor solução obtida pelo BRKGA frente ao CPLEX. Vale ressaltar que o Gap (Gap empírico) apresentado na Equação 6.1 é diferente do gap (do *software*) apresentado na Tabela 6.16. Sendo assim a Figura 6.9 foi construída para a comparação entre os resultados obtidos entre o CPLEX e o algoritmo genético para as diferentes distribuições estatísticas para as instâncias com 4 médicos, e a Figura 6.10 para a comparação para as instâncias com 6 médicos.

Como pode ser observado na Figura 6.9 e 6.10 os Gaps de erros empíricos são mínimos. Para a distribuição de probabilidade Normal com 4 médicos e 5 pacientes o BRKGA obteve melhor valor para o atraso global. Em todos os demais o CPLEX obteve resultado igual ou inferior ao BRKGA para o atraso global. O que ressalta a atenção aos Gaps é que os resultados não passam de 0,12 ou seja ambos os algoritmos podem entregar ao

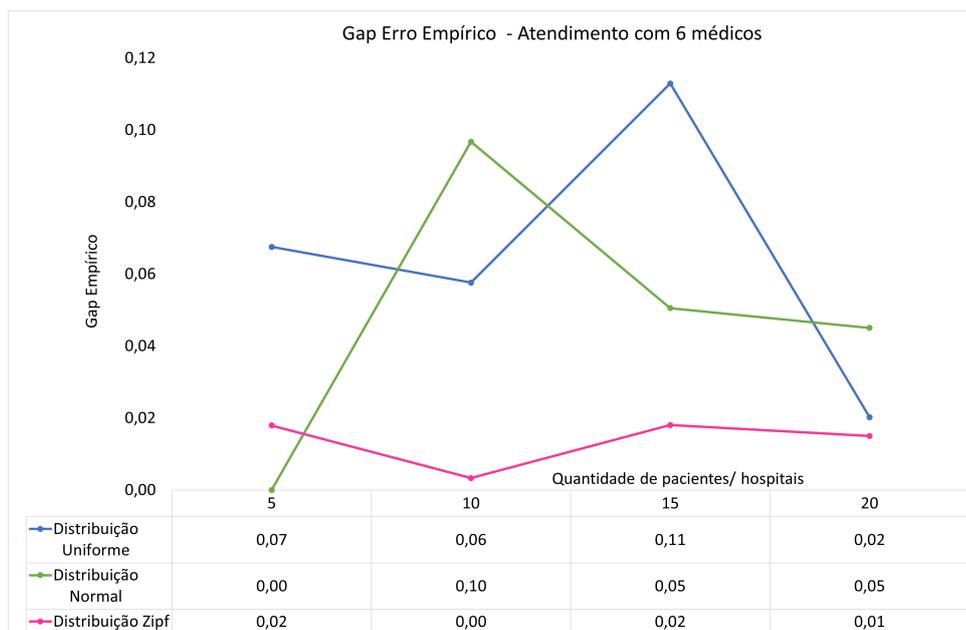


Figura 6.10: Gap erro empírico para 6 médicos.  
Fonte: Elaborado pela autora.

decisor performances semelhantes em relação ao valor a ser esperado do atraso global dos atendimentos. Sendo assim outras variáveis podem ser analisadas para medir as performances de ambos os algoritmos e *softwares* como por exemplo o tempo de execução ou comumente como conhecido tempo de máquina de cada *softwares*.

Devido ao BRKGA trabalhar com números randômicos também foram mensurados para a comparação entre os métodos as médias aritméticas entre 10 iterações do programa para o tempo de máquina.

Em contraste ao CPLEX, que precisou ter um limite de tempo estabelecido, o BRKGA proposto apresentou seus resultados em até 13 segundos. As Figuras 6.11, 6.12, 6.13, 6.14, 6.15 e 6.16 apresentam os tempos encontrados para as instâncias que seguem a Distribuição Uniforme, a Distribuição Normal e a Distribuição Zipf, respectivamente.

Como pode ser observado pelas figuras, nas instâncias com até 10 pacientes diferença entre os tempos é ínfima, ou seja, ambas as abordagens podem entregar a solução rapidamente. Porém, a partir de 15 pacientes a diferença de performance entre elas se torna significativa. O algoritmo BRKGA apresenta resultados em tempos reduzidos, indiferente da quantidade de pacientes, no passo que a partir deste ponto (15 pacientes) o CPLEX atinge o limite de tempo imposto(10800 segundos).

Pode-se concluir através do que foi apresentado nesse capítulo que, dentre as aborda-

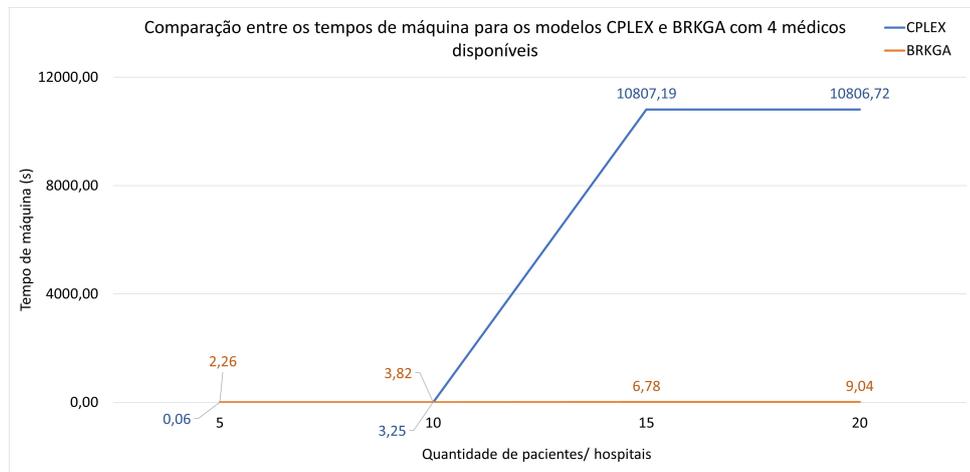


Figura 6.11: Tempos de máquina em segundos para as demandas segundo Distribuição Uniforme com disponibilidade de 4 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

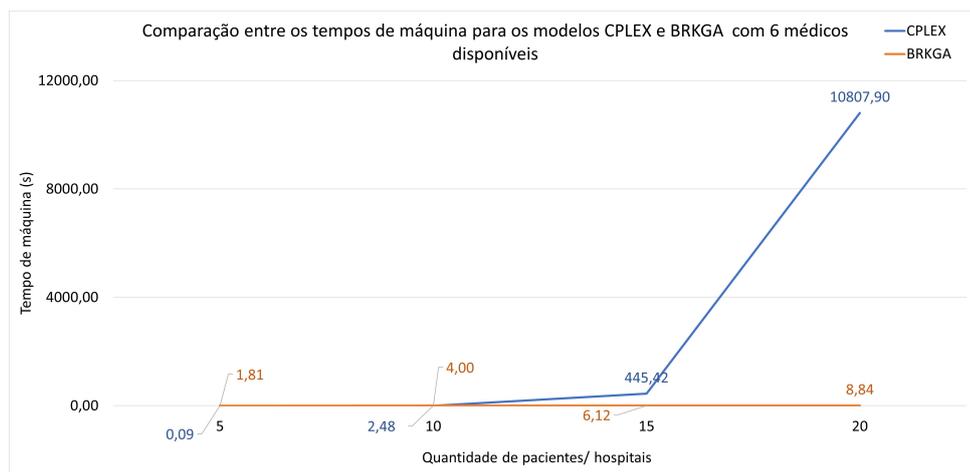


Figura 6.12: Tempos de máquina em segundos para as demandas segundo Distribuição Uniforme com disponibilidade de 6 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

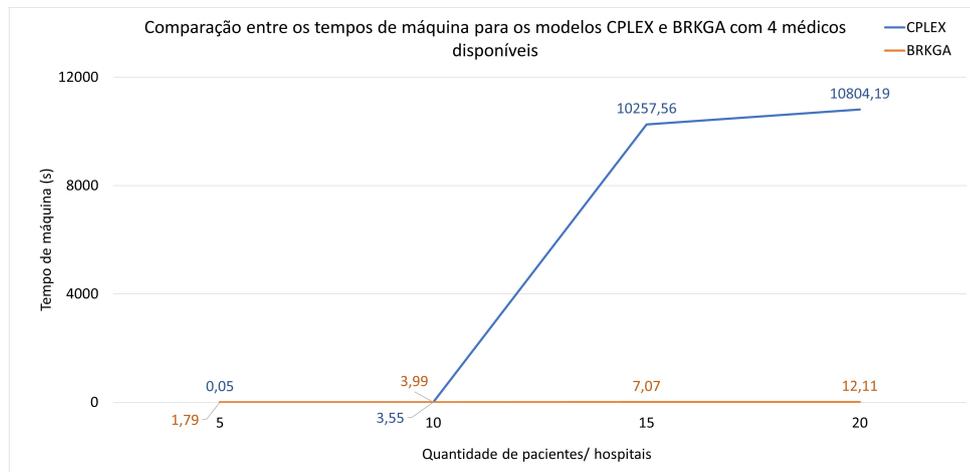


Figura 6.13: Tempos de máquina em segundos para as demandas segundo Distribuição Normal com disponibilidade de 4 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

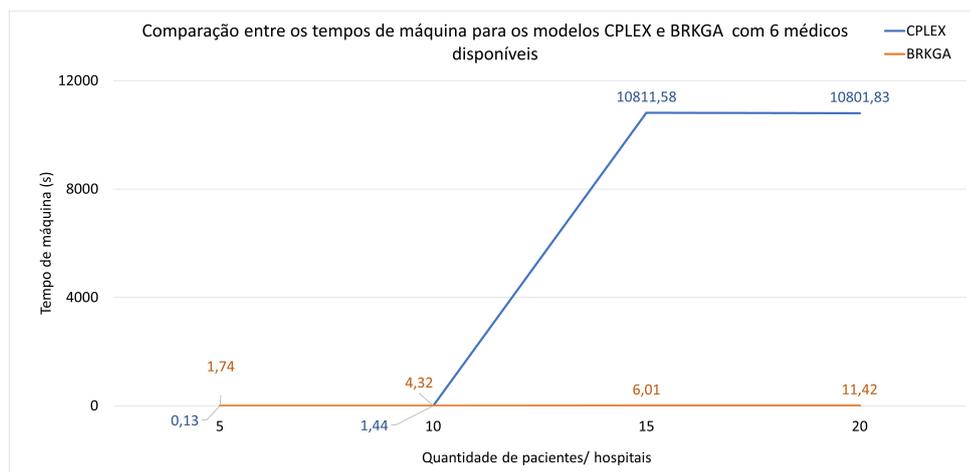


Figura 6.14: Tempos de máquina em segundos para as demandas segundo Distribuição Normal com disponibilidade de 6 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

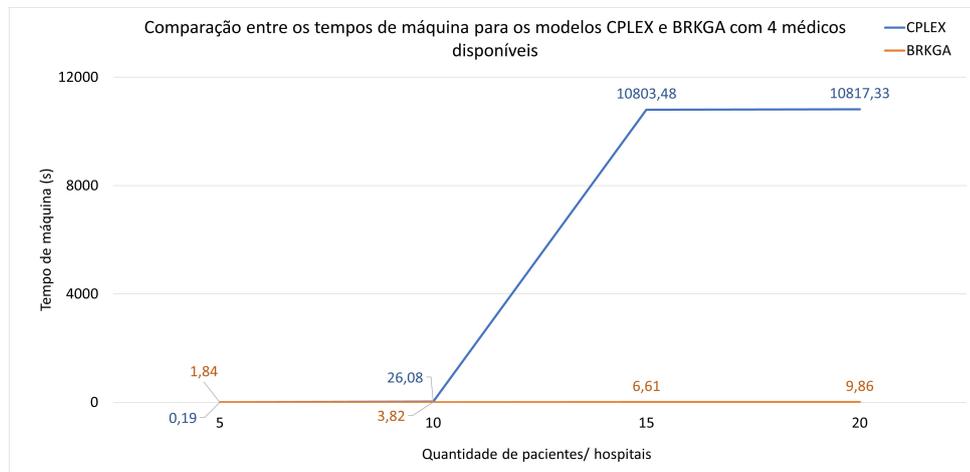


Figura 6.15: Tempos de máquina em segundos para as demandas segundo Distribuição Zipf com disponibilidade de 4 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

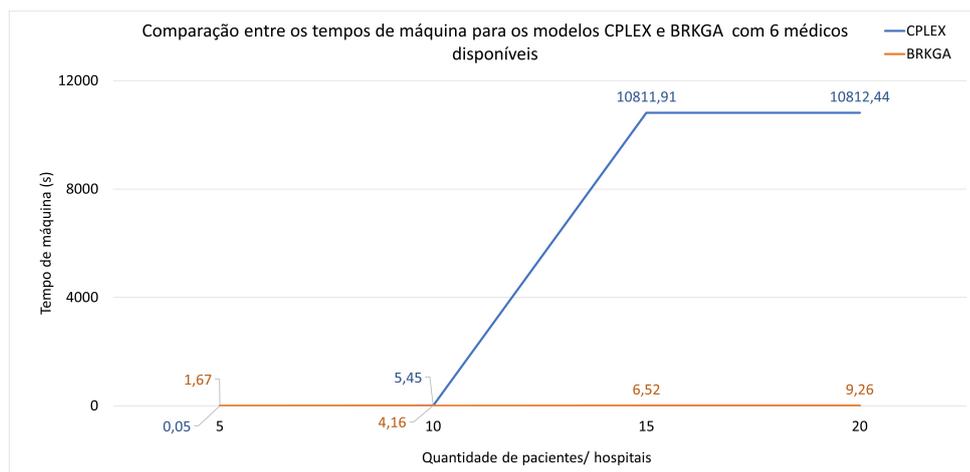


Figura 6.16: Tempos de máquina em segundos para as demandas segundo Distribuição Zipf com disponibilidade de 6 médicos.

Fonte: Elaborada pela autora.

---

gens estudadas, o algoritmo BRKGA é mais adequado aos cenários de desastre de logística humanitária, uma vez que ele apresenta resultados muito similares aos do método exato e possui um tempo de execução muito inferior para instâncias com mais de 15 pacientes.

# Capítulo 7

## Conclusões e Trabalhos Futuros

### 7.1 Conclusões

Um ambiente de desastre gera cenários de catástrofes, desordens e vulnerabilidade nas diversas esferas da sociedade ao longo dos séculos. Muitos são aqueles que nesse ambiente se sensibilizam e unem forças através da cooperação para minimizar os danos causados. A Logística humanitária de desastre é uma ferramenta eficaz nesse momento. Através dela a coordenação e gestão adequada podem ser implementadas, integrando organizações, ONG's, instituições, voluntários e outros no principal objetivo a ser buscado, o auxílio adequado e eficaz aos necessitados e o restabelecimento da ordem.

Nos últimos dezessete anos houve um crescente interesse dos cientistas para o tema, todavia muitas lacunas ainda existem a serem estudadas. Apresentar essas lacunas com clareza é um dos objetivos desse trabalho. No Capítulo 2 são apresentados alguns dos principais estudos no tema, juntamente com as lacunas citadas por estes trabalhos. Algumas destas lacunas foram abordadas neste trabalho, mas ainda existem outras que devem ser analisadas em trabalhos futuros ou por outros pesquisadores. Este estudo também buscou apresentar o problema de distribuição de socorro médico e suas principais variáveis.

Mediante a revisão literária realizada foram propostos modelos matemático e computacional heurístico buscando solução que atendesse a realidade existente, alcançando assim ao segundo objetivo deste estudo. Esses modelos foram amplamente testados, abordando diferentes instâncias (demandas, disponibilidade de especialidades, médicos especialistas, etc). A abordagem heurística proposta para o Algoritmo Genético de Chaves Aleatórias Viciadas, BRKGA, alcançou soluções muito próximas do método exato em um tempo computacional compatível com as condições impostas para cenários de desastre. Além disso, a técnica se mostrou de fácil formulação e implementação. A ferramenta for-

nece ao decisor do problema respostas aos diversos cenários possíveis, buscando minimizar o tempo de atendimento para atender todas as demandas considerando as necessidades específicas de cada localidade. Quando se compara a abordagem matemática frente ao BRKGA pode-se concluir que o BRKGA entrega melhor performance uma vez apresenta ao decisor soluções aceitáveis em tempos inferiores a um minuto, enquanto o modelo matemático entregou resultados similares com um tempo bem maior. As análises através dos gaps de erros empíricos também demonstraram que o BRKGA apresenta bons resultados em termos de qualidade de solução, uma vez que as diferenças entre as abordagens são ínfimas, e assim, por fim o estudo alcança o último objetivo ao avaliar os resultados obtidos e apresentar propostas adequadas para o cenário estudado.

Uma importante característica adotada pelo problema é a presença de um único centro médico para distribuir o auxílio das especialidades disponíveis e informação aos necessitados sobre a previsão de chegada de auxílio médico. Esse conceito se deu pela compreensão do dano que pode ser causado pela falta de controle, comunicação e coordenação da distribuição do socorro.

Os resultados obtidos pelas abordagens propostas entregam valiosos dados ao decisor, porém nem todos os dados utilizados são reais, visto que parte destes foi arbitrada. Deste modo, uma análise com dados mais realísticos ainda precisa ser considerada.

No Capítulo 2 é abordado o tema de sistema de informação em logística humanitária. Apesar desse trabalho não propor um sistema de informação faz-se necessário o destaque ao tema. A motivação que originou todo o esforço empregado no desenvolvimento desse estudo é a usabilidade das soluções desenvolvidas para auxílio de pessoas em estado de vulnerabilidade e sem a integração com sistemas de informação isso se torna árdua. Também como destacado no Capítulo 2 a disponibilização gratuita e que contemple soluções para as demais fases do desastre se fazem necessárias e garantirão que diversas entidades e países a bem utilizem. Outro importante fator a se destacar é a necessidade de integração (cooperação e coordenação) entre diversos órgãos. Muitos países, principalmente os que com maior frequência sofrem com desastres, possuem cadastros prévios de profissionais capacitados para disponibilização no menor tempo possível. Quanto menor for o tempo de resposta, maior poderá ser a eficácia de atendimento aos necessitados.

## 7.2 Trabalhos Futuros

O presente trabalho possui oportunidades de desenvolvimento para trabalhos futuros. Iniciando pela construção do código. A ele podem ser agregados itens fortemente abordados pela literatura como por exemplo a distribuição de diferentes suprimentos como agulhas, luvas, medicamentos, alimentos, entre outros. Como eles são fabricados por diferentes fábricas e são entregues aos centros de distribuição em tempos distintos, podem ter suas entregas gerenciadas de maneira integrada com o suporte médico. Muitos estudos tratam esses temas como um único bloco, sem olhar para a heterogeneidade existente. A análise multiperíodo das entregas também se faz importante. A sugestão de integrar tais informações ao problema se dá pela oportunidade de gerar uma ferramenta robusta para auxiliar decisores em momentos de desastre.

Uma oportunidade a ser abordada é a validação por dados realísticos de qual distribuição de probabilidade as demandas por especialidade se comportam. Neste trabalho foram apresentadas três distribuições e os cenários encontrados mediante a utilização de cada uma delas. Ao abordar o tema por essa ótica neste trabalho espera-se que pesquisadores busquem aprofundar-se ainda mais sobre o tema, buscando as distribuições, bem como os devidos parâmetros, que mais se assemelham aos casos reais.

Outras heurísticas também podem ser construídas a fim de gerar comparação com os modelos propostos. Isso agregaria a literatura com a validação de abordagens sobre o tema com diferentes métodos.

Finalmente sugere-se que os próximos pesquisadores busquem contemplar nas propostas de solução maior abrangência das fases do desastre, quem sabe até a integração de todas as fases fornecendo assim uma ferramenta única e aproximando a proposta das realidades enfrentadas pelos gestores de desastre.

# Referências

- [1] Cinco pessoas morrem em carro soterrado em Brumadinho (MG). <https://www1.folha.uol.com.br/cotidiano/2022/01/cinco-pessoas-morrem-em-carro-soterrado-em-brumadinho-mg.shtml>. Acessado em 06 agosto de 2022.
- [2] Crisis Mappers Net. <http://www.cdacnetwork.org/marketplace/service-directory/i/20140609182929-hctaa/>. Acessado em 10 agosto de 2021.
- [3] Database de desastres naturais. <https://www.emdat.be>. Acessado em 13 novembro de 2021.
- [4] Desastres ambientais. <https://www.todamateria.com.br/desastres-ambientais/>. Acessado em 06 agosto de 2022.
- [5] GDACS. Disponível em: <https://www.gdacs.org/>. Acessado em 20 abril 2021.
- [6] Google My Maps. <https://www.google.com/maps/>. Acessado em 13 agosto de 2022.
- [7] Random Generator Python. <https://numpy.org/doc/stable/reference/random/generator.html>.
- [8] MATLAB user's manual, 2018.
- [9] IBM ILOG CPLEX Optimization Studio user's manual, 2019.
- [10] AKGÜN, İ., GÜMÜŞBUĞA, F., TANSEL, B. Risk based facility location by using fault tree analysis in disaster management. *Omega* 52 (2015), 168–179.
- [11] AL THEEB, N., MURRAY, C. Vehicle routing and resource distribution in post-disaster humanitarian relief operations. *International Transactions in Operational Research* 24, 6 (2017), 1253–1284.
- [12] ANDRADE, C. E., MIYAZAWA, F. K., RESENDE, M. G. Evolutionary algorithm for the k-interconnected multi-depot multi-traveling salesmen problem. Em *Proceedings of the 15th annual conference on Genetic and evolutionary computation* (2013), p. 463–470.
- [13] ANDRADE, D. V., BURIOL, L. S., RESENDE, M. G., THORUP, M. Survivable composite-link ip network design with ospf routing. Em *Proceedings of the eighth INFORMS telecommunications conference* (2006), Citeseer.
- [14] BALCIK, B., BEAMON, B. M. Facility location in humanitarian relief. *International Journal of logistics* 11, 2 (2008), 101–121.
- [15] BEAN, J. C. Genetic algorithms and random keys for sequencing and optimization. *ORSA journal on computing* 6, 2 (1994), 154–160.

- [16] BOONMEE, C., ARIMURA, M., ASADA, T. Facility location optimization model for emergency humanitarian logistics. *International Journal of Disaster Risk Reduction* 24 (2017), 485–498.
- [17] BORGES, L. E. *Python para desenvolvedores: aborda Python 3.3*. Novatec Editora, 2014.
- [18] BRESLAU, L., DIAKONIKOLAS, I., DUFFIELD, N., GU, Y., HAJIAGHAYI, M., JOHNSON, D. S., KARLOFF, H., RESENDE, M. G., SEN, S. Disjoint-path facility location: Theory and practice. Em *2011 Proceedings of the Thirteenth Workshop on Algorithm Engineering and Experiments (ALENEX)* (2011), SIAM, p. 60–74.
- [19] BURIOL, L. S., HIRSCH, M. J., PARDALOS, P. M., QUERIDO, T., RESENDE, M. G., RITT, M. A biased random-key genetic algorithm for road congestion minimization. *Optimization Letters* 4, 4 (2010), 619–633.
- [20] BURIOL, L. S., RESENDE, M. G., RIBEIRO, C. C., THORUP, M. A hybrid genetic algorithm for the weight setting problem in ospf/is-is routing. *Networks: An International Journal* 46, 1 (2005), 36–56.
- [21] BURIOL, L. S., RESENDE, M. G., THORUP, M. Survivable ip network design with ospf routing. *Networks: An International Journal* 49, 1 (2007), 51–64.
- [22] CAMPBELL, A. M., VANDENBUSSCHE, D., HERMANN, W. Routing for relief efforts. *Transportation science* 42, 2 (2008), 127–145.
- [23] CHIU, Y.-C., ZHENG, H. Real-time mobilization decisions for multi-priority emergency response resources and evacuation groups: Model formulation and solution. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 43, 6 (2007), 710–736.
- [24] COCO, A. A., NORONHA, T. F., SANTOS, A. C. A biased random-key genetic algorithm for the robust shortest path problem. Em *GLOBAL OPTIMIZATION WORKSHOP 2012* (2012), p. 53–56.
- [25] DA CUNHA, D. S. Divisão de logística humanitária. *BUSF-Brasil/CPLP*. Acessado em 10 agosto de 2021.
- [26] DAS, R., HANAOKA, S. Robust network design with supply and demand uncertainties in humanitarian logistics. *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies* 10 (2013), 954–969.
- [27] DE ANDRADE, C. E., TOSO, R. F., RESENDE, M. G., MIYAZAWA, F. K. Biased random-key genetic algorithms for the winner determination problem in combinatorial auctions. *Evolutionary computation* 23, 2 (2015), 279–307.
- [28] DE JONG, K., SPEARS, W. On the virtues of parameterized uniform crossover. Em *Proceedings of the 4th international conference on genetic algorithms* (1991), Morgan Kaufmann Publishers, p. 230–236.
- [29] DE OLIVEIRA, E. F., SOARES, E. B. Logística humanitária: o desafio da gestão diante de desastres. *Brazilian Journal of Business* 1, 3 (2019), 870–880.

- [30] DUARTE, A., MARTÍ, R., RESENDE, M., SILVA, R. Heuristics for the regenerator location problem. Relatório Técnico, New Jersey: AT &T Labs Research, 2011.
- [31] ERICSSON, M., RESENDE, M. G. C., PARDALOS, P. M. A genetic algorithm for the weight setting problem in ospf routing. *Journal of combinatorial optimization* 6, 3 (2002), 299–333.
- [32] FESTA, P., GONÇALVES, J. F., RESENDE, M. G., SILVA, R. Automatic tuning of grasp with path-relinking heuristics with a biased random-key genetic algorithm. Em *International Symposium on Experimental Algorithms* (2010), Springer, p. 338–349.
- [33] FONTES, D. B., GONÇALVES, J. F. Heuristic solutions for general concave minimum cost network flow problems. *Networks: An International Journal* 50, 1 (2007), 67–76.
- [34] FONTES, D. B., GONÇALVES, J. F. A multi-population hybrid biased random key genetic algorithm for hop-constrained trees in nonlinear cost flow networks. *Optimization Letters* 7, 6 (2013), 1303–1324.
- [35] FUCHIGAMI, H. Y. Introdução ao sequenciamento da produção. *Catalão: UFG* (2016).
- [36] GHASEMI, P., KHALILI-DAMGHANI, K., HAFEZALKOTOB, A., RAISSI, S. Stochastic optimization model for distribution and evacuation planning (a case study of tehran earthquake). *Socio-Economic Planning Sciences* 71 (2020), 100745.
- [37] GONCALVES, J. F., BEIRÃO, N. Um algoritmo genético baseado em chaves aleatórias para sequenciamento de operações. *Revista Associação Portuguesa de Desenvolvimento e Investigação Operacional* 19, 2 (1999), 123–137.
- [38] GONÇALVES, J. F., DE ALMEIDA, J. R. A hybrid genetic algorithm for assembly line balancing. *Journal of heuristics* 8, 6 (2002), 629–642.
- [39] GONÇALVES, J. F., DE MAGALHÃES MENDES, J. J., RESENDE, M. G. A hybrid genetic algorithm for the job shop scheduling problem. *European journal of operational research* 167, 1 (2005), 77–95.
- [40] GONÇALVES, J. F., MENDES, J. J., RESENDE, M. G. A genetic algorithm for the resource constrained multi-project scheduling problem. *European journal of operational research* 189, 3 (2008), 1171–1190.
- [41] GONÇALVES, J. F., RESENDE, M. G. An evolutionary algorithm for manufacturing cell formation. *Computers & industrial engineering* 47, 2-3 (2004), 247–273.
- [42] GONÇALVES, J. F., RESENDE, M. G. A parallel multi-population genetic algorithm for a constrained two-dimensional orthogonal packing problem. *Journal of Combinatorial Optimization* 22, 2 (2011), 180–201.
- [43] GONÇALVES, J. F., RESENDE, M. G. A parallel multi-population biased random-key genetic algorithm for a container loading problem. *Computers & Operations Research* 39, 2 (2012), 179–190.

- [44] GONÇALVES, J. F., RESENDE, M. G. A biased random key genetic algorithm for 2d and 3d bin packing problems. *International Journal of Production Economics* 145, 2 (2013), 500–510.
- [45] GONÇALVES, J. F., RESENDE, M. G., MENDES, J. J. A biased random-key genetic algorithm with forward-backward improvement for the resource constrained project scheduling problem. *Journal of Heuristics* 17, 5 (2011), 467–486.
- [46] GONÇALVES, J. F., RESENDE, M. G., TOSO, R. F. Biased and unbiased random-key genetic algorithms: An experimental analysis. *AT&T Labs Research, Florham Park* (2012), 1–12.
- [47] GOULART, N., DE SOUZA, S. R., DIAS, L. G., NORONHA, T. F. Biased random-key genetic algorithm for fiber installation in optical network optimization. Em *2011 IEEE Congress of Evolutionary Computation (CEC)* (2011), IEEE, p. 2267–2271.
- [48] GRASAS, A., RAMALHINHO, H., PESSOA, L. S., RESENDE, M. G., CABALLÉ, I., BARBA, N. On the improvement of blood sample collection at clinical laboratories. *BMC health services research* 14, 1 (2014), 1–9.
- [49] HAGHI, M., GHOMI, S. M. T. F., JOLAI, F. Developing a robust multi-objective model for pre/post disaster times under uncertainty in demand and resource. *Journal of Cleaner Production* 154 (2017), 188–202.
- [50] HEZAM, I. M., OTHERS. A systematic literature review on mathematical models of humanitarian logistics. *Symmetry* 13, 1 (2021), 11.
- [51] HORNER, M. W., DOWNS, J. A. Optimizing hurricane disaster relief goods distribution: model development and application with respect to planning strategies. *Disasters* 34, 3 (2010), 821–844.
- [52] HU, F., YANG, S., XU, W. A non-dominated sorting genetic algorithm for the location and districting planning of earthquake shelters. *International Journal of Geographical Information Science* 28, 7 (2014), 1482–1501.
- [53] IZIDORO, S. C., DE MELO-MINARDI, R. C., PAPPA, G. L. Gass: identifying enzyme active sites with genetic algorithms. *Bioinformatics* 31, 6 (2015), 864–870.
- [54] JANONE, L. A cada desastre natural no brasil, em média, 3,4 mil pessoas são afetadas. *CNN Brasil*. Acessado em 06 agosto de 2022.
- [55] KABCOME, P., MOUKTONGLANG, T. Vehicle routing problem for multiple product types, compartments, and trips with soft time windows. *International Journal of Mathematics and Mathematical Sciences* 2015 (2015).
- [56] KATO, R. Algoritmos genéticos. <https://bioinfo.com.br/algoritmos-geneticos/> (2021).
- [57] KHAYAL, D., PRADHANANGA, R., POKHAREL, S., MUTLU, F. A model for planning locations of temporary distribution facilities for emergency response. *Socio-Economic Planning Sciences* 52 (2015), 22–30.

- [58] KONGSOMSAKSAKUL, S., YANG, C., CHEN, A. Shelter location-allocation model for flood evacuation planning. *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies* 6 (2005), 4237–4252.
- [59] LEI, L., PINEDO, M., QI, L., WANG, S., YANG, J. Personnel scheduling and supplies provisioning in emergency relief operations. *Annals of Operations Research* 235, 1 (2015), 487–515.
- [60] LEYVA-VÁZQUEZ, M., SMARANDACHE, F. *Computación neutrosófica mediante Sympy*. Infinite Study, 2018.
- [61] LU, C.-C., YING, K.-C., CHEN, H.-J. Real-time relief distribution in the aftermath of disasters—a rolling horizon approach. *Transportation research part E: logistics and transportation review* 93 (2016), 1–20.
- [62] MARGULIS, L., CHAROSKY, P., FERNANDEZ, J., CENTENO, M. A. Hurricane evacuation decision-support model for bus dispatch. Em *Fourth LACCEI International Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology (LACCET '2006), "Breaking Frontiers and Barriers in Engineering: Education, Research, and Practice* (2006), p. 21–23.
- [63] MCCALL, V. M. Designing and pre-positioning humanitarian assistance pack-up kits (ha pucks) to support pacific fleet emergency relief operations. Relatório Técnico, NAVAL POSTGRADUATE SCHOOL MONTEREY CA, 2006.
- [64] MENDES, J. J., GONÇALVES, J. F., RESENDE, M. G. A random key based genetic algorithm for the resource constrained project scheduling problem. *Computers & operations research* 36, 1 (2009), 92–109.
- [65] METE, H. O., ZABINSKY, Z. B. Stochastic optimization of medical supply location and distribution in disaster management. *International Journal of Production Economics* 126, 1 (2010), 76–84.
- [66] MOLLAH, A. K., SADHUKHAN, S., DAS, P., ANIS, M. Z. A cost optimization model and solutions for shelter allocation and relief distribution in flood scenario. *International Journal of Disaster Risk Reduction* 31 (2018), 1187–1198.
- [67] MONZÓN, J., LIBERATORE, F., VITORIANO, B. A mathematical pre-disaster model with uncertainty and multiple criteria for facility location and network fortification. *Mathematics* 8, 4 (2020), 529.
- [68] MORÁN-MIRABAL, L., GONZÁLEZ-VELARDE, J., RESENDE, M. G. Automatic tuning of grasp with evolutionary path-relinking. Em *International Workshop on Hybrid Metaheuristics* (2013), Springer, p. 62–77.
- [69] MORÁN-MIRABAL, L., GONZÁLEZ-VELARDE, J., RESENDE, M. G. Randomized heuristics for the family traveling salesperson problem. *International Transactions in Operational Research* 21, 1 (2014), 41–57.
- [70] MOREIRA, M. C. O., RITT, M., COSTA, A. M., CHAVES, A. A. Simple heuristics for the assembly line worker assignment and balancing problem. *Journal of heuristics* 18, 3 (2012), 505–524.

- [71] MURRAY-TUITE, P. M., MAHMASSANI, H. S. Model of household trip-chain sequencing in emergency evacuation. *Transportation Research Record 1831*, 1 (2003), 21–29.
- [72] NAJAFI, M., ESHGHI, K., DULLAERT, W. A multi-objective robust optimization model for logistics planning in the earthquake response phase. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review 49*, 1 (2013), 217–249.
- [73] NOGUEIRA, C., GONÇALVES, M. A logística humanitária: apontamentos e a perspectiva da cadeia de assistência humanitária. Em *Anais do XXVIII Congresso de Pesquisa e Ensino em Transportes, ANPET, Vitória* (2009).
- [74] NORONHA, T. F., RESENDE, M. G., RIBEIRO, C. C. A biased random-key genetic algorithm for routing and wavelength assignment. *Journal of Global Optimization 50*, 3 (2011), 503–518.
- [75] OLIVEIRA, WANDERSON KLEBER DE, D. B. R., GARCIA, L. P. O desastre de brumadinho e a atuação da vigilância em saúde. *Epidemiologia e Serviços de Saúde 28* (2019).
- [76] ÖZDAMAR, L., ERTEM, M. A. Models, solutions and enabling technologies in humanitarian logistics. *European Journal of Operational Research 244*, 1 (2015), 55–65.
- [77] PACHECO, M. A. C., OTHERS. Algoritmos genéticos: princípios e aplicações. *ICA: Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada. Departamento de Engenharia Elétrica. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Fonte desconhecida 28* (1999).
- [78] PEDROLA, O., CAREGLIO, D., KLINKOWSKI, M., VELASCO, L., BERGMAN, K., SOLÉ-PARETA, J. Metaheuristic hybridizations for the regenerator placement and dimensioning problem in sub-wavelength switching optical networks. *European journal of operational research 224*, 3 (2013), 614–624.
- [79] PEDROLA, O., RUIZ, M., VELASCO, L., CAREGLIO, D., DE DIOS, O. G., COMELLAS, J. A grasp with path-relinking heuristic for the survivable ip/mps-over-wson multi-layer network optimization problem. *Computers & operations research 40*, 12 (2013), 3174–3187.
- [80] PENNA, P. H. V., SANTOS, A. C., PRINS, C. Vehicle routing problems for last mile distribution after major disaster. *Journal of the Operational Research Society 69*, 8 (2018), 1254–1268.
- [81] RABTA, B., WANKMÜLLER, C., REINER, G. A drone fleet model for last-mile distribution in disaster relief operations. *International Journal of Disaster Risk Reduction 28* (2018), 107–112.
- [82] REIS, R., RITT, M., BURIOL, L. S., RESENDE, M. G. A biased random-key genetic algorithm for ospf and deft routing to minimize network congestion. *International Transactions in Operational Research 18*, 3 (2011), 401–423.

- [83] RESENDE, M. G. Introdução aos algoritmos genéticos de chaves aleatórias viciadas. *Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional* (2011), 3680–3691.
- [84] RIVERA-ROYERO, D., GALINDO, G., YIE-PINEDO, R. A dynamic model for disaster response considering prioritized demand points. *Socio-economic planning sciences* 55 (2016), 59–75.
- [85] RUIZ, M., PEDROLA, O., VELASCO, L., CAREGLIO, D., FERNÁNDEZ-PALACIOS, J., JUNYENT, G. Survivable ip/mps-over-wson multilayer network optimization. *Journal of Optical Communications and Networking* 3, 8 (2011), 629–640.
- [86] SANTOS, V. L. A. Sequenciamento de tarefas em máquinas paralelas com desgastes dependentes da sequência: resolução heurística.
- [87] SHEU, J.-B., PAN, C. A method for designing centralized emergency supply network to respond to large-scale natural disasters. *Transportation research part B: methodological* 67 (2014), 284–305.
- [88] SILVA, M. D. D. Desenvolvimento de modelos exato e heurística para sequenciamento de pedidos de uma linha de galvanização contínua considerando restrições de qualidade. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal Fluminense, Rio de Janeiro, 2021.
- [89] SILVA, R., RESENDE, M., PARDALOS, P., GONÇALVES, J. Biased random-key genetic algorithm for bound-constrained global optimization. Em *GOW 2012: Proceedings of Global Optimization Workshop* (2012).
- [90] SILVA, R. M., RESENDE, M. G., PARDALOS, P. M. Finding multiple roots of box-constrained system of nonlinear equations with a biased random-key genetic algorithm. *Journal of Global Optimization* 60, 2 (2014), 289–306.
- [91] SILVA, R. M., RESENDE, M. G., PARDALOS, P. M. A python/c++ library for bound-constrained global optimization using a biased random-key genetic algorithm. *Journal of Combinatorial Optimization* 30, 3 (2015), 710–728.
- [92] SMARANDACHE, F. Grado de dependencia e independencia de los (sub) componentes de conjuntos borrosos y neutrosóficos. *Neutrosophic Computing and Machine Learning* 5 (2019), 6.
- [93] STEFANELLO, F., BURIOL, L. S., HIRSCH, M. J., PARDALOS, P. M., QUERIDO, T., RESENDE, M. G., RITT, M. On the minimization of traffic congestion in road networks with tolls. *Annals of Operations Research* 249, 1 (2017), 119–139.
- [94] SWAMY, R., KANG, J. E., BATTÀ, R., CHUNG, Y. Hurricane evacuation planning using public transportation. *Socio-Economic Planning Sciences* 59 (2017), 43–55.
- [95] TALBI, E.-G. *Metaheuristics: from design to implementation*. John Wiley & Sons, 2009.
- [96] TANGPATTANAKUL, P., JOZEFOWIEZ, N., LOPEZ, P. Multi-objective optimization for selecting and scheduling observations by agile earth observing satellites. Em *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature* (2012), Springer, p. 112–121.

- [97] THOMAS, A. Elevating humanitarian logistics. *International Aid & Trade Review* (2004), 102–106.
- [98] TOFIGHI, S., TORABI, S. A., MANSOURI, S. A. Humanitarian logistics network design under mixed uncertainty. *European Journal of Operational Research* 250, 1 (2016), 239–250.
- [99] TZENG, G.-H., CHENG, H.-J., HUANG, T. D. Multi-objective optimal planning for designing relief delivery systems. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 43, 6 (2007), 673–686.
- [100] VALENTE, J. M., GONÇALVES, J. F. A genetic algorithm approach for the single machine scheduling problem with linear earliness and quadratic tardiness penalties. *Computers & Operations Research* 36, 10 (2009), 2707–2715.
- [101] VALENTE, J. M., GONÇALVES, J. F., ALVES, R. A. A hybrid genetic algorithm for the early/tardy scheduling problem. *Asia-Pacific Journal of operational research* 23, 03 (2006), 393–405.
- [102] VICTORIA, J. F., AFSAR, H. M., PRINS, C. Vehicle routing problem with time-dependent demand in humanitarian logistics. Em *2015 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM)* (2015), IEEE, p. 686–694.
- [103] VITORIANO, B., ORTUÑO, M. T., TIRADO, G., MONTERO, J. A multi-criteria optimization model for humanitarian aid distribution. *Journal of Global optimization* 51, 2 (2011), 189–208.
- [104] WANG, S., LIU, F., LIAN, L., HONG, Y., CHEN, H. Integrated post-disaster medical assistance team scheduling and relief supply distribution. *The International Journal of Logistics Management* (2018).
- [105] WINSTON, W. L., GOLDBERG, J. B. *Operations research: applications and algorithms*, vol. 3. Thomson Brooks/Cole Belmont, 2004.
- [106] YE, F., ZHAO, Q., XI, M., DESSOUKY, M. Chinese national emergency warehouse location research based on vns algorithm. *Electronic Notes in Discrete Mathematics* 47 (2015), 61–68.
- [107] YI, W., KUMAR, A. Ant colony optimization for disaster relief operations. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 43, 6 (2007), 660–672.