



OTIMIZAÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO DE SUPRIMENTOS HOSPITALARES FRENTE À PANDEMIA DA COVID-19 CONSIDERANDO INCERTEZAS

Priscila Regina Damasio Carvalho

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia de Transportes, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Transportes.

Orientadores: Glaydston Mattos Ribeiro

Laura Silvia Bahiense da Silva
Leite

Rio de Janeiro

Junho de 2022

OTIMIZAÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO DE SUPRIMENTOS HOSPITALARES
FRENTE À PANDEMIA DA COVID-19 CONSIDERANDO INCERTEZAS

Priscila Regina Damasio Carvalho

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO
LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA DE TRANSPORTES.

Orientadores: Glaydston Mattos Ribeiro

Laura Silvia Bahiense da Silva Leite

Aprovada por: Prof. Glaydston Mattos Ribeiro, D.Sc.

Prof. Laura Silvia Bahiense da Silva Leite, D.Sc.

Prof. Orivalde Soares da Silva Júnior, D.Sc.

Prof. Jean-David Job Emmanuel Marie Caprace, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

JUNHO DE 2022

Carvalho, Priscila Regina Damasio

Otimização da distribuição de suprimentos hospitalares frente à pandemia da Covid-19 considerando incertezas / Priscila Regina Damasio Carvalho. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2022.

XII, 87 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Glaydston Mattos Ribeiro

Laura Silvia Bahiense da Silva Leite

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia de Transportes, 2022.

Referências Bibliográficas: p. 69-76.

1. Otimização robusta. 2. Pandemia. 3. Suprimentos hospitalares. I. Ribeiro, Glaydston Mattos *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia de Transportes. III. Título.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todo corpo docente do Programa de Engenharia de Transportes da COPPE/UFRJ pelos conhecimentos transmitidos para elaboração dessa dissertação e também agradeço pelo esforço em manter o curso e sua qualidade mesmo em tempos difíceis provocados pela pandemia da Covid-19. Agradeço, em especial, aos meus orientadores, Laura Bahiense e Glaydston Ribeiro, por todas as orientações desde do início da minha jornada em Pesquisa Operacional I.

Agradeço aos amigos que fiz no Mestrado, Gabriella Binatti, Bruno Coelho e Eduardo Moreira, por me acolherem desde do início do curso e terem tornado esse caminho mais descontraído. Agradeço, também, à colega de doutorado Isabella da Hora por compartilhar comigo o desenvolvimento de dois importantes trabalhos.

Agradeço, em especial, a minha namorada Ana Luiza que esteve ao meu lado em todos os momentos de alegria e angústia, me escutou, me aconselhou e me incentivou todos os dias a seguir com essa pesquisa até o final.

E, por fim, agradeço aos meus pais, Eucilio e Regina, pelo incentivo para me inscrever no processo seletivo e pelo apoio incondicional em todos os momentos.

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

OTIMIZAÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO DE SUPRIMENTOS HOSPITALARES FRENTE À PANDEMIA DA COVID-19 CONSIDERANDO INCERTEZAS

Priscila Regina Damasio Carvalho

Junho/2022

Orientadores: Glaydston Mattos Ribeiro

Laura Silvia Bahiense da Silva Leite

Programa: Engenharia de Transportes

A logística humanitária de distribuição de suprimentos é uma atividade essencial na operação de resposta a desastres para aliviar o sofrimento das pessoas afetadas, porém o seu planejamento pode ser desafiador devido à imprevisibilidade desses eventos. A pandemia da Covid-19 é um desastre que teve início em Março de 2020 e provocou um aumento na demanda de suprimentos hospitalares, importantes para garantir a segurança dos profissionais de saúde no atendimento aos pacientes contaminados e para conter o espalhamento do vírus. Dentro desse contexto, os modelos matemáticos são ferramentas que auxiliam a tomada de decisão a fim de fornecer uma resposta efetiva para a cadeia de suprimentos. Logo, essa dissertação tem o objetivo de desenvolver uma modelagem matemática com otimização robusta para otimizar a cadeia de suprimentos hospitalares em uma pandemia considerando as incertezas nos dados de demanda. O modelo matemático proposto define um problema de desenho de redes a partir de Programação Inteira Mista (MIP) e foi testado com os dados de alguns municípios do Rio de Janeiro frente à pandemia da Covid-19. Os resultados computacionais indicaram a efetividade do modelo robusto em apresentar soluções conservadoras que resguardam a ocorrência de diversos cenários de demanda e melhor atendem em comparação às soluções determinísticas obtidas a partir da demanda média.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

OPTIMIZATION OF MEDICAL SUPPLIES DISTRIBUTION IN THE CONTEXT
OF COVID-19 PANDEMIC CONSIDERING UNCERTAINTIES

Priscila Regina Damasio Carvalho

June/2022

Advisors: Glaydston Mattos Ribeiro

Laura Silvia Bahiense da Silva Leite

Department: Transportation Engineering

The humanitarian logistics of supply distribution is a very important activity in a disaster response operation to alleviate the suffering of the affected people, but its planning could be challenging due to the unpredictable nature of disasters. The Covid-19 pandemic is an example of the disaster that has started in March of 2020 and has caused an increase in the demand for medical supplies, which are important to ensure the safety of healthcare professionals and control the spread of the virus. Within this context, mathematical models are important tools to assist decision-making to provide an effective response to the logistics distribution. Therefore, this work develops a mathematical model with robust optimization to optimize the distribution of medical supplies to hospitals during a pandemic under demand uncertainty. The model defines a network design problem based on Mixed Integer Programming (MIP) and was tested with data from some municipalities of Rio Janeiro in face of the Covid-19 pandemic. The computational results indicated the effectiveness of the robust model in presenting a conservative solution that protects the occurrence of different demand scenarios and satisfies the demand better than the deterministic solution obtained from the average demand.

ÍNDICE

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | INTRODUÇÃO | 1 |
| 1.1 | Objetivos Geral e Específicos..... | 4 |
| 1.2 | Relevância e contribuição da pesquisa..... | 4 |
| 1.3 | Estrutura do Trabalho | 6 |
| 2 | LOGÍSTICA HUMANITÁRIA | 7 |
| 2.1 | Modelagem matemática aplicada à logística humanitária..... | 9 |
| 2.2 | Otimização com incertezas..... | 13 |
| 2.3 | Otimização robusta aplicada à logística humanitária | 15 |
| 2.4 | Modelagem matemática aplicada à pandemia da Covid-19 | 18 |
| 3 | MODELAGEM MATEMÁTICA | 20 |
| 3.1 | Modelo determinístico | 22 |
| 3.2 | Modelo robusto | 26 |
| 4 | ESTUDO DE CASO | 34 |
| 4.1 | Obtenção dos dados | 34 |
| 4.1.1 | Produtos e disponibilidade de oferta | 34 |
| 4.1.2 | Demanda dos hospitais | 34 |
| 4.1.3 | Nível de alerta dos hospitais..... | 36 |
| 4.1.4 | Centros de distribuição | 37 |
| 4.1.5 | Frota de veículos..... | 39 |
| 4.1.6 | Tempo de viagem | 40 |
| 4.2 | Cenários de demanda | 40 |
| 4.3 | Instâncias testadas | 42 |
| 4.3.1 | Instância menor..... | 42 |
| 4.3.2 | Instância RMRJ | 43 |
| 5 | RESULTADOS COMPUTACIONAIS | 44 |
| 5.1 | Resultados da instância menor | 45 |
| 5.1.1 | Demanda não atendida..... | 47 |
| 5.1.2 | Quantidade de viagens..... | 48 |
| 5.1.3 | Quantidade de produtos | 52 |
| 5.2 | Resultados da instância RMRJ..... | 53 |
| 5.2.1 | Cenário 3 mais provável para $\lambda = 1$ | 57 |
| 5.2.2 | Cenário 3 mais provável para $\lambda = 0,5$ | 59 |

| | | |
|----------|--|-----------|
| 5.2.3 | Cenário 2 mais provável para $\lambda = 1$ | 62 |
| 5.2.4 | Comparativo entre as soluções | 64 |
| 6 | CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES | 67 |
| | REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 70 |
| | APÊNDICE A | 78 |

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 2.1 – Cadeia de distribuição humanitária..... | 8 |
| Figura 3.1 - Cadeia de suprimentos proposta. | 20 |
| Figura 4.1 - Mapa de risco da Covid-19..... | 37 |
| Figura 4.2 – Série histórica do total de novos casos por Covid-19 no município do Rio de Janeiro..... | 41 |
| Figura 4.3 - Rede de logística humanitária da instância menor. | 43 |
| Figura 4.4 - Dimensão dos conjuntos da instância RMRJ. | 43 |
| Figura 5.1 – Solução determinística da quantidade de viagens do Elo 1 para cada cenário independente..... | 49 |
| Figura 5.2 – Comparação entre a solução determinística com demanda média e solução robusta para quantidade de viagens do Elo 1. | 49 |
| Figura 5.3 – Solução determinística da quantidade de viagens do Elo 2 para cada cenário independente..... | 50 |
| Figura 5.4 - Comparação entre a solução determinística com demanda média e solução robusta para quantidade de viagens do Elo 2. | 51 |
| Figura 5.5 - Solução robusta para o caso de cenários equiprováveis e $\lambda = 0$ | 52 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|----|
| Tabela 3.1 - Conjuntos utilizados no modelo matemático determinístico..... | 22 |
| Tabela 3.2 - Parâmetros utilizados no modelo matemático determinístico. | 23 |
| Tabela 3.3 - Variáveis de decisão do modelo matemático determinístico. | 24 |
| Tabela 3.4 – Novo conjunto utilizado no modelo matemático robusto..... | 29 |
| Tabela 3.5 – Novos parâmetros utilizados no modelo matemático robusto. | 29 |
| Tabela 3.6 – Novas variáveis de decisão utilizadas no modelo matemático robusto. ... | 29 |
| Tabela 4.1 – Capacidade de oferta por fornecedor de cada produto considerado. | 35 |
| Tabela 4.2 - Nível de alerta de cada hospital..... | 38 |
| Tabela 4.3 - Custo e capacidade do conjunto de centros de distribuição. | 38 |
| Tabela 4.4 - Custo de aluguel e capacidade máxima da frota de veículos. | 40 |
| Tabela 4.5 - Demanda total de cada produto em tonelada para cada cenário..... | 41 |
| Tabela 5.1 – Tamanho das instâncias. | 44 |
| Tabela 5.2 - Valores da solução do modelo determinístico..... | 45 |
| Tabela 5.3 - Comparação do custo total da solução determinística e solução robusta.. | 47 |
| Tabela 5.4 - Demanda não atendida em cada cenário por tipos de vetor de probabilidade para $\lambda = 0$ | 48 |
| Tabela 5.5 - Alocação de cada produto por tipo de veículo no Elo 2..... | 53 |
| Tabela 5.6 - Custos da solução do modelo determinístico para instância RMRJ..... | 54 |
| Tabela 5.7 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 1..... | 56 |
| Tabela 5.8 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 2..... | 57 |
| Tabela 5.9 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 1..... | 58 |
| Tabela 5.10 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 2..... | 58 |
| Tabela 5.11 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 1..... | 60 |
| Tabela 5.12 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 2..... | 60 |
| Tabela 5.13 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 1..... | 61 |
| Tabela 5.14 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 2..... | 61 |
| Tabela 5.15 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 1..... | 62 |
| Tabela 5.16 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 2..... | 62 |
| Tabela 5.17 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 1..... | 63 |
| Tabela 5.18 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 2..... | 64 |
| Tabela 5.19 - Comparativo entre as quantidades de produtos transportados. | 65 |
| Tabela 5.20 – Comparativo dos custos das diferentes soluções. | 65 |

| | |
|--|----|
| Tabela A.1 - Custo de transporte (em R\$) entre fornecedores e centros de distribuição de acordo com a origem e o destino das viagens. | 78 |
| Tabela A.2 - Custo de transporte (em R\$) entre os centros de distribuição e os hospitais de acordo com a origem e o destino das viagens..... | 79 |
| Tabela A.3 – Tempo de viagem em minutos entre os fornecedores e os centros de distribuição por cada tipo de veículo..... | 80 |
| Tabela A.4 - Tempo de viagem em minutos entre os centros de distribuição e os hospitais por cada tipo de veículo..... | 81 |
| Tabela A.5 - Demanda de produtos em tonelada para cada hospital no Cenário 1..... | 83 |
| Tabela A.6 - Demanda de produtos em tonelada para cada hospital no Cenário 2..... | 84 |
| Tabela A.7 - Demanda de produtos em tonelada para cada hospital no Cenário 3..... | 85 |

LISTA DE SIGLAS

ANTT - *Agência Nacional de Transportes Terrestres*

OMS – *Organização Mundial da Saúde*

RMRJ – *Região Metropolitana do Rio de Janeiro*

SUS - *Sistema Único de Saúde*

UTI – *Unidade de Tratamento Intensivo*

1 INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, notou-se um aumento no número de ocorrências de desastres naturais tornando-se imprescindível o oferecimento de respostas logísticas rápidas e eficazes com o objetivo de minimizar o sofrimento e a perda de vidas (Tofighi *et al.*, 2015). O aumento da população, aliado a uma ocupação desordenada do espaço e a um processo intenso de urbanização e industrialização, são alguns dos fatores que provocaram o aumento do número de desastres (Kobiyama *et al.*, 2006). De acordo com Thomas e Kopezak (2005), há uma previsão de aumento na quantidade de desastres naturais em até cinco vezes para os próximos 50 anos, em decorrência da intervenção humana no meio ambiente e da velocidade acelerada de urbanização.

Em 2019, foram contabilizadas 396 ocorrências de desastres naturais no mundo, provocando 11.755 mortes, afetando 95 milhões pessoas e gerando grandes perdas econômicas. Esse quantitativo representa um aumento de 15,5% em relação à média anual de desastres naturais no período de 2009 a 2018, em que se registrou 343 ocorrências em média por ano (EM-DAT, 2019). Em 2020 e 2021, registraram-se 399 e 418 ocorrências de desastres naturais, respectivamente, de acordo com base de dados fornecida online pela EM-DAT (2022) consultada no dia 15 de fevereiro de 2022.

Dentre alguns tipos de desastres naturais, estão as epidemias e as pandemias classificadas como desastres biológicos. Segundo a OMS, uma pandemia é a disseminação mundial de uma nova doença, ou seja, é uma epidemia que se espalha por diferentes continentes com transmissão sustentada de pessoa para pessoa (FUNDAÇÃO OSWALDO CRUZ, 2021). Como exemplo, tem-se a cólera e a gripe espanhola que afetaram a humanidade durante séculos (Wing Shin *et al.*, 2020). Epidemias e pandemias tiveram uma intensidade maior de ocorrências nas últimas décadas principalmente devido ao crescimento urbano e ao processo de globalização por meio de comércios e viagens, propagando doenças como SARS, gripe aviária (H5N1, H7N9), gripe suína, ebola, zika, e a mais recente de todas, a Covid-19 (Chin *et al.*, 2020).

De acordo com Thompson e Anderson (2021), as epidemias e pandemias são mais complexas que os demais desastres devido à oscilação da demanda e alteração constante de cenários. Durante uma pandemia, diversos problemas precisam ser enfrentados como, por exemplo, os impactos nas cadeias de abastecimento e, em particular, nas cadeias de suprimentos de resposta humanitária, devido à indisponibilidade de algumas fábricas, fornecedores e centros de distribuição (Ivanov, 2020) e devido às restrições de viagens, à

escassez de mão-de-obra e materiais e aos desafios logísticos resultantes do fechamento das fronteiras (Thompson e Anderson, 2021).

A Covid-19 é uma doença causada por infecção do novo coronavírus, Sars-Cov-2, e foi inicialmente diagnosticada na China em dezembro de 2019, tendo seu primeiro caso confirmado no Brasil em 26 de fevereiro de 2020, na cidade de São Paulo (BRASIL, 2020a). Em 11 de Março de 2020, a Organização Mundial da Saúde (OMS) declarou a Covid-19 como uma pandemia após um aumento crescente do número de casos em diferentes países (OMS, 2020), e até 15 de fevereiro de 2022, 5.810.880 mortes foram reportadas à OMS (OMS, 2022).

Além de todas as perdas humanas imensuráveis e irreparáveis, a pandemia da Covid-19 desestabilizou a sociedade de forma geral alterando estilos de vida, afetando negativamente a economia (Wing Shin *et al.*, 2020) e a eficiência das operações logísticas (Queiroz *et al.*, 2020). Ademais, provocou impactos negativos no setor de distribuição de suprimentos hospitalares visto que a demanda dos hospitais por equipamentos de proteção individual, testes e ventiladores, aumentou rapidamente em um curto espaço de tempo em função da onda crescente do número de casos da doença (Thompson e Anderson, 2021; Sun *et al.*, 2020; Pacheco e Laguna, 2020). Durante este período pandêmico, tornou-se essencial garantir a segurança dos profissionais de saúde envolvidos no combate ao vírus a partir do uso de luvas, máscaras cirúrgicas, óculos de proteção, aventais, respiradores e protetores faciais (OMS, 2020b).

Assim, a Covid-19 foi um evento disruptivo para a cadeia de suprimento humanitária e expôs as fragilidades existentes da mesma frente a eventos epidêmicos e pandêmicos. Com o objetivo de garantir um atendimento mais efetivo às vítimas com a devida segurança dos profissionais de saúde, contendo o espraiamento do vírus e a possibilidade de novos contágios, a demanda por suprimentos hospitalares deve ser gerida e suprida de maneira rápida e eficiente (Yu *et al.*, 2020). Logo, torna-se necessário definir uma cadeia logística de suprimentos com o desenvolvimento de um plano de resposta efetivo.

Como a pandemia é um desastre biológico, os processos logísticos envolvidos para suprir as necessidades de suprimentos hospitalares estão diretamente associados às questões relativas à logística humanitária. A logística humanitária envolve todo o processo de planejamento, implementação e controle da eficiência, do custo e dos estoques de bens e materiais e também, controle de informações desde o ponto de origem da cadeia até o ponto final de consumo, com o objetivo de aliviar o sofrimento de pessoas

em situação de vulnerabilidade (Thomas e Kopczak, 2005; Habib, Lee e Memon, 2015). Em outras palavras, a logística humanitária é um ramo da logística que auxilia as operações de ajuda humanitária, englobando as atividades de preparação, planejamento, aquisição, transporte e armazenamento com o intuito de fornecer suprimentos de socorro rapidamente às pessoas afetadas por desastres, minimizando o sofrimento humano (Balcik *et al.*, 2008).

Nogueira e Gonçalves (2009) apontaram algumas diferenças entre a logística empresarial e a humanitária, sendo a demanda o principal fator. Na logística empresarial a demanda é previsível e ocorre em locais pré-estabelecidos, enquanto na logística humanitária, o tamanho, tipo da demanda e a sua localização são imprevisíveis e determinados somente após a ocorrência do desastre, gerando picos de demanda que precisam ser abastecidos em um curto espaço de tempo. Tofighi *et al.* (2015) argumentaram que o principal objetivo da logística empresarial é maximizar os lucros (ou minimizar os custos), e por outro lado, na logística humanitária o principal objetivo é minimizar o tempo de abastecimento para atenuar o sofrimento humano. Assim, para além de minimizar os custos, a logística humanitária deve operacionalizar uma resposta rápida e segura que garanta uma distribuição equitativa de uma quantidade suficiente de itens de socorro (Ahmadi *et al.*, 2015; Ferrer *et al.*, 2016).

Ransinkarbum e Mason (2016) afirmaram que as condições enfrentadas pela logística empresarial são diferentes de uma situação de emergência pós desastre, e por isso, a logística humanitária precisa ser estudada separadamente com o desenvolvimento de estratégias e métricas apropriadas. Assim, a logística humanitária deve balancear equidade e eficiência sob condições incertas de demanda, garantindo respeito aos princípios da neutralidade, imparcialidade e humanidade (Van Wassenhove e Pedraza Martinez, 2012).

Assim, a complexidade da logística humanitária por lidar com vidas em risco, imprevisibilidade das circunstâncias e escassez de recursos associada à alta pressão para tomada de decisão, como no atual cenário da pandemia do novo coronavírus, ressaltam a importância de ferramentas de planejamento específicas para esse processo. Nesse sentido, a Pesquisa Operacional pode ser utilizada como suporte à tomada de decisão no gerenciamento das operações de resposta à desastre, adaptando as melhores práticas da gestão da cadeia de abastecimento à logística humanitária (Altay e Green, 2006; Van Wassenhove e Pedraza Martinez, 2012; Maghfiroh e Hanaoka, 2018; Farooq *et al.*, 2021).

1.1 Objetivos Geral e Específicos

A partir da identificação da necessidade de garantir efetividade no abastecimento de suprimentos hospitalares, da escassez de ferramentas que auxiliem no planejamento da distribuição desses suprimentos durante uma pandemia e da importância da Pesquisa Operacional no auxílio à tomada de decisão na resposta aos desastres, o objetivo geral desta pesquisa é desenvolver um modelo matemático que permita otimizar a distribuição da cadeia de suprimentos hospitalares no contexto da logística humanitária durante uma pandemia considerando as incertezas presentes nos dados de demanda.

Para tanto, este trabalho considera ainda os seguintes objetivos específicos:

1. Caracterizar a cadeia de suprimentos em um estudo de caso, identificando os seus principais pontos, os elos de distribuição e os respectivos desafios envolvidos;
2. Delimitar a escala da área de estudo e definir os dados relativos à oferta e à demanda por produtos, bem como os dados de transporte e de estoque nos centros de distribuição;
3. Desenvolver um modelo matemático determinístico e robusto para determinar o tipo de frota e a quantidade de viagens necessárias, bem como a quantidade e a melhor localização dos centros de distribuição intermediários, para atender todos os pontos de demanda da cadeia ao menor custo e tempo possíveis, considerando diferentes cenários de demanda no caso do modelo robusto; e
4. Construir diferentes instâncias para as análises do estudo de caso que é voltado para a Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ).

1.2 Relevância e contribuição da pesquisa

Especialistas em doenças infecciosas argumentam que a sociedade se encontra na era das pandemias, decorrente do estilo de vida urbano e das atividades econômicas envolvidas, da degradação do meio ambiente e das mudanças climáticas (Chin *et al.*, 2020; Martinus *et al.*, 2020). Devido a essa tendência de ocorrência de outras pandemias nos próximos anos, Thompson e Anderson (2021) e Farooq *et al.* (2021) destacaram a importância de existirem mais estudos envolvendo a cadeia de suprimentos da logística humanitária e operações de respostas dentro do contexto de pandemias e epidemias, a fim de que se desenvolvam planos de resposta mais efetivos.

Diversos desafios são enfrentados durante o atendimento e destinação de recursos após um desastre e os modelos matemáticos de otimização podem auxiliar os tomadores de decisão nessas situações (Huang *et al.*, 2015). Farooq *et al.* (2021) argumentam que a Covid-19 foi um evento economicamente disruptivo para as cadeias de suprimentos, e por isso os tomadores de decisão podem usufruir das ferramentas de otimização da Pesquisa Operacional, dentre elas a programação linear inteira mista, a otimização robusta, a programação estocástica, heurísticas entre outras, para analisar a situação a partir de diferentes cenários avaliando a falta de suprimentos, as variações de demanda e a alocação de recursos, a fim de encontrar uma solução ótima para cada período da pandemia.

Observou-se que as pesquisas relacionadas à otimização dentro do contexto de logística humanitária estão orientadas, em sua maioria, a outros desastres naturais como terremotos, enchentes e deslizamentos de terra. No entanto, como apontado pela literatura, pandemias possuem particularidades que justificam a relevância de um estudo que analise os processos logísticos envolvidos e desenvolva estratégias a fim de permitir uma distribuição de suprimentos mais efetiva.

A programação linear inteira, apesar de amplamente utilizada para otimizar problemas logísticos, geralmente se apresenta na forma de modelos determinísticos que são incapazes de tratar as informações incertas e incompletas do mundo real. Assim, para melhor representar as condições do mundo real, devem-se criar modelos que forneçam soluções menos sensíveis às incertezas (Yu e Li, 2000). Na literatura, há algumas abordagens de resolução para encontrar soluções menos sensíveis, dentre elas a otimização estocástica e a otimização robusta.

A literatura aponta algumas dificuldades da programação estocástica como a complexidade computacional (Noyan, 2012) e a necessidade de conhecer a distribuição de probabilidade do parâmetro incerto, o que pode ser difícil de ser estimado devido à falta dos dados históricos dos desastres (Nayeem e Lee, 2021; Alem e Morabito, 2015; Qu, 2017).

Para Ben-Tal, El-Ghaoui e Nemirovski (2009), a otimização robusta é importante para identificar os casos em que a qualidade da solução é afetada pelas incertezas, propondo uma solução robusta “imune” ao efeito da incerteza dos dados. A aplicação de otimização robusta em logística humanitária tem tido um crescimento apesar de ainda ser limitada, conforme Paul e Wang (2019).

A otimização robusta é uma abordagem mais conservadora pois considera a posição de aversão ao risco do tomador de decisão (Mulvey *et al.*, 1995). Para Erbeyoglu e Bilge (2020), a solução robusta tem custo superior com um melhor atendimento da demanda, quando comparado com o resultado obtido a partir de uma demanda média que fornece um custo menor com uma demanda não atendida maior.

Assim, considerando a importância de melhor atender a demanda, controlar os riscos das decisões com soluções mais conservadoras em situações de pandemia e a dificuldade de estimar a distribuição de probabilidade sem dados históricos, pois é um evento extraordinário, optou-se por desenvolver um modelo matemático de otimização robusta nessa dissertação para fornecer uma solução que leve em consideração alguns cenários de demanda.

Diante da crise que os sistemas de saúde dos estados brasileiros enfrentam, desde o início da pandemia da Covid-19, associado ao elevado número de vítimas da doença e às oscilações da quantidade de novos casos ao longo do tempo, um modelo matemático de otimização baseado em cenários de variação de demanda permite auxiliar os tomadores de decisão na definição de uma distribuição mais efetiva para os suprimentos hospitalares, em nível de planejamento estratégico, visando a saúde dos profissionais no atendimento às vítimas.

Por fim, destaca-se que a contribuição dessa pesquisa, frente às demais referências da literatura, está mais direcionada à originalidade da temática do caso prático de aplicação. Isto é, busca-se preencher uma lacuna em relação às ferramentas de otimização considerando incertezas dos dados no caso de pandemias.

1.3 Estrutura do Trabalho

Além deste capítulo introdutório, este trabalho possui mais cinco capítulos. O Capítulo 2 apresenta o referencial teórico da pesquisa, com a definição e caracterização da logística humanitária, apresentação dos modelos matemáticos aplicados à logística humanitária, aqueles que consideram incertezas e outros associados à pandemia do novo coronavírus. O Capítulo 3 descreve o modelo matemático proposto e o Capítulo 4 apresenta o processo de obtenção dos dados de entrada para o modelo. O Capítulo 5 apresenta e discute os resultados computacionais obtidos. Por fim, as conclusões e sugestões para trabalhos futuros são descritos no Capítulo 6.

2 LOGÍSTICA HUMANITÁRIA

Segundo Thomas (2003), a logística humanitária é um conjunto de processos e sistemas envolvidos na mobilização de pessoas, recursos, habilidades e conhecimentos para ajudar pessoas vulneráveis afetadas por um desastre natural ou em emergências complexas. O cenário aleatório e imprevisível provocado pelos desastres naturais faz com que a tarefa de ajuda seja complexa, necessitando de uma gestão adequada da resposta ao desastre (Mastrapa *et al.*, 2019).

A logística humanitária trata das operações envolvidas no gerenciamento de desastres e abrange ações em todas as suas fases (Boonme *et al.*, 2017; Marinho *et al.*, 2018). Esse processo é dividido em quatro etapas: mitigação, preparação, resposta e recuperação. As duas primeiras, mitigação e preparação, referem-se à fase anterior ao desastre. Já as demais etapas, resposta e recuperação, referem-se à fase posterior ao desastre (Altay e Green, 2006; Boonme *et al.*, 2017).

De acordo com esses autores, na etapa de mitigação, são adotadas medidas para reduzir a probabilidade de ocorrência do desastre e severidade do mesmo, e na etapa de preparação, são planejadas as medidas para aumentar as chances de sobrevivência e diminuir os custos como definição da localização dos centros de distribuição e alocação prévia de estoque. Na etapa de resposta, define-se uma rede de distribuição de suprimentos para atender os pontos que demandam auxílio emergencial, e, por fim, na etapa de recuperação devolve-se a condição de normalidade à área afetada com, por exemplo, a reconstrução de infraestruturas destruídas.

A Figura 2.1 apresenta um esquema de cadeia de distribuição logística humanitária com as etapas de preparação e resposta do gerenciamento e as principais atividades envolvidas considerando dois elos logísticos: o primeiro entre os fornecedores e centros de distribuição e o segundo entre os centros de distribuição e as áreas afetadas que determinam a demanda. Mastrapa *et al.* (2019) argumentam que a infraestrutura de transporte desempenha um papel fundamental nas etapas de gerenciamento pois atrasos na entrega de suprimentos ou na prestação de ajuda podem custar vidas, logo a busca por eficiência do transporte na logística humanitária é um aspecto crítico.

Ahmadi *et al.* (2015) relacionam as etapas do gerenciamento de desastres aos diferentes níveis de planejamento de uma cadeia de distribuição humanitária, de maneira que no nível do planejamento estratégico, as decisões giram em torno da quantidade e da localização de centros de distribuição bem como do pré-posicionamento de itens de

socorro, fazendo referência à etapa de preparação ao desastre. Uma das chaves da efetividade dos planos de resposta a desastres é o adequado número de centros de distribuição estrategicamente localizados (Erbeyoglu e Bilge, 2020).

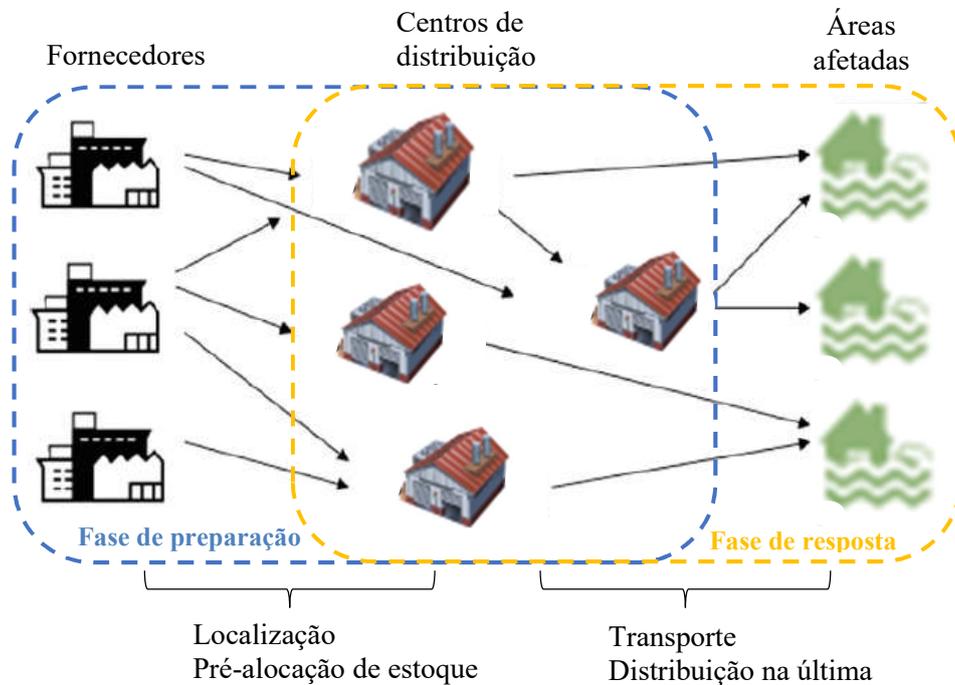


Figura 2.1 – Cadeia de distribuição humanitária.

Fonte: Adaptado de Bozorgi-Amiri *et al.* (2011).

Já no nível do planejamento operacional, as principais decisões se referem às rotas dos veículos e à distribuição dos itens de socorro especificamente na última milha da cadeia de distribuição, se relacionando com a fase de resposta ao desastre. A distribuição na última milha é o elo logístico final da cadeia de abastecimento humanitária e engloba a entrega de suprimentos dos centros de distribuição para as pessoas nas áreas afetadas, ou seja, para os pontos de demanda (Balcik *et al.*, 2008). De acordo com os autores, essa etapa final da cadeia envolve decisões operacionais como alocação de suprimentos para a demanda, definição do quadro de veículos para entrega e definição das rotas. A última milha é a parte mais vulnerável da cadeia de distribuição pois incertezas e falta de informações são inevitáveis, podendo afetar a efetividade de todo plano de resposta (Maghfiroh e Hanaoka, 2018; Noyan e Kahvecioglu, 2018).

Um dos entraves do planejamento é a falta de informações confiáveis sobre localização e necessidades das vítimas, incertezas sobre a natureza e magnitude do desastre, e a escassez de recursos para atender totalmente a demanda (Alem *et al.*, 2016).

A demanda nas operações humanitárias é complexa por ser imprevisível, podendo sofrer oscilações que levam a diferentes cenários para o planejamento logístico. Huang e Rafiei (2019) apontam que o atraso no atendimento da demanda pode ser causado por insuficiência de suprimentos, insuficiência da capacidade dos veículos ou aumentos inesperados da própria demanda.

Além da demanda, a literatura aponta para outras dificuldades enfrentadas em processos logísticos de operações de resposta a desastres que os diferem daqueles da logística empresarial, como a eventual destruição de infraestruturas físicas, limitando a capacidade de transporte e movimentação (Costa *et al.*, 2015), a multiplicidade de atores envolvidos como militares, governos, organizações não governamentais e empresas do setor privado que geram dificuldades administrativas (Negi e Negi, 2020; Costa *et al.*, 2015) e as restrições de recursos financeiros tornando-se extremamente importante as decisões pautadas pela eficiência financeira (Balcik *et al.*, 2008). Apesar do objetivo principal não ser o lucro, o critério custo não pode ser negligenciado como um todo, pois recursos financeiros limitados de fundos públicos e de doações privadas normalmente são considerados (Ferrer *et al.*, 2016; Gutjahr e Nolz, 2016).

Battini *et al.* (2014) ponderam que a eficiência não deve ser medida somente a partir de economias financeiras, mas também sob o aspecto do nível de serviço de atendimento à demanda, de modo que os suprimentos necessários sejam rapidamente fornecidos às pessoas afetadas, a fim de minimizar seu sofrimento.

A partir desta revisão da literatura, foi possível identificar as particularidades da logística humanitária, suas principais ações frente ao gerenciamento de desastres e aos níveis de planejamento, e os desafios para operá-la de maneira efetiva. Neste contexto, observa-se a importância de estudos para tornar os processos logísticos humanitários mais eficientes do ponto de vista econômico e social.

2.1 Modelagem matemática aplicada à logística humanitária

Na literatura, existem diversos modelos matemáticos para melhorar o desempenho das operações de logística humanitária. Algumas referências foram analisadas para identificar as aplicações e, em especial, as lacunas existentes.

Gutjahr e Nolz (2016), em seu artigo de revisão, analisaram modelos matemáticos multicritérios de otimização voltados para decisões em operações de ajuda humanitária, e apontaram que a maioria deles inclui o critério custo na função objetivo e outras questões como tempo de chegada da ajuda, distância percorrida até os centros de

distribuição e porcentagem de atendimento à demanda. Citaram ainda outros critérios menos comuns aplicados aos modelos como confiabilidade, segurança e igualdade. Defendem que as ações humanitárias possuem uma característica multicritério intrínseca e que os modelos multicritérios estão ganhando mais notoriedade na área.

Ferrer *et al.* (2018) desenvolveram um modelo determinístico multicritério para distribuição na última milha e fizeram testes a partir dos dados de inundações ocorridas no Paquistão em 2010. O modelo tem o intuito de obter uma programação de veículos forçando-os a formarem comboios, pois os autores defendem que a segurança é um importante critério de otimização em locais com conflitos armados e problemas sociais. Além da segurança, outros critérios embutidos no modelo são custo, tempo, cobertura, prioridade, confiabilidade e equidade. Ferrer *et al.* (2016) também apresentaram um modelo multicritério, baseado nesses critérios, que foi testado com dados do terremoto do Haiti de 2010. Eles consideraram a equidade da distribuição a partir de uma proporção ideal de demanda a ser satisfeita entre os pontos de demanda, além de níveis de prioridade de atendimento entre esses pontos, de modo a representar diferentes graus de vulnerabilidade.

Já Huang e Rafiei (2019) propuseram utilizar o tempo de privação (período em que os afetados permaneceram sem suprimentos) como medida para representar o critério de equidade, visto que em determinadas situações das operações humanitárias, o tempo de chegada não pode ser medido, pois não há oferta de suprimentos ou veículos para atender a demanda.

Com relação ao tipo de desastre, Boonmee *et al.* (2017) observaram que para problemas de localização, as modelagens matemáticas encontradas na literatura estão mais voltadas a terremotos, furacões ou desastres de maneira geral, e menos dedicadas a epidemias e inundações. Destacaram que a otimização de problemas de localização de centros de auxílio e depósitos desempenham um papel estratégico no planejamento dos sistemas logísticos humanitários, na medida em que centros de auxílio mal localizados podem gerar uma perda na qualidade do serviço prestado e um incremento nos custos da operação. Para integrar as etapas do gerenciamento de desastres, modelos de otimização de problemas de localização devem ser combinados com outros problemas de logística como distribuição de suprimentos, roteamento de veículos, transporte de vítimas, planejamento da evacuação e alocação de recursos, por exemplo.

O modelo determinístico de Marinho *et al.* (2018), testado com os dados do deslizamento de terra de 2011 na Região Serrana do Rio de Janeiro, é um exemplo de

combinação de quatro subproblemas: localização, dimensionamento de frota, transporte e alocação de demanda. O objetivo do modelo é minimizar o custo total de uma operação humanitária de distribuição de itens, sem abordar o tempo de viagem nem a entrega na última milha, ou seja, consideram que as vítimas se deslocam até o centro de auxílio mais próximo para se abastecerem. Bataglin e Alem (2014) utilizaram os mesmos dados de Marinho *et al.* (2018) e apresentaram um modelo de localização e distribuição de itens de necessidade para minimizar todos os custos envolvidos na operação. Os autores utilizaram uma formulação de programação estocástica inteira mista que considera a probabilidade de ocorrência de diferentes cenários de demanda e a qualidade das rotas de cada modo de transporte.

Alem *et al.* (2016) desenvolveram outro modelo estocástico inteiro misto que também foi aplicado no desastre de 2011 da Região Serrana, em que no primeiro estágio decide-se o pré-posicionamento dos recursos e o dimensionamento da frota e, no segundo estágio, em função das informações atualizadas de qualidade das rotas, suprimentos necessários e doações, decide-se a alocação de produtos nos veículos e a alocação de veículos nos arcos para transporte de suprimentos até os locais de demanda. O objetivo do modelo é minimizar os custos totais da operação de distribuição de itens como comida, água, kits, remédios, etc, considerando o pré-posicionamento de produtos, o aluguel de veículos, os estoques e a demanda não atendida. Os autores não consideraram uma etapa de localização dos centros de auxílio e armazéns, pois adotaram a premissa de que já estavam bem localizados.

Tofighi *et al.* (2016) desenvolveram um modelo multicritério estocástico de dois estágios para resolver o problema de localização, pré-posicionamento e distribuição conforme diferentes cenários. Consideraram a minimização do tempo de entrega além da minimização do custo total e da demanda não atendida. O modelo foi testado com dados do terremoto da cidade de Teerã.

Maghfiroh e Hanaoka (2018) ressaltaram a necessidade de estudos sobre a distribuição na última milha que considerem a perspectiva da incerteza do tamanho e da localização da demanda, assim apresentaram um modelo estocástico para minimizar o tempo total de distribuição na última milha e testaram com dados do terremoto de 2010 ocorrido na Indonésia. Os autores defendem o uso de diferentes tipos de veículos para resolver os problemas de acessibilidade e de capacidade da frota. Um exemplo da importância de se considerar outros tipos de veículos é o modelo proposto por Ozdamar (2011) para minimizar o tempo total da operação de coleta e distribuição na última milha

por helicóptero, sendo o veículo mais adequado para acessar locais remotos segundo o autor. Suzuki (2020) destacou a importância da diversidade dos produtos a serem transportados pelos veículos para conseguir um melhor uso da capacidade em peso e em volume.

Ahmadi *et al.* (2015) desenvolveram um modelo estocástico para otimizar a localização de depósitos e o roteamento dos veículos, e abordaram a perspectiva das incertezas a partir de diferentes cenários de destruição da rede de transportes dependendo da intensidade do desastre. O modelo foi testado para o caso de um terremoto na Califórnia tendo como objetivos a minimização do tempo de entrega, da penalidade pela não satisfação da demanda e dos custos de abertura de depósitos. Não consideraram os custos de transportes, a frota de veículos adotada foi homogênea e todos os depósitos apresentavam a mesma capacidade.

Noyan e Kahvecioglu (2018) desenvolveram um modelo estocástico para tratar as incertezas dos dados de demanda e das condições da rede de transporte. Propuseram uma distribuição mais equitativa de suprimentos a partir de um novo conceito de acessibilidade dos *links*. O modelo foi testado com dados do terremoto de 2011 ocorrido na Turquia.

No modelo de programação linear inteiro misto desenvolvido por González *et al.* (2020), diferentemente dos demais modelos analisados, o objetivo dos autores foi maximizar os benefícios dos pacientes a partir da otimização da posição e das rotas de clínicas móveis. Os benefícios contemplam a continuidade dos tratamentos e a cobertura da demanda. Já que a função objetivo trata de parâmetros de benefícios, a inclusão do parâmetro custo foi feita a partir de uma restrição de orçamento disponível. O modelo foi testado para um caso real de implantação de clínicas móveis no Iraque.

Ahmadi-Javid *et al.* (2017), em seu artigo de revisão, analisaram modelos de otimização para o problema de localização de centros de auxílios emergenciais e concluíram que poucos deles consideram uma otimização com incertezas como os modelos estocásticos e robusto, apesar do fato das incertezas serem importantes para aproximarem mais a formulação da realidade. Assim, os autores destacaram a necessidade de desenvolvimento de modelos mais avançados para os problemas de localização de facilidades de saúde, como modelos estocásticos e robustos, especialmente para situações de gerenciamento de desastres.

Portanto, a partir da revisão da literatura, foi possível identificar que o atributo custo é o principal foco dos modelos matemáticos, mas destaca-se a importância de conjugá-lo a outros atributos como tempo de entrega, demanda não atendida e prioridades

para reduzir os danos nas áreas afetadas. Os modelos buscam resolver mais de um tipo de problema conjugando localização e distribuição ou distribuição com roteamento a depender do nível de planejamento abordado. Constatou-se que os modelos desenvolvidos tiveram como referência, principalmente, terremotos e deslizamentos de terra, indicando uma escassez de modelos para desastres biológicos como epidemias e pandemias. Por fim, destacou-se a relevância do desenvolvimento de modelos que abordem a incerteza dos dados, como, por exemplo, a demanda, a fim de torná-los mais realistas.

2.2 Otimização com incertezas

Modelar situações do mundo real envolve enfrentar problemas de informações incompletas e incertas (Mulvey *et al.*, 1995). Em aplicações reais de otimização, ao ignorar a possibilidade de uma pequena incerteza nos dados, pode-se gerar uma “solução sem sentido” do ponto de vista prático (Ben-Tal *et al.*, 2009). Conforme os dados mudam em relação aos valores nominais, restrições são violadas e então a solução ótima obtida a partir de dados nominais pode não ser mais ótima ou viável (Bertsimas e Sim, 2004).

A natureza dinâmica e complexa das operações envolvidas na logística humanitária implica em dois principais desafios para o tomador de decisão: (i) balancear objetivos conflitantes, como, por exemplo, minimizar os custos e maximizar o nível de satisfação, como explicado na Seção 2.1, e (ii) lidar com a falta de conhecimento e incertezas sobre os dados (Bozorgi-Amiri *et al.*, 2011). As incertezas dos dados afetam o desempenho dos modelos de uma cadeia logística humanitária, logo desconsiderá-las pode resultar em soluções ineficientes (Zokaei *et al.*, 2016).

As incertezas podem estar relacionadas a alguns parâmetros da cadeia logística como demanda, oferta e custos de transporte, uma vez que a demanda pode ser volátil, a capacidade de oferta dos fornecedores pode ser desconhecida diante da ocorrência de um desastre e, por fim, os custos podem sofrer variação de acordo com a acessibilidade das rotas (Bozorgi-Amiri *et al.*, 2011; Zokaei *et al.*, 2016). Na literatura, há algumas abordagens de resolução desse tipo de problema para que as soluções sejam menos sensíveis aos dados, dentre elas está a otimização estocástica e a otimização robusta.

A otimização estocástica é a mais comumente encontrada na literatura para resolução de problemas de logística humanitária (Qu, 2017), vide a quantidade de artigos explicitados na Seção 2.1. Na programação estocástica de dois estágios, há um conjunto de decisões (variáveis de decisão de primeiro estágio) a serem determinadas antes da

realização das variáveis aleatórias, aquelas submetidas às incertezas. Após a realização dessas variáveis aleatórias e conforme os valores observados por elas, as variáveis de decisão de segundo estágio são determinadas a fim de adaptar as decisões tomadas no primeiro estágio (Alem e Morabito, 2015; Erbeyoglu e Bilge, 2020). Portanto, o objetivo do modelo estocástico é encontrar uma solução de primeiro estágio o mais aderente possível a todas as possíveis realizações das variações aleatórias.

Noyan (2012) argumentou que a programação estocástica tradicional é uma abordagem neutra com relação ao risco que se justifica em decisões de natureza repetitiva e a longo prazo. O autor defende que uma abordagem avessa ao risco fornece soluções mais robustas em situações de gerenciamento de resposta a desastres nas quais são tomadas decisões sob incertezas para eventos raros. Mulvey *et al.* (1995) propuseram uma abordagem alternativa para modelar matematicamente as incertezas dos dados e gerar soluções menos sensíveis às realizações dos mesmos, que foi denominada de otimização robusta. Na literatura, alguns autores como Alem e Morabito (2015), Nayeem e Lee (2021) e Bozorgi-Amiri *et al.* (2011) a denominam de programação estocástica robusta.

Essa proposta de modelagem é composta por dois conjuntos de variáveis de decisão: um que não depende da realização dos parâmetros incertos e outro que tem relação de dependência. A realização de cada um desses parâmetros incertos é representada por um determinado cenário com uma probabilidade de ocorrência associada, formando um conjunto de cenários com somatório de probabilidade de ocorrência igual a um. Assim, as soluções do modelo robusto seriam próximas da solução ótima e quase viáveis em todos os cenários, ou seja, as soluções seriam robustas em relação à otimalidade e à viabilidade para qualquer realização das variáveis aleatórias (Mulvey *et al.*, 1995).

De acordo com os autores, um dos diferenciais dessa metodologia em relação à programação estocástica é a inserção de um parâmetro que considera a aversão ao risco dos tomadores de decisão, podendo controlar o grau de conservadorismo da solução através da variabilidade do custo total esperado. Logo, a proposta de Mulvey *et al.* (1995) é capaz de tratar a preferência do tomador de decisão quanto ao risco pois adiciona à função objetivo uma parcela de variação do custo esperado com um peso associado que representa a tolerância ao risco do tomador de decisão. A Seção 3.2 apresenta com mais detalhes o modelo proposto pelos autores.

Na literatura, são encontradas ainda outras referências que desenvolveram modelos “imunes” às incertezas dos dados. Soyster (1973) foi pioneiro ao propor uma

solução “imune” às incertezas a partir de uma otimização linear que gera soluções factíveis para todo dado pertencente a um determinado conjunto convexo. No entanto, o resultado encontrado é muito conservador pois deteriora a otimalidade para garantir a viabilidade. Outros estudos foram desenvolvidos para modelar as incertezas de maneira menos conservadora como em Ben-Tal e Nemirovski (2000) e Bertsimas e Sim (2004).

A otimização robusta é bastante utilizada devido sua tratabilidade computacional apesar de ser mais conservadora dependendo de como as incertezas são modeladas (Alem e Morabito, 2015; Cheng *et al.*, 2021). Já a otimização estocástica pode ser computacionalmente complexa (Noyan, 2012).

Além disso, a otimização estocástica é neutra ao risco, não abordando a preferência do tomador de decisão (Azaron *et al.*, 2008; Bozorgi-Amiri *et al.*, 2011), e exige o conhecimento da distribuição de probabilidade dos parâmetros incertos o que pode ser difícil de estimar devido a insuficiência de dados históricos sobre o desastre considerado (Nayeem e Lee, 2021; Alem e Morabito, 2015; Qu, 2017).

Devido à natureza imprevisível e incerta de situações pandêmicas, optou-se por desenvolver um modelo que considere as incertezas dos dados de demanda e encontre uma solução mais próxima da solução ótima para qualquer realização dos dados. Considerando a tratabilidade computacional dos modelos robustos e a dificuldade em estimar a distribuição de probabilidades pois a pandemia é um evento extraordinário, optou-se por utilizar a otimização robusta com base no trabalho de Mulvey *et al.* (1995) para encontrar uma solução conservadora para o problema de localização e distribuição proposto nessa dissertação.

2.3 Otimização robusta aplicada à logística humanitária

Dentro do contexto da logística humanitária voltada para as operações de resposta a desastres, alguns estudos foram feitos abordando o conceito de otimização robusta. Cheng *et al.* (2021) abordaram o caso de insegurança alimentar nos cenários de pobreza e propuseram um modelo robusto para otimizar a distribuição de comida considerando incertezas da oferta e da capacidade dos centros de distribuição.

Erbeyoglu e Bilge (2020) desenvolveram um modelo matemático robusto para o gerenciamento da fase de preparação ao desastre, ou seja, localização dos centros de distribuição e suas capacidades, a fim de garantir uma distribuição de itens efetiva e justa em todos os cenários de variação de demanda após desastres raros como terremotos. Não adotaram probabilidades para os cenários considerando que são igualmente prováveis de

acontecer. Os autores concluíram que a solução robusta tem um custo superior, porém fornece um atendimento melhor da demanda, quando comparado com o resultado obtido a partir de uma demanda média que fornece um custo menor com uma demanda não atendida maior.

Paul e Wang (2019) também propuseram um modelo robusto para otimizar a localização e capacidade dos centros de distribuição na fase de preparação a um terremoto, minimizando os custos sociais e os de privação associado ao atraso na entrega dos suprimentos. Consideraram incertezas causadas pela magnitude do terremoto, como vítimas, danos nas instalações e no tempo de viagem.

Zokae *et al.* (2016) desenvolveram um modelo de otimização robusta para determinar a localização apropriada dos centros de distribuição e determinar o fluxo de suprimentos para as áreas afetadas por um terremoto, considerando incertezas da demanda, da oferta e dos custos através de variáveis aleatórias. O objetivo do modelo é minimizar os custos e garantir o nível de satisfação das pessoas nas áreas afetadas através de uma penalidade caso haja falta de suprimentos, tendo sido testado com dados reais de Alborz, no Irã. Para os autores, as decisões de localização e alocação são suficientemente robustas para o cenário pessimista, neutro e otimista, ou seja, na maioria dos casos os suprimentos são distribuídos a partir dos mesmos fornecedores para os centros de distribuição e, posteriormente, a alocação ótima para as áreas afetadas também é similar.

Vahdani *et al.* (2018) desenvolveram um modelo robusto para a fase estratégica de localização e alocação de estoque dos centros de distribuição e também para a fase operacional abordando o roteamento de diferentes tipos de veículos para distribuição dos itens de ajuda humanitária para áreas afetadas por terremotos, minimizando custos e tempo de viagem e maximizando a confiabilidade das rotas de todos os veículos. Com o objetivo de garantir que a demanda seja atendida no tempo desejado, consideraram a possibilidade de entrega fracionada pois cada área afetada pode ser abastecida por mais de um centro de distribuição e com múltiplos veículos, denominado *split delivery* na literatura. Os parâmetros incertos abordados foram capacidade dos centros de distribuição, tempo de viagem e confiabilidade das rotas, e concluíram que o aumento do nível de incerteza piorou os valores da função objetivo.

Nayeem e Lee (2021) apresentaram um modelo matemático com aplicação de otimização robusta para gerenciar a distribuição de ajuda humanitária na resposta a desastres, selecionando as melhores localizações para os centros de distribuição considerando incertezas na demanda e na capacidade dos centros de distribuição, e

concluíram que a incerteza da demanda influencia mais o custo total do que a incerteza da capacidade. O modelo busca minimizar os custos de transporte e a falta de suprimentos para os pontos de demanda. Os autores consideraram a hipótese de ocorrência de desastres em sequência, e por isso, a possibilidade de abertura de centros de distribuição adicionais. Diferentemente de outros modelos da literatura, os autores não realizaram testes com dados reais de nenhum desastre conhecido.

Bozorgi-Amiri *et al.* (2011) desenvolveram um modelo matemático multiobjetivo a partir da abordagem de otimização robusta de Mulvey *et al.* (1995) para tratar as incertezas da demanda, da oferta e dos custos em uma operação de logística humanitária, testado para o caso de um terremoto no Irã. O modelo dos autores engloba as fases de preparação e resposta do gerenciamento de desastres: na primeira fase, busca-se determinar a localização dos centros de distribuição e a alocação do estoque; e, na segunda, deve-se determinar a distribuição dos itens para os pontos de demanda. O objetivo do modelo é minimizar o custo total esperado, a variação do custo e a penalidade esperada para a inviabilidade devido às incertezas, e ao mesmo tempo maximizar a satisfação da demanda. Para modelar os parâmetros incertos, os autores utilizaram uma abordagem baseada em cenários definidos por especialistas de acordo com dados históricos. Cada cenário é associado a um nível de probabilidade representando a expectativa do especialista com relação à ocorrência daquele cenário.

Haghi, Ghomi e Jolai (2017), com base no modelo de Bozorgi-Amiri *et al.* (2011), desenvolveram um modelo matemático robusto para otimizar a localização de centros de distribuição e centros de saúde, a distribuição de bens e transferência de feridos para hospitais em situações de desastres relacionados a terremotos. Os autores consideraram incertezas não só com relação a oferta, demanda e custos, mas também com relação a possibilidade de destruição dos centros de distribuição, hospitais e fornecedores.

Assim, a partir da literatura, observa-se que os modelos em geral consideram variações na demanda, apontado por Nayeem e Lee (2021) como o parâmetro que mais influencia a função objetivo. Além disso, identificou-se que diversos modelos de localização e distribuição não consideram diferentes tipos de veículos, sendo essa uma questão importante devido às diferentes capacidades, custos de transporte e tempos de viagem. Em situações de desastres, veículos com características diferentes podem ser utilizados no atendimento. Além disso, com o objetivo de encontrar uma solução conservadora, a otimização robusta permite encontrar uma solução próxima da ótima para cada cenário considerado e, ao mesmo tempo, uma solução melhor do que aquela obtida

a partir da média dos parâmetros incertos. Isso faz com que a otimização robusta seja indicada para problemas de logística humanitária.

2.4 Modelagem matemática aplicada à pandemia da Covid-19

Até o momento, poucos trabalhos foram publicados visando problemas de localização de facilidades e de distribuição dentro do contexto da pandemia da Covid-19. A seguir, destacam-se os que foram encontrados na literatura.

Pacheco e Laguna (2020) propuseram uma heurística para o problema de roteamento de veículos considerando a realização de três atividades: entrega de insumos para os produtores voluntários de máscara do tipo N-95, coleta das máscaras produzidas e entrega das mesmas aos pontos de demanda. Como no caso considerado, os entregadores são voluntários, o modelo teve o objetivo de minimizar a distância da maior rota para garantir um esforço de trabalho justo entre os motoristas. O modelo foi testado com dados da cidade de Burgos na Espanha para o caso da pandemia da Covid-19.

Blanco *et al.* (2020) propuseram um modelo matemático estocástico para otimizar a realocação e o compartilhamento de estoque de equipamentos de saúde entre as diferentes unidades de atendimento para suprir a falta de recursos. O modelo teve como objetivo minimizar a demanda não atendida e foi testado com dados relacionados à falta de ventiladores mecânicos durante a Covid-19 em duas regiões da Espanha. Os autores concluíram que haveria um aumento do número de pacientes tratados com a aplicação da ferramenta matemática proposta. Além disso, observaram que os centros logísticos de distribuição são importantes em situações de emergência pois permitem uma distribuição mais adequada, estoque de produtos esperando por uma demanda e entregas mais rápidas. Assim, sugerem aprimorar o modelo incorporando a decisão de localização desses centros.

Kargar *et al.* (2020) abordaram uma temática relevante sobre o tratamento dos resíduos gerados por uma pandemia, os quais devem ser descartados e conduzidos da melhor maneira a fim de evitar a disseminação do vírus. Os autores propuseram um modelo tri-objetivo que considera a minimização de custos, riscos e a quantidade máxima de resíduos coletados. Os testes computacionais foram executados a partir de um caso real do Irã. Yu *et al.* (2020), Govindan *et al.* (2021) e Tirkolaei *et al.* (2021) também desenvolveram modelos para otimizar o gerenciamento da disposição final dos materiais hospitalares no contexto da pandemia da Covid-19, a fim de reduzir os riscos de contaminação. Assim, é importante o estudo da logística reversa em situações de

epidemia e pandemia, pois se o lixo hospitalar for disposto inapropriadamente pode-se acelerar o avanço da doença, aumentando os riscos para a sociedade.

Georgiadis e Georgiadis (2021) desenvolveram um modelo de programação linear inteira mista para otimizar a distribuição de vacinas da Covid-19 com o objetivo de minimizar os custos de transportes e estoque e a quantidade de doses perdidas. Essa distribuição possui características especiais com relação às condições de resfriamento e prazo de validade dos produtos. O estudo foi testado para o caso do programa de vacinação da Grécia. A efetividade dessa distribuição é importante para o sucesso do programa de vacinação pois, caso contrário, diversas doses são perdidas, freando o avanço da campanha e aumentando os impactos financeiros.

A partir da revisão da literatura, observou-se que poucos trabalhos abordam a temática da distribuição de suprimentos hospitalares durante uma pandemia considerando incertezas. Devido a relevância da temática de saúde pública e a probabilidade de surgimento de outras pandemias, busca-se preencher a lacuna de modelos matemáticos para otimizar a localização de centros de suprimentos hospitalares em situações de pandemia considerando cenários de variação da demanda, a fim de servir como uma ferramenta de suporte à decisão a nível estratégico. O modelo proposto utiliza otimização robusta para considerar as incertezas de demanda e considera veículos com diferentes capacidades para realizar a distribuição de diferentes tipos de produtos.

3 MODELAGEM MATEMÁTICA

Este capítulo apresenta um modelo matemático para auxiliar o planejamento estratégico da distribuição de suprimentos hospitalares durante uma pandemia. A Seção 3.1 mostra um modelo determinístico que é então aprimorado para gerar o modelo robusto, descrito na Seção 3.2.

A Figura 3.1 ilustra a cadeia logística de distribuição humanitária considerada, que consiste em dois elos de distribuição de suprimentos hospitalares para atender aos hospitais no ponto final da cadeia que, por sua vez, demandam materiais de proteção para os profissionais da saúde que estão realizando atendimentos aos pacientes infectados. No Elo 1, há um conjunto de fornecedores que ofertam esses materiais, os quais são transportados por um conjunto veículos até centros de distribuição, ou seja, pontos intermediários na cadeia de suprimentos. No Elo 2, os materiais armazenados nesses centros são distribuídos para os hospitais por outro conjunto de veículos de menor capacidade.

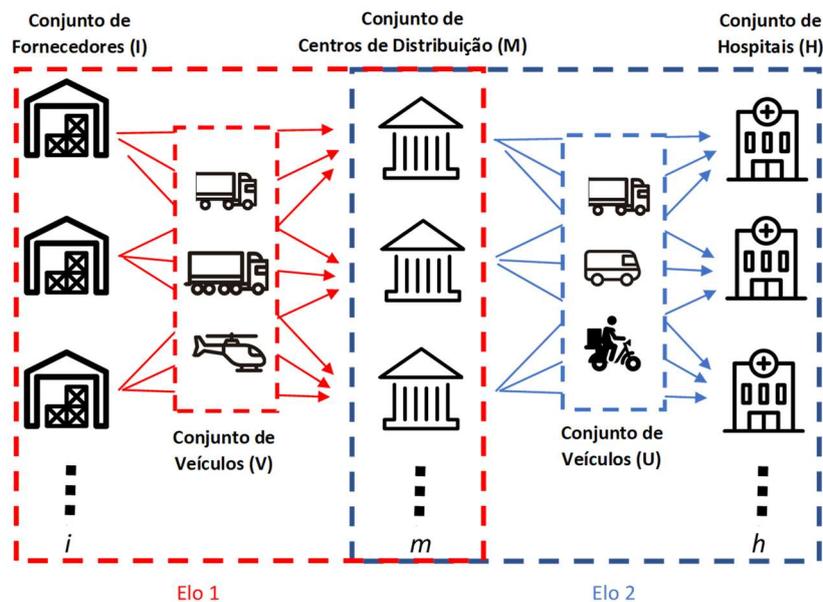


Figura 3.1 - Cadeia de suprimentos proposta.

Fonte: Elaborado pela autora.

Para realizar a modelagem matemática, algumas considerações foram feitas com o objetivo de torná-la mais próxima da realidade possível. Por se tratar de uma situação de desastre, não necessariamente haverá disponibilidade suficiente de suprimentos hospitalares por parte dos fornecedores para atender a toda demanda dos hospitais. E além disso, por se tratar de uma pandemia, o vírus pode propagar-se com intensidades distintas entre diferentes regiões e, por isso, considerou-se que os hospitais localizados em uma

região que está com maior risco de contaminação tendem a estar mais sobrecarregados. Assim, um hospital pode apresentar uma prioridade maior de recebimento dos suprimentos em detrimento de outro com prioridade menor. Por esse motivo, atribuiu-se a cada um dos hospitais um fator para representar esse grau de prioridade, chamado nesse estudo de nível de alerta, que orientará a distribuição caso não haja oferta suficiente para atender a demanda.

O modelo proposto então baseou-se nos seguintes critérios de otimização: menor custo total da distribuição devido à escassez de recursos financeiros, menor tempo de entrega em face da urgência associada a situações de desastres e maior nível de satisfação da demanda tendo em vista os diferentes níveis de alerta dos hospitais.

Com bases nesses critérios, o resultado do modelo matemático representa o melhor arranjo logístico a ser escolhido, ou seja, define quais fornecedores serão utilizados, quais centros de distribuição serão abertos, quanto de cada insumo será distribuído e as viagens que serão realizadas por cada tipo de veículo.

A decisão relacionada à escolha dos centros de distribuição, dado um conjunto de possíveis localidades, está relacionado aos problemas de localização, ou seja, os centros de distribuição devem ser localizados estrategicamente entre a oferta e a demanda de acordo com os critérios adotados. No modelo proposto, o processo de escolha da localização dos centros de distribuição analisa os custos fixos de abertura dos centros que variam de acordo com a região, as capacidades máximas e mínimas de estoque de produtos e as distâncias até os fornecedores e hospitais para diminuir os custos de transporte e o tempo de entrega.

A decisão relacionada à escolha da composição da frota de veículos em ambos os elos analisa as capacidades de transporte de cada veículo, seus respectivos custos fixos de aluguel e os custos variáveis de transporte que incluem, por exemplo, gastos com mão de obra, seguros, combustível e manutenção, e analisa também os tempos de deslocamento a fim de reduzir o tempo de entrega.

Além desses critérios de decisão, as seguintes premissas também foram consideradas na elaboração do modelo:

- Não deve ter excedente de produtos nos centros de distribuição, isto é, a quantidade total de produtos transportada que chega nos centros de distribuição (Elo 1) deve ser enviada aos hospitais (Elo 2);
- Cada centro de distribuição pode ser abastecido por mais de um fornecedor, respeitando suas capacidades máximas e mínimas;

- Cada hospital pode ser atendido por mais de um centro de distribuição;
- Cada veículo pode transportar diferentes produtos, respeitando as capacidades máximas de transporte de cada um; e
- A viagem de um veículo é realizada a partir de um ponto de partida para um único ponto de destino (viagens de transferência), ou seja, não são permitidas rotas de entrega.

3.1 Modelo determinístico

Inicialmente, elaborou-se um modelo determinístico para estudar um caso específico e, assim, melhor entender o problema. Os conjuntos, parâmetros e variáveis de decisão do modelo matemático de programação linear inteira mista estão descritos a seguir nas Tabela 3.1 a 3.3. Para melhor compreensão, considere a Figura 3.1.

Tabela 3.1 - Conjuntos utilizados no modelo matemático determinístico.

| Notação | Descrição |
|----------------|--|
| <i>I</i> | Conjunto dos fornecedores de produtos. |
| <i>M</i> | Conjunto dos centros de distribuição. |
| <i>H</i> | Conjunto dos hospitais que demandam produtos. |
| <i>P</i> | Conjunto dos produtos a serem distribuídos para atender à demanda dos hospitais. |
| <i>V</i> | Conjunto dos veículos disponíveis para realizar o transporte no Elo 1. |
| <i>U</i> | Conjunto dos veículos disponíveis para realizar o transporte no Elo 2. |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 3.2 - Parâmetros utilizados no modelo matemático determinístico.

| Notação | Descrição |
|-------------------|--|
| D_{hp} | Demanda do hospital $h \in H$ pelo produto $p \in P$. |
| O_{ip} | Oferta máxima disponível do produto $p \in P$ pelo fornecedor $i \in I$. |
| Q_m^{Min} | Capacidade mínima, em toneladas, do centro de distribuição $m \in M$ para a movimentação de produtos. |
| Q_m^{Max} | Capacidade máxima, em toneladas, do centro de distribuição $m \in M$ para a movimentação de produtos. |
| K_v | Capacidade máxima, em toneladas, do veículo $v \in V$ para transporte de produtos no Elo 1. |
| L_u | Capacidade máxima, em toneladas, do veículo $u \in U$ para transporte de produtos no Elo 2. |
| $C_{imv}^{Elo 1}$ | Custo de uma viagem com o veículo $v \in V$ a partir do fornecedor $i \in I$ para o centro de distribuição $m \in M$. |
| $C_{mhu}^{Elo 2}$ | Custo de uma viagem com o veículo $u \in U$ a partir do centro de distribuição $m \in M$ para o hospital $h \in H$. |
| $CA_v^{Elo 1}$ | Custo de aluguel de um veículo $v \in V$. |
| $CA_u^{Elo 2}$ | Custo de aluguel de um veículo $u \in U$. |
| CF_m | Custo fixo de abertura de um centro de distribuição $m \in M$. |
| $CM^{Elo 1}$ | Custo unitário associado a movimentação em estoque no centro de distribuição de uma tonelada de qualquer produto $p \in P$ no Elo 1; |
| $CM^{Elo 2}$ | Custo unitário associado a movimentação em estoque no centro de distribuição de uma tonelada de qualquer produto $p \in P$ no Elo 2; |
| N_p | Custo associado à não satisfação da demanda de uma tonelada do produto $p \in P$. |
| $T_{imv}^{Elo 1}$ | Tempo, em minutos, para transportar produtos do fornecedor $i \in I$ para o centro de distribuição $m \in M$ com o veículo $v \in V$. |
| $T_{mhu}^{Elo 2}$ | Tempo, em minutos, para transportar produtos do centro de distribuição $m \in M$ para o hospital $h \in H$ com o veículo $u \in U$. |
| G_h | Nível de alerta associado ao hospital $h \in H$. |
| ψ | Peso das parcelas temporais na função objetivo para compatibilizar a ordem de grandeza dessas parcelas frente às demais. |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 3.3 - Variáveis de decisão do modelo matemático determinístico.

| Notação | Descrição |
|------------------------------------|---|
| $x_{imvp} \in \mathbb{R}_+$ | Quantidade, em toneladas, do produto $p \in P$ transportada do fornecedor $i \in I$ para o centro de distribuição $m \in M$ com o veículo $v \in V$. |
| $z_{mhup} \in \mathbb{R}_+$ | Quantidade, em toneladas, do produto $p \in P$ transportada do centro de distribuição $m \in M$ para o hospital $h \in H$ com o veículo $u \in U$. |
| $e_{hp} \in \mathbb{R}_+$ | Demanda não atendida, em toneladas, do produto $p \in P$ para o hospital $h \in H$. |
| $y_m \in \{0,1\}$ | Quando $y_m = 1$, o centro de distribuição $m \in M$ é escolhido; caso contrário, $y_m = 0$. |
| $w_{imv}^{Elo 1} \in \mathbb{Z}_+$ | Quantidade de viagens do fornecedor $i \in I$ para o centro de distribuição $m \in M$ com o veículo $v \in V$. |
| $w_{mhu}^{Elo 2} \in \mathbb{Z}_+$ | Quantidade de viagens do centro de distribuição $m \in M$ para o hospital $h \in H$ com o veículo $u \in U$. |

Fonte: Elaborado pela autora.

Uma vez definidos os conjuntos, parâmetros e variáveis de decisão, segue a formulação matemática do modelo determinístico deste trabalho, para otimizar a distribuição em operações logísticas humanitárias frente a uma pandemia, representado pelas expressões (4.1) a (4.11).

$$\begin{aligned}
 \text{Min } z = & \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{v \in V} C_{imv}^{Elo 1} w_{imv}^{Elo 1} + \sum_{m \in M} \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} C_{mhu}^{Elo 2} w_{mhu}^{Elo 2} \\
 & + \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{v \in V} CA_v^{Elo 1} w_{imv}^{Elo 1} + \sum_{m \in M} \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} CA_u^{Elo 2} w_{mhu}^{Elo 2} \\
 & + \sum_{m \in M} CF_m y_m + \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{v \in V} \sum_{p \in P} CM^{Elo 1} x_{imvp} \\
 & + \sum_{m \in M} \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} \sum_{p \in P} CM^{Elo 2} z_{mhup} + \sum_{h \in H} \sum_{p \in P} N_p G_h e_{hp} \\
 & + \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{v \in V} \psi T_{imv}^{Elo 1} w_{imv}^{Elo 1} \\
 & + \sum_{m \in M} \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} \psi T_{mhu}^{Elo 2} w_{mhu}^{Elo 2} - \sum_{m \in M} \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} \sum_{p \in P} \frac{z_{mhup}}{d_{hp}} G_h \quad (4.1)
 \end{aligned}$$

Sujeito a:

$$\sum_{m \in M} \sum_{v \in V} x_{imvp} \leq O_{ip} \quad \forall i \in I, p \in P \quad (4.2)$$

$$\sum_{m \in M} \sum_{u \in U} z_{mhup} + e_{hp} = D_{hp} \quad \forall h \in H, p \in P \quad (4.3)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{v \in V} x_{imvp} = \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} z_{mhup} \quad \forall m \in M, p \in P \quad (4.4)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{v \in V} \sum_{p \in P} x_{imvp} \leq Q_m^{Máx} y_m \quad \forall m \in M \quad (4.5)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{v \in V} \sum_{p \in P} x_{imvp} \geq Q_m^{Mín} y_m \quad \forall m \in M \quad (4.6)$$

$$w_{imv}^{Elo 1} \geq \frac{\sum_{p \in P} x_{imvp}}{K_v} \quad \forall i \in I, m \in M, v \in V \quad (4.7)$$

$$w_{mhu}^{Elo 2} \geq \frac{\sum_{p \in P} z_{mhup}}{L_u} \quad \forall m \in M, h \in H, u \in U \quad (4.8)$$

$$y_m \in \{0,1\} \quad \forall m \in M \quad (4.9)$$

$$e_{hp} \geq 0 \quad \forall h \in H, p \in P \quad (4.10)$$

$$x_{imvp}, z_{mhup}, w_{imv}^{Elo 1}, w_{mhu}^{Elo 2} \geq 0 \quad \forall i \in I, m \in M, v \in V, u \in U, p \in P \quad (4.11)$$

A Função Objetivo (4.1) consiste em minimizar o custo e o tempo total da operação de distribuição, priorizando hospitais com maiores níveis de alerta. O primeiro e segundo termos consideram o custo de transporte nos Elos 1 e 2; o terceiro e quarto termos representam os custos de aluguel da frota de veículos utilizados nos Elos 1 e 2; o quinto termo refere-se ao custo de abertura dos centros de distribuição; o sexto e sétimo termos representam o custo de movimentação dos produtos nos centros de distribuição nos Elos 1 e 2; o oitavo termo representa uma penalidade caso a demanda dos hospitais não seja atendida; o nono e décimo termos referem-se ao tempo total empregado no envio dos produtos nos Elos 1 e 2, ajustados pelo fator ψ ; e por fim, o último termo representa a priorização da distribuição aos hospitais mais críticos, aqueles com níveis de alerta mais elevados. Essa consideração da última parcela é relevante no contexto da pandemia pois alguns hospitais podem estar mais sobrecarregados apresentando necessidades mais urgentes que outros, conforme mencionado no Capítulo 2.

As Restrições (4.2)-(4.4) representam a conservação de fluxo em todos os elos da cadeia de distribuição, de maneira que as Restrições (4.2) delimitam que a quantidade de produtos transportadas no Elo 1 não deve exceder a capacidade de fornecimento. Já as Restrições (4.3) estão relacionadas à necessidade de atendimento à demanda dos

hospitais. Elas permitem ainda identificar a demanda não satisfeita de cada produto em cada hospital. As Restrições (4.4) garantem a distribuição para o Elo 2 de todos os produtos que chegam ao centro de distribuição pelo Elo 1, a fim de que não sobre produtos em estoque nos centros de distribuição. As Restrições (4.5)-(4.8) representam os limites de capacidades a serem respeitados, de maneira que as Restrições (4.5) e (4.6) se referem às capacidades máxima e mínima, respectivamente, dos centros de distribuição em receberem produtos, enquanto as Restrições (4.7) e (4.8) definem as quantidades de viagens por tipo de veículo em função das suas respectivas capacidades máximas. As Restrições (4.9)-(4.11) definem o domínio das variáveis de decisão do modelo.

3.2 Modelo robusto

Na formulação apresentada na Seção 3.1, considerou-se que a demanda dos hospitais é determinística, porém de acordo com a literatura, ao modelar matematicamente operações de logística humanitária, verifica-se que alguns dados podem ser incertos. As incertezas dos dados afetam a qualidade e a viabilidade das soluções, pois a solução obtida para um determinado conjunto de parâmetros pode não ser mais ótima em outras situações, o que pode levar inclusive a violação de algumas restrições. Assim, necessita-se de uma abordagem que resguarde a qualidade e viabilidade das soluções frente as variações dos dados, chamada de otimização robusta (apresentada no Capítulo 2).

Em situações pandêmicas, além da dificuldade de obter dados precisos do número de pessoas infectadas e hospitalizadas, há uma oscilação do número de infectados tornando mais complexo realizar o planejamento logístico da distribuição de insumos hospitalares. Dessa forma, para auxiliar o planejamento estratégico das operações, o modelo determinístico (4.1)-(4.11) foi aprimorado, a partir de uma abordagem por otimização robusta, para considerar a incerteza dos dados de demanda dos hospitais e encontrar uma solução que atenda da melhor maneira possível todos os cenários de demanda.

Para definição da formulação robusta adotada, considere primeiro o modelo de programação linear representado abaixo:

$$\text{Min } \xi = f(x, y) = c^T x + d^T y \quad (4.12)$$

Sujeito a:

$$A x = b \quad (4.13)$$

$$Bx + Cy = e \quad (4.14)$$

$$x, y \geq 0. \quad (4.15)$$

O vetor x representa as variáveis de decisão cujos valores ótimos não estão submetidos a realização dos parâmetros incertos e o vetor y representa as variáveis que estão sujeitas a ajustes devido às incertezas. A e b são parâmetros determinísticos, enquanto B, C e e são parâmetros incertos.

Mulvey *et al.* (1995) propuseram um modelo de otimização robusta a partir de um conjunto finito de cenários $S = \{1, 2, \dots\}$, em que cada cenário $s \in S$ representa uma possibilidade de realização dos parâmetros incertos e estão associados a uma probabilidade de ocorrência p_s ($\sum_{s \in S} p_s = 1$), sendo a solução robusta aquela mais próxima da otimalidade e quase viável em todos os cenários.

A partir do modelo matemático (4.12)-(4.15), Mulvey *et al.* (1995) propuseram o modelo robusto (4.16)-(4.19). A Função Objetivo (4.16) é composta por duas parcelas: a primeira representa a robustez com relação à otimalidade e a segunda a robustez com relação à inviabilidade, calibradas por um parâmetro γ que mede o *trade-off* entre otimalidade e viabilidade da solução. Os autores introduziram um conjunto de variáveis (y_1, \dots, y_s) para cada cenário e um outro conjunto de variáveis $(\delta_1, \dots, \delta_s)$ que mede a violação das restrições em cada um deles.

$$\text{Min } \sigma(x, y_1, \dots, y_s) + \gamma \rho(\delta_1, \dots, \delta_s) \quad (4.16)$$

Sujeito a:

$$Ax = b \quad (4.17)$$

$$B_s x + C_s y_s + \delta_s = e_s \quad \forall s \in S \quad (4.18)$$

$$x, y_s \geq 0 \quad \forall s \in S \quad (4.19)$$

As Restrições (4.17) representam aquelas cujos parâmetros são fixos e não são afetados pelas incertezas. As Restrições (4.18) estão associadas aos parâmetros incertos, com isso, o modelo poder ser inviável e assim é acrescentada a variável δ_s .

De acordo com Mulvey *et al.* (1995), a primeira parcela da Função Objetivo (4.16) representa o custo esperado da solução robusta sob os diversos cenários e pode ser aproximada pelo custo médio esperado mais a variância do custo, multiplicada por uma constante λ , conforme a Equação (4.20), em que $\xi_s = f(x, y_s)$. Para decisões de alto risco, conforme λ aumenta, menos sensível às incertezas é a solução robusta, gerando soluções mais caras.

$$\sigma(x, y_1, \dots, y_s) = \sum_{s \in S} p_s \xi_s + \lambda \sum_{s \in S} p_s \left(\xi_s - \sum_{s' \in S} p_{s'} \xi_{s'} \right)^2 \quad (4.20)$$

Bozorgi-Amiri *et al.* (2011) propuseram um modelo de otimização robusta aplicado à logística humanitária com base na formulação proposta por Mulvey *et al.* (1995). Para tratar as complexidades computacionais envolvidas pela formulação quadrática da Equação (4.20), adotaram a formulação proposta por Yu e Li (2000).

Com o objetivo de minimizar a Equação (4.20) e transformá-la em linear, Yu e Li (2000) desenvolveram o modelo (4.21)-(4.23), em que θ_s representa o desvio em relação à média do custo esperado em cada cenário s .

$$\text{Min} \sum_{s \in S} p_s \xi_s + \lambda \sum_{s \in S} p_s \left[\left(\xi_s - \sum_{s' \in S} p_{s'} \xi_{s'} \right) + 2\theta_s \right] \quad (4.21)$$

Sujeito a:

$$\xi_s - \sum_{s \in S} p_s \xi_s + \theta_s \geq 0 \quad \forall s \in S \quad (4.22)$$

$$\theta_s \geq 0 \quad \forall s \in S \quad (4.23)$$

Assim, a Função Objetivo proposta por Bozorgi-Amiri *et al.* (2011) de otimização robusta pode ser assim representada:

$$\text{Min} \sum_{s \in S} p_s \xi_s + \lambda \sum_{s \in S} p_s \left[\left(\xi_s - \sum_{s' \in S} p_{s'} \xi_{s'} \right) + 2\theta_s \right] + \gamma \sum_{s \in S} p_s \delta_s \quad (4.24)$$

Com base nessa formulação, o modelo determinístico proposto na Seção 3.1 foi aprimorado para adotar uma abordagem robusta, considerando incertezas dos dados de demanda dos hospitais da cadeia de distribuição proposta a partir de cenários.

Portanto, realizaram-se as seguintes alterações:

- adicionou-se um novo conjunto $S = \{1, 2, \dots\}$ para representar os cenários de demanda dos hospitais durante uma pandemia;
- ajustou-se o parâmetro de demanda para incluir a dimensão $s \in S$;
- adicionou-se o parâmetro r_s de probabilidade de ocorrência de cada cenário $s \in S$;
- modificaram-se as variáveis de decisão que são afetadas diretamente pela variação da demanda para incluir cada cenário $s \in S$; e
- adicionaram-se o parâmetro λ e a variável θ_s .

Considerou-se que a localização em si não sofre influência das incertezas e, portanto, as variáveis de decisão binária y_m , $m \in M$, que determinam a localização dos centros de distribuição, não foi modificada de acordo com os cenários.

Assim, levando em consideração as definições apresentadas nas Tabelas 3.1 a 3.3, as Tabelas 3.4 a 3.6 descrevem apenas os novos conjuntos, parâmetros e as variáveis de decisão do modelo matemático de otimização robusta proposto nessa dissertação.

Tabela 3.4 – Novo conjunto utilizado no modelo matemático robusto.

| Notação | Descrição |
|---------|-----------------------------------|
| S | Conjunto dos cenários de demanda. |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 3.5 – Novos parâmetros utilizados no modelo matemático robusto.

| Notação | Descrição |
|-----------|--|
| D_{hps} | Demanda do hospital $h \in H$ pelo produto $p \in P$ em um cenário $s \in S$. |
| r_s | Probabilidade de ocorrência do cenário $s \in S$. |
| λ | Peso associado à variação do custo esperado. |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 3.6 – Novas variáveis de decisão utilizadas no modelo matemático robusto.

| Notação | Descrição |
|-------------------------------------|--|
| $x_{imvps} \in \mathbb{R}_+$ | Quantidade, em toneladas, do produto $p \in P$ transportada do fornecedor $i \in I$ para o centro de distribuição $m \in M$ com o veículo $v \in V$ no cenário $s \in S$. |
| $z_{mhups} \in \mathbb{R}_+$ | Quantidade, em toneladas, do produto $p \in P$ transportada do centro de distribuição $m \in M$ para o hospital $h \in H$ com o veículo $u \in U$ no cenário $s \in S$. |
| $e_{hps} \in \mathbb{R}_+$ | Demanda não atendida, em toneladas, do produto $p \in P$ para o hospital $h \in H$ no cenário $s \in S$. |
| $w_{imvs}^{Elo 1} \in \mathbb{Z}_+$ | Quantidade de viagens do fornecedor $i \in I$ para o centro de distribuição $m \in M$ com o veículo $v \in V$ no cenário $s \in S$. |
| $w_{mhus}^{Elo 2} \in \mathbb{Z}_+$ | Quantidade de viagens do centro de distribuição $m \in M$ para o hospital $h \in H$ com o veículo $u \in U$ no cenário $s \in S$. |
| $\theta_s \in \mathbb{R}_+$ | Variável auxiliar de linearização que representa a variação do custo esperado em cada cenário $s \in S$ em relação à média. |

Fonte: Elaborado pela autora.

Para uma melhor compreensão da Função Objetivo do modelo matemático robusto, considere as Equações (4.25)-(4.34) que devem ser empregadas em cada cenário $s \in S$, bem como, os correspondentes descritivos.

Custo de transporte no Elo 1:

$$CT_s^{Elo 1} = \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{v \in V} C_{imv}^{Elo 1} W_{imvs}^{Elo 1} \quad (4.25)$$

Custo de transporte no Elo 2:

$$CT_s^{Elo 2} = \sum_{m \in M} \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} C_{mhu}^{Elo 2} W_{mhus}^{Elo 2} \quad (4.26)$$

Custo de aluguel de veículos no Elo 1:

$$CA_s^{Elo 1} = \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{v \in V} CA_v^{Elo 1} W_{imvs}^{Elo 1} \quad (4.27)$$

Custo de aluguel de veículos no Elo 2:

$$CA_s^{Elo 2} = \sum_{m \in M} \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} CA_u^{Elo 2} W_{mhus}^{Elo 2} \quad (4.28)$$

Custo de movimentação de produtos no centro de distribuição no Elo 1:

$$CE_s^{Elo 1} = \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{v \in V} \sum_{p \in P} CM^{Elo 1} x_{imvps} \quad (4.29)$$

Custo de movimentação de produtos no centro de distribuição no Elo 2:

$$CE_s^{Elo 2} = \sum_{m \in M} \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} \sum_{p \in P} CM^{Elo 2} z_{mhups} \quad (4.30)$$

Custo de penalidade da falta na demanda:

$$CFa_s = \sum_{h \in H} \sum_{p \in P} N_p G_h e_{hps} \quad (4.31)$$

Tempo de viagem no Elo 1:

$$CTe_s^{Elo 1} = \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{v \in V} \psi T_{imv}^{Elo 1} W_{imvs}^{Elo 1} \quad (4.32)$$

Tempo de viagem no Elo 2:

$$CTe_s^{Elo 2} = \sum_{m \in M} \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} \psi T_{mhu}^{Elo 2} W_{mhus}^{Elo 2} \quad (4.33)$$

Prioridade da demanda:

$$CP_s = \sum_{m \in M} \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} \sum_{p \in P} \frac{z_{mhups}}{d_{hps}} G_h \quad (4.34)$$

O modelo matemático robusto proposto para o problema de logística humanitária apresentado neste trabalho está descrito a seguir.

(4.35)

$$\begin{aligned}
\text{Min } z = & \sum_{m \in M} CF_m y_m + \\
& \sum_{s \in S} r_s (CT_s^{Elo 1} + CT_s^{Elo 2} + CA_s^{Elo 1} + CA_s^{Elo 2} + CE_s^{Elo 1} + CE_s^{Elo 2} + CFA_s + CT_e_s^{Elo 1} \\
& \quad + CT_e_s^{Elo 2} - CP_s) \\
& + \lambda \sum_{s \in S} r_s \left\{ \left(CT_s^{Elo 1} + CT_s^{Elo 2} + CA_s^{Elo 1} + CA_s^{Elo 2} + CE_s^{Elo 1} + CE_s^{Elo 2} + CFA_s \right. \right. \\
& \quad + CT_e_s^{Elo 1} + CT_e_s^{Elo 2} - CP_s) \\
& \quad - \sum_{s' \in S} r_{s'} (CT_{s'}^{Elo 1} + CT_{s'}^{Elo 2} + CA_{s'}^{Elo 1} + CA_{s'}^{Elo 2} + CE_{s'}^{Elo 1} + CE_{s'}^{Elo 2} \\
& \quad \left. \left. + CFA_{s'} + CT_e_{s'}^{Elo 1} + CT_e_{s'}^{Elo 2} - CP_{s'} \right) \right\} + 2\theta_s
\end{aligned}$$

Sujeito a:

$$\sum_{m \in M} \sum_{v \in V} x_{imvps} \leq O_{ip} \quad \forall i \in I, p \in P, s \in S \quad (4.36)$$

$$\sum_{m \in M} \sum_{u \in U} z_{mhups} + e_{hps} = D_{hps} \quad \forall h \in H, p \in P, s \in S \quad (4.37)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{v \in V} x_{imvps} = \sum_{h \in H} \sum_{u \in U} z_{mhups} \quad \forall m \in M, p \in P, s \in S \quad (4.38)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{v \in V} \sum_{p \in P} x_{imvps} \leq Q_m^{Max} y_m \quad \forall m \in M, s \in S \quad (4.39)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{v \in V} \sum_{p \in P} x_{imvps} \geq Q_m^{Min} y_m \quad \forall m \in M, s \in S \quad (4.40)$$

$$w_{imvs}^{Elo 1} \geq \frac{\sum_{p \in P} x_{imvps}}{K_v} \quad \forall i \in I, m \in M, v \in V, s \in S \quad (4.41)$$

$$w_{imvs}^{Elo 1} \leq \frac{\sum_{h \in H} \sum_{p \in P} D_{hps}}{K_v} y_m \quad \forall i \in I, m \in M, v \in V, s \in S \quad (4.42)$$

$$w_{imvs}^{Elo 1} \leq \frac{\sum_{h \in H} \sum_{p \in P} D_{hps}}{K_v} x_{imvps} \quad \forall i \in I, m \in M, v \in V, s \in S \quad (4.43)$$

$$w_{mhus}^{Elo 2} \geq \frac{\sum_{p \in P} z_{mhups}}{L_u} \quad \forall m \in M, h \in H, u \in U, s \in S \quad (4.44)$$

$$w_{mhus}^{Elo 2} \leq \frac{\sum_{p \in P} d_{hps}}{L_u} * y_m \quad \forall m \in M, h \in H, u \in U, s \in S \quad (4.45)$$

$$\begin{aligned} & (CT_s^{Elo 1} + CT_s^{Elo 2} + CA_s^{Elo 1} + CA_s^{Elo 2} + CE_s^{Elo 1} + CE_s^{Elo 2} + CFA_s \\ & \quad + CT_e^{Elo 1} + CT_e^{Elo 2} - CP_s) \\ & - \sum_{s' \in S} r_{s'} (CT_{s'}^{Elo 1} + CT_{s'}^{Elo 2} + CA_{s'}^{Elo 1} + CA_{s'}^{Elo 2} + CE_{s'}^{Elo 1} + CE_{s'}^{Elo 2} + \\ & CFA_{s'} + CT_e^{Elo 1} + CT_e^{Elo 2} - CP_{s'}) + \theta_s \geq 0 \quad \forall s \in S \end{aligned} \quad (4.46)$$

$$y_m \in \{0,1\} \quad \forall m \in M \quad (4.47)$$

$$e_{hps} \geq 0 \quad \forall h \in H, p \in P, s \in S \quad (4.48)$$

$$x_{imvps}, z_{mhups}, w_{imvs}^{Elo 1}, w_{mhus}^{Elo 2}, \theta_s \geq 0 \quad \forall i \in I, m \in M, v \in V, \quad (4.49) \\ u \in U, p \in P, s \in S$$

A Função Objetivo (4.35) possui três termos principais. O primeiro está relacionado ao custo de abertura do centro de distribuição, que independe dos cenários de demanda. O segundo representa o custo total esperado da distribuição nos dois elos, que é composto pelos custos de transporte entre fornecedores e centros de distribuição, custos de transportes entre centros de distribuição e hospitais, custos de aluguel dos veículos, custos de movimentação de produtos nos centros de distribuição, custo da demanda não atendida, custo associado ao tempo de viagem nos dois elos, subtraído do custo associado a priorização dos hospitais mais críticos. O terceiro e último termo está relacionado à variação do custo total esperado ponderado pela constante λ , conforme definido na Função Objetivo (4.21).

Na Função Objetivo (4.16), há um termo proposto por Mulvey *et al.* (1995) para tratar a inviabilidade das soluções. No entanto, esse termo não foi considerado no modelo proposto pois observou-se que não haveria violação de restrição.

Assim, espera-se que o modelo matemático determine os melhores pontos para abertura dos centros de distribuição dentre os locais potenciais, os tipos de veículos que devem ser utilizados e quantas viagens cada um deve realizar para minimizar o custo e o tempo total da distribuição, priorizando os hospitais mais críticos em todos os possíveis

cenários de demanda. Para isso acontecer, a solução deve respeitar as Restrições (4.36) a (4.49).

As Restrições (4.36) - (4.38) são de conservação de fluxo em todos os elos da cadeia e também estão presentes no modelo determinístico. Entretanto, o fluxo de produtos deve ser respeitado em cada cenário disponível.

As Restrições (4.39) - (4.40) se referem às capacidades máxima e mínima dos centros de distribuição em receberem produtos levando em consideração os cenários. As Restrições (4.41) e (4.44) definem um limite inferior para as variáveis $w_{imvs}^{Elo\ 1}$ e $w_{mhus}^{Elo\ 2}$, respectivamente, dada a capacidade máxima de transporte de cada veículo. As Restrições (4.42) e (4.45) representam um limite superior para as variáveis $w_{imvs}^{Elo\ 1}$ e $w_{mhus}^{Elo\ 2}$, respectivamente, indicando que só acontecerão viagens a partir de centros de distribuição que estejam abertos. As Restrições (4.43) asseguram que só acontecerão viagens entre um fornecedor e um centro de distribuição caso haja produtos a serem transportados.

As Restrições (4.46) são auxiliares e permitem a linearização do modelo, conforme definido na Equação (4.22). Por fim, as Restrições (4.47) - (4.49) definem o domínio das variáveis de decisão.

Os modelos determinístico e robusto são testados computacionalmente no Capítulo 5 a partir de dados reais, conforme mostrado no próximo capítulo.

4 ESTUDO DE CASO

O modelo robusto proposto possibilita encontrar uma solução próxima da solução ótima de todos os cenários considerados. O resultado do modelo matemático indica quais centros de distribuição devem ser abertos, a quantidade de viagens necessárias por tipo de veículo para o primeiro e segundo elos e a quantidade de cada produto que será entregue a cada hospital, em uma situação de incerteza.

Thompson e Anderson (2021) e Ferrer *et al.* (2018) destacam a importância dos dados reais para testar e validar os modelos desenvolvidos e, assim, assegurar uma resposta mais efetiva, no entanto argumentam sobre os desafios de obter essas informações precisas em operações humanitárias. Dessa forma, optou-se por trabalhar com dados da Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ) no contexto da pandemia da Covid-19. Alguns cenários foram definidos e testes computacionais foram executados conforme mostrado nas próximas seções.

4.1 Obtenção dos dados

Os parâmetros do modelo matemático foram obtidos a partir de pesquisas em diversas fontes de dados, como apresentado a seguir.

4.1.1 Produtos e disponibilidade de oferta

Em consulta realizada ao *website* do Governo Federal em 30 de agosto de 2020 (BRASIL, 2020b), verificou-se que o Governo disponibilizava informações sobre os fornecedores de insumos hospitalares, voltados para a Covid-19, para cada uma das unidades federativas. Ao analisar os dados disponibilizados, constatou-se que seis produtos apresentam uma demanda alta no Estado do Rio de Janeiro, sendo eles: avental hospitalar, luva cirúrgica, máscara cirúrgica, óculos de proteção, sapatilha e touca hospitalar. Em seguida, os principais fornecedores foram identificados bem como suas respectivas capacidades de fornecimento, conforme Tabela 4.1.

4.1.2 Demanda dos hospitais

De acordo com a rede de logística humanitária considerada neste trabalho, os hospitais representam os pontos de demanda. Dada a dificuldade de obter dados reais sobre a demanda efetiva de cada um deles, algumas premissas foram adotadas.

Tabela 4.1 – Capacidade de oferta por fornecedor de cada produto considerado.

| Nº | Fornecedor | Capacidade em toneladas | | | | | |
|---|---|-------------------------|----------------|-------------------|--------------------|-------------|------------------|
| | | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de Proteção | Sapatilha | Touca hospitalar |
| 1 | RT Medical System | - | - | 0,18 | 0,0031 | - | - |
| 2 | Safety Serviços de Análises Técnicas e Soluções | 0,0042 | - | 0,018 | - | - | 0,002 |
| 3 | Targmed Comércio e Importação de produtos médicos | - | 13,5 | 27 | 7,75 | - | - |
| 4 | Chazak Ve Ematz Comercial Importadoras e Exportadoras | 4,2 | - | 36 | - | - | - |
| 5 | Quartzo Engenharia de Defesa Indústria e Comércio | 0,0042 | 0,01 | 1800 | 0,31 | 0,02 | 0,02 |
| 6 | K E Ltda. | - | - | 360 | - | - | - |
| 7 | In tech Soluções em Engenharia Comércio e Indústria | - | - | - | 0,093 | - | - |
| 8 | BMR Medical Ltda. | 0,0042 | - | - | - | - | - |
| 9 | Sinextrade Comércio Importação e Exportação Eireli | - | - | 81 | 2,48 | - | - |
| 10 | Costa Negócios e Tecnologia Ltda. | - | - | 180 | - | - | - |
| 11 | Maptrade Indústria e Comércio de Produtos Ltda. | - | - | 180 | - | - | - |
| 12 | Adapt Desenvolvimento de Negócios Eireli | - | - | 180 | 15,5 | - | - |
| Quantidade total de oferta em tonelada | | 4,2504 | 13,5100 | 2844,1980 | 26,1361 | 0,02 | 0,022 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Inicialmente, delimitaram-se os hospitais a partir das informações disponíveis nas Portarias do Diário Oficial do Rio de Janeiro referente à quantidade de leitos de Unidade de Terapia Intensiva (UTI) do Sistema Único de Saúde (SUS) destinados ao atendimento da Covid-19 (BRASIL, 2020c). Assim, 23 hospitais públicos foram localizados em cinco dos dez municípios mais populosos da RMRJ: Rio de Janeiro, Duque de Caxias, Niterói, São João de Meriti e Petrópolis. A Tabela 4.2 apresenta esses hospitais e os seus respectivos municípios.

A demanda pelos produtos foi considerada mensal e estimada a partir dos dados referentes ao número de novos casos e de novas hospitalizações no município de cada hospital, além da quantidade de leitos de UTI dedicados ao tratamento da Covid-19. As quantidades de novos casos e de novas hospitalizações de cada município foram obtidas por meio dos *websites* das prefeituras (Prefeitura do Rio de Janeiro, 2021; Prefeitura

Municipal de Niterói, 2020; Prefeitura de São João de Meriti, 2020; Prefeitura de Petrópolis, 2020) e por meio do *website* do Ministério da Saúde (BRASIL, 2020d). Para os municípios que não foram encontrados dados sobre hospitalização por Covid-19, adotou-se uma estimativa a partir da taxa de hospitalização da cidade do Rio de Janeiro. Como já mencionado, a quantidade de leitos de UTI disponíveis para cada hospital foi obtida por meio das portarias retiradas do Diário Oficial do Estado do Rio de Janeiro até o dia 11 de novembro de 2020. Como a demanda é incerta, cenários foram adotados e serão apresentados na Seção 4.2.

4.1.3 Nível de alerta dos hospitais

Os níveis de alerta são calculados pelos gestores públicos a partir de indicadores como, por exemplo, incidência de novos casos na região, ocupação dos leitos de UTI e percentual de profissionais de saúde infectados (Coronacidades, 2020). A definição desses níveis é importante para direcionar os esforços de resposta à pandemia e comunicar à população o grau de risco de forma transparente.

A Secretaria de Estado de Saúde do Rio de Janeiro elaborou mapas de risco da Covid-19 para acompanhar e dar transparência sobre o risco de transmissão da doença em cada região do Estado. Segundo a Secretaria de Saúde, cada região do mapa representa um nível de risco e um conjunto de recomendações de isolamento social. O caso do Rio de Janeiro, cada região recebe uma cor que representa o risco: roxo (risco muito alto), vermelho (risco alto), laranja (risco moderado), amarelo (risco baixo) e verde (risco muito baixo).

Para definir o nível de alerta de cada hospital, adotou-se o mapa de risco da Covid-19 apresentado na Figura 4.1 para o Estado do Rio de Janeiro entre os dias 25/10/2020 e 14/11/2020. A partir da localização de cada hospital (município), foi obtido o seu risco considerando esta figura.

Ressalta-se que o período temporal selecionado representa um momento em que há uma diversificação nos níveis de risco dos municípios nos quais os hospitais selecionados se localizam, de maneira que: os hospitais dos municípios do Rio de Janeiro, Duque de Caxias e São João de Meriti, localizados na Região Metropolitana I, estavam no grupo laranja (risco moderado); os hospitais do município de Niterói, localizados na Região Metropolitana II, estavam no grupo vermelho (risco alto); e, os hospitais do município de Petrópolis, localizados na Região Serrana, estavam no grupo amarelo (risco baixo).

Adotando como premissa esses níveis de risco, a Tabela 4.2 apresenta os níveis de alerta de cada um dos hospitais em uma escala de 1 a 5, sendo 1 para um risco muito baixo e 5 para um risco muito alto.

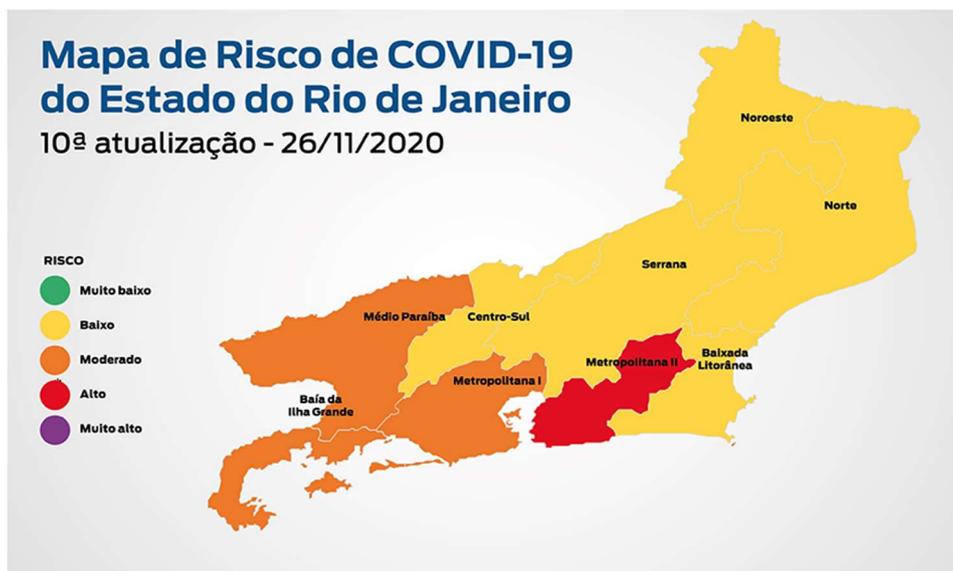


Figura 4.1 - Mapa de risco da Covid-19.

Fonte: Secretaria de Saúde (2020).

4.1.4 Centros de distribuição

Os centros de distribuição representam um ponto intermediário da cadeia de logística humanitária. Eles recebem os produtos dos fornecedores, que são transportados por veículos de maior capacidade, e então envia-se tudo aos hospitais em veículos de menor capacidade. Nesse estudo de caso, considerou-se que há somente um centro de distribuição por município e que um mesmo centro pode atender a hospitais de diferentes municípios, de maneira que o modelo matemático deve decidir quais centros de distribuição são efetivamente utilizados.

Para efeitos de estimativa dos parâmetros relacionados aos centros de distribuição, considerou-se que estariam localizados nas Secretarias Municipais de Saúde de cada município. Assim, os custos de abertura desses centros foram estimados de acordo com o preço de aluguel por metro quadrado das suas respectivas regiões, e a capacidade máxima de estoque foi definida a partir de uma análise da área da Secretaria Municipal com apoio do *Google Earth*, associado a um esquema de arranjo que permita o empilhamento da mercadoria. Assim, a Tabela 4.2 apresenta os dados dos parâmetros relativos aos centros de distribuição.

Tabela 4.2 - Nível de alerta de cada hospital.

| Nº | Hospital | Município | Nível de Risco dos Municípios | Nível de Alerta dos Hospitais |
|----|--|--------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| 1 | Hospital Getúlio Vargas | | | 3 |
| 2 | Hospital Municipal Ronaldo Gazolla | | | 3 |
| 3 | Hospital Universitário Clementino Fraga Filho | | | 3 |
| 4 | Hospital Universitário Pedro Ernesto | | | 3 |
| 5 | Hospital Universitário Gaffrée e Guinle | Rio de Janeiro | Moderado | 3 |
| 6 | Hospital Estadual Anchieta | | | 3 |
| 7 | Hospital Estadual Carlos Chagas | | | 3 |
| 8 | Hospital Estadual Albert Schweitzer | | | 3 |
| 9 | Hospital Miguel Couto | | | 3 |
| 10 | Hospital Municipal Dr. Moacyr Rodrigues do Carmo | Duque de Caxias | Moderado | 3 |
| 11 | Hospital Municipal São José | | | 3 |
| 12 | Hospital Getúlio Vargas Filho | | | 4 |
| 13 | Hospital Estadual Azevedo Lima | | | 4 |
| 14 | Instituto Estadual de Doenças do Tórax Ary Parreiras | Niterói | Alto | 4 |
| 15 | Hospital Municipal Carlos Tortelly | | | 4 |
| 16 | Hospital da Mulher Heloneida Studart | São João de Meriti | Moderado | 3 |
| 17 | Hospital Municipal de São João de Meriti Abdon Gonçalves | | | 3 |
| 18 | Hospital Municipal Dr. Nelson de Sá EARP | | | 2 |
| 19 | Hospital Alcides Carneiro | | | 2 |
| 20 | Hospital Nossa Senhora Aparecida | | | 2 |
| 21 | Hospital Santa Teresa | Petrópolis | Baixo | 2 |
| 22 | Beneficência Portuguesa de Petrópolis | | | 2 |
| 23 | Hospital Clínico de Corrêas | | | 2 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 4.3 - Custo e capacidade do conjunto de centros de distribuição.

| Nº | Centros de Distribuição | Custo Fixo de Abertura dos Centros de Distribuição | Capacidade Máxima de Estoque dos Centros de Distribuição (em tonelada) |
|----|-------------------------|--|--|
| 1 | Rio de Janeiro | R\$ 13.888,89 | 404,00 |
| 2 | Duque de Caxias | R\$ 4.154,15 | 141,40 |
| 3 | Niterói | R\$ 1.782,00 | 44,44 |
| 4 | São João de Meriti | R\$ 7.184,04 | 161,60 |
| 5 | Petrópolis | R\$ 1.275,00 | 40,40 |

Fonte: Elaborado pela autora.

O custo de movimentação do estoque foi estimado com base na literatura a partir dos valores quantificados por Corso (2010) e atualizados pela inflação, logo considerou-

se que todos os centros de distribuição possuem o mesmo custo unitário de R\$ 45,42 por tonelada de produto movimentada.

4.1.5 Frota de veículos

O modelo matemático robusto, definido no Capítulo 3, possui dois conjuntos de veículos: (i) um de maior porte para transportar volumes maiores no Elo 1, ou seja, entre fornecedores e centros de distribuição; e (ii) um conjunto de veículos de menor porte para percorrer distâncias mais curtas entre os centros de distribuição e os hospitais no Elo 2. Neste trabalho, optou-se pelos seguintes veículos:

- No Elo 1: caminhão toco, caminhão *truck* e helicóptero; e
- No Elo 2: veículo urbano de carga (VUC), motocicleta com carroceria acoplada e van.

Existem dois custos relacionados aos veículos: um custo fixo de aluguel e um custo variável que depende da distância percorrida. Os custos fixos de aluguel foram estimados com base em informações de *websites* de simulação de frete e atualizados pela inflação. Para os caminhões (toco e *truck*) e o VUC, os custos variáveis de transporte, foram estimados com base na tabela de frete mínimo da Agência Nacional de Transportes Terrestres - ANTT (BRASIL, 2020e), que já inclui despesas fixas como custo de remuneração de capital e depreciação, custo com mão de obra, seguros e licenciamentos, e algumas despesas variáveis como custos com combustível, pneus, lubrificantes, manutenção, lavagens, etc. As capacidades dos diferentes tipos de caminhão foram estimadas a partir de consulta à *website* de empresa especializada (GESTRAN, 2017). No caso dos helicópteros, consultou-se uma empresa de táxi aéreo. Para as vans, estimou-se a partir de *website* de empresa especializada, tendo sido o valor do custo corrigido pela inflação (NEWWAY, 2019). E, por último, consultou-se *website* de simulação de custos de frete com *motoboy* para definir o custo de transporte (SAMPAMOTOBOY, 2020) e um *website* de empresa especializada para definir a capacidade das motocicletas com carroceria acoplada (TRICICLOS KATUNY, 2020).

A Tabela 4.4 apresenta um resumo dos dados obtidos para cada um dos veículos. Os custos de transporte para cada um dos dois elos considerados na rede de logística humanitária correspondem ao custo por viagem, ou seja, o custo variável por quilômetro multiplicado pela distância percorrida entre cada origem e destino obtidas a partir do *Google API*. No Apêndice A, a Tabela 0.1 apresenta os valores do parâmetro de custo de

transporte para o Elo 1 entre fornecedores e centros de distribuição e a Tabela 0.2 apresenta os valores do parâmetro de custo de transporte para o Elo 2.

Tabela 4.4 - Custo de aluguel e capacidade máxima da frota de veículos.

| Elo logístico | Tipos de veículos | Custo de aluguel | Capacidade máxima (em tonelada) |
|--|-------------------------------------|------------------|---------------------------------|
| Fornecedores – Centros de Distribuição | Caminhão toco | R\$ 290,05 | 5,0 |
| | Caminhão <i>truck</i> | R\$ 309,92 | 11,0 |
| | Helicóptero | R\$ 12.000,00 | 2,0 |
| Centros de Distribuição - Hospitais | Veículo Urbano de Carga (VUC) | R\$ 254,40 | 2,5 |
| | Motocicleta com carroceria acoplada | R\$ 137,06 | 0,3 |
| | Van | R\$ 241,38 | 1,2 |

Fonte: Elaborado pela autora.

4.1.6 Tempo de viagem

Para os veículos do modo rodoviário, os tempos de viagem entre os fornecedores e os centros de distribuição, bem como entre os centros de distribuição e os hospitais, foram calculados utilizando a ferramenta *Google API*. No caso do transporte aéreo por helicóptero, a distância foi a Euclidiana e o tempo de viagem estimado a partir do tempo de voo do *Google Maps*. No Apêndice A, a Tabela 0.3 apresenta os tempos de viagem por tipo de veículo para o Elo 1 e a Tabela 0.4 os tempos de viagem entre os centros de distribuição e os hospitais para cada tipo de veículo no Elo 2.

4.2 Cenários de demanda

A otimização robusta proposta considera que os dados de demanda dos hospitais por suprimentos não são determinísticos, de maneira que as incertezas são tratadas a partir de um conjunto de cenários assim como em Mulvey *et al.* (1995) e Bozorgi-Amiri *et al.* (2011). Desta forma, propõe-se considerar três cenários de demanda de tal maneira que cada cenário represente um momento distinto da pandemia em termos de número de novos casos da doença.

A escolha dos três diferentes cenários foi feita com base na análise da curva histórica de surgimento de novos casos para o município do Rio de Janeiro, o qual tem maior número de hospitais na região estudada bem como maior população. A Figura 4.2 apresenta a evolução histórica de novos casos de Covid-19 para o município do Rio de Janeiro.

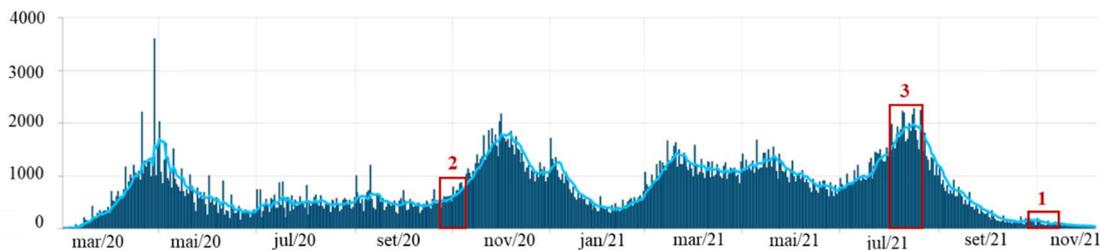


Figura 4.2 – Série histórica do total de novos casos por Covid-19 no município do Rio de Janeiro.

Fonte: Adaptado de Prefeitura do Rio de Janeiro (2021).

A partir da análise dessa série histórica, optou-se por escolher três períodos com diferentes incidências de novos casos. Os períodos selecionados correspondem a períodos de baixa, média e alta incidência representados por, respectivamente, 31/10/2021 a 20/11/2021, 25/10/2020 a 14/11/2020 e 18/07/2021 a 07/08/2021, destacados na Figura 4.2.

Adotou-se como premissa que quanto maior o número de novos casos da doença, maior o número de hospitalizações e, conseqüentemente, maior a demanda dos hospitais por suprimentos hospitalares. Considerando os critérios de estimativa da demanda descritos na Seção 4.1.2, calculou-se a demanda de cada produto por hospital em cada um dos períodos selecionados.

Tabela 4.5 - Demanda total de cada produto em tonelada para cada cenário.

| Período de tempo | Cenários | Demanda em toneladas | | | | | |
|-------------------------------|-----------|----------------------|----------------|-------------------|--------------------|-----------|------------------|
| | | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de Proteção | Sapatilha | Touca hospitalar |
| 31/10/2021 a 20/11/2021 | Cenário 1 | 0,1804 | 0,0430 | 0,7732 | 0,1332 | 0,0859 | 0,0859 |
| 25/10/2020 a 14/11/2020 | Cenário 2 | 0,9674 | 0,2303 | 4,1459 | 0,7140 | 0,4607 | 0,4607 |
| 18/07/2021 a 07/08/2021 | Cenário 3 | 2,1289 | 0,5069 | 9,1237 | 1,5713 | 1,0137 | 1,0137 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Cada período corresponde a um cenário de demanda diferente, e, portanto, o Cenário 1 corresponde ao período de menor demanda, o Cenário 2 ao período de demanda intermediária e o Cenário 3 ao período de maior demanda. A Tabela 4.5 apresenta, de

forma resumida, a demanda total de cada produto para cada um dos três cenários e as Tabela 0.5 - A.7 do Apêndice detalham a demanda de cada um dos hospitais em cada cenário.

4.3 Instâncias testadas

Inicialmente, foram realizados testes a partir de uma instância menor para facilitar a verificação do resultado matemático e, quando necessário, realizar ajustes no modelo matemático. Após essa verificação inicial, o modelo foi testado em uma instância real da RMRJ.

4.3.1 Instância menor

A instância menor é composta por alguns dados selecionados a partir daquelas indicadas nas Seções 4.1 e 4.2. Assim, essa instância possui as seguintes dimensões:

- Três fornecedores (Fornecedores 3, 4 e 5 da Tabela 4.1);
- Quatro hospitais com suas demandas (Hospitais 1, 2, 12 e 18 da Tabela 4.2);
- Três centros de distribuição (Centros de Distribuição 1, 3 e 5 da Tabela 4.2);
- Três tipos de produtos a serem distribuídos (máscara cirúrgica, óculos de proteção e sapatilha); e
- Dois tipos de veículos para o Elo 1 (caminhão toco e caminhão *truck*) e dois tipos de veículos para o Elo 2 (VUC e motocicleta).

Com isso, a Figura 4.3 apresenta, de maneira esquemática, a rede de logística humanitária da instância menor.

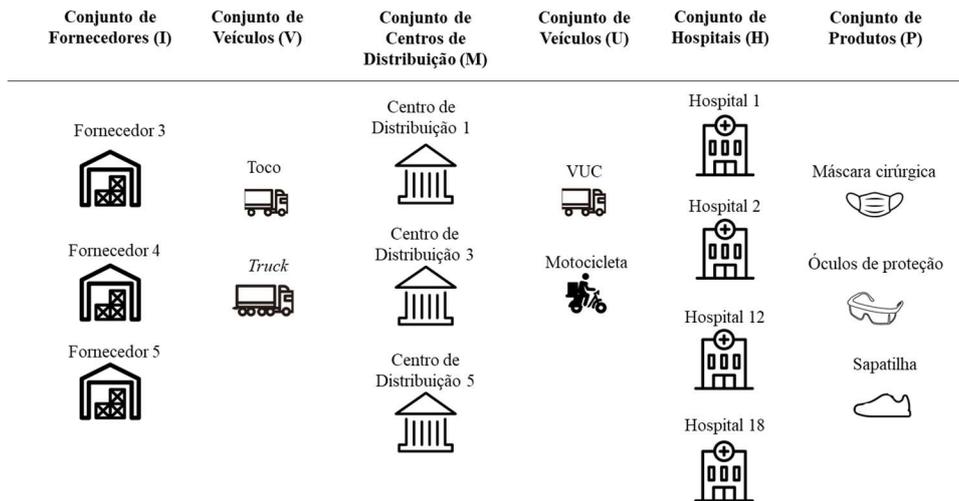


Figura 4.3 - Rede de logística humanitária da instância menor.

Fonte: Elaborado pela autora.

4.3.2 Instância RMRJ

A Figura 4.4 sintetiza, de forma ilustrativa, a rede de logística humanitária da RMRJ. Ao todos, são 12 fornecedores, cinco locais candidatos a centros de distribuição, 23 hospitais e seis produtos a serem distribuídos por toda a cadeia. Essa instância possui uma complexidade maior do que a instância menor, apresentada anteriormente.

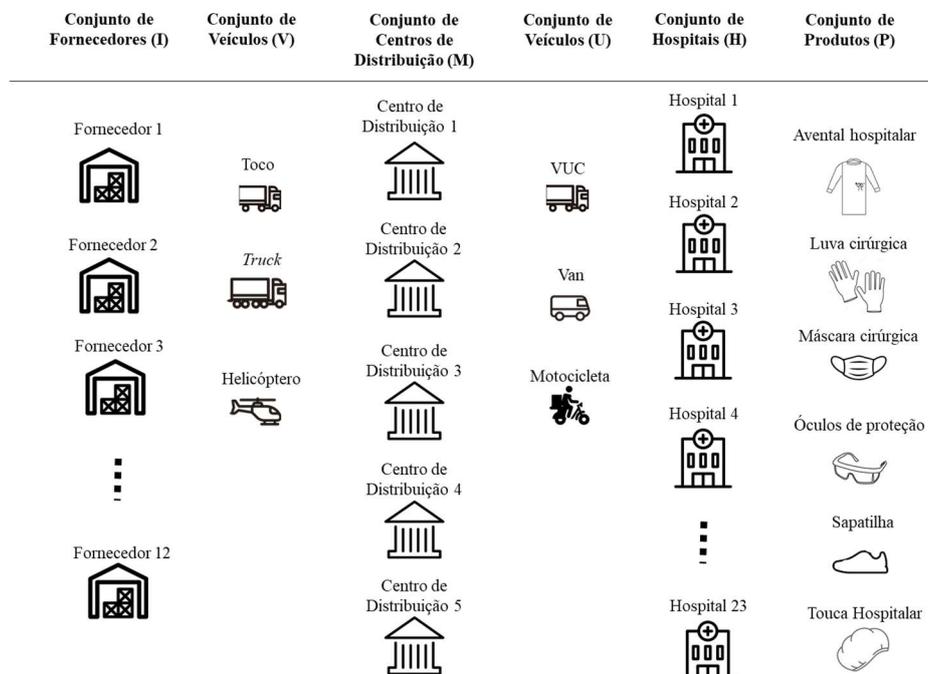


Figura 4.4 - Dimensão dos conjuntos da instância RMRJ.

Fonte: Elaborado pela autora.

5 RESULTADOS COMPUTACIONAIS

Os modelos matemáticos determinístico e robusto foram implementados no ambiente Xpress-IVE® 8.11, utilizando a ferramenta Xpress Mosel® 5.4.1, em um computador equipado com processador Intel(R) Core (TM) i7-4790 CPU 3.60 GHz, com 8 MB de memória e sistema operacional Windows 64 bits. Para a maior instância, no pior caso, o tempo computacional necessário para resolver o modelo robusto foi de 118,7 segundos.

Para validação dos modelos, utilizou-se uma instância de teste menor (Figura 4.3) de maneira a verificar facilmente se os resultados dos modelos eram contundentes e corrigir possíveis erros na formulação matemática. Assim, com o objetivo de facilitar a compreensão do funcionamento do modelo de otimização robusta, são apresentados alguns resultados da instância menor na Seção 5.1. Em seguida, são apresentados e discutidos os resultados da instância RMRJ (maior) na Seção 5.2.

A Tabela 5.1 apresenta a quantidade de variáveis e de restrições de cada uma das instâncias. Nota-se claramente que a instância RMRJ possui uma complexidade superior ao da instância menor, pois possui mais variáveis de decisão e restrições.

Tabela 5.1 – Tamanho das instâncias.

| Tipo de instância | Quantidade de variáveis | Quantidade de restrições |
|--------------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| Instância real | 11.447 | 4.443 |
| Instância menor | 546 | 417 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tanto para a instância menor como para a instância maior, foram realizados experimentos com três vetores de probabilidade para os cenários:

- i. Cenários equiprováveis: $\mathbf{r} = \left\{ \frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3} \right\}$;
- ii. Cenário 2 como sendo o mais provável: $\mathbf{r} = \left\{ \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{1}{4} \right\}$; e
- iii. Cenário 3 como sendo o mais provável: $\mathbf{r} = \left\{ \frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{1}{2} \right\}$.

Além disso, variou-se também a constante λ no intervalo entre 0 e 2 para verificar a variação da aversão ao risco do tomador de decisão.

5.1 Resultados da instância menor

Inicialmente, foram calibrados os parâmetros N_p e ψ que representam o custo de não atendimento da demanda e fator de ajuste para compatibilização da ordem de grandeza das parcelas temporais da função objetivo. Para definir o parâmetro N_p , diversos valores foram testados até encontrar uma solução em que não houvesse falta de produtos na demanda enquanto tivesse oferta disponível. Já para o parâmetro ψ , diversos valores foram utilizados até encontrar uma solução em que as parcelas da função objetivo de custo e tempo estivessem na mesma ordem de grandeza. Logo, os valores dos parâmetros N_p e ψ que melhor se ajustaram aos três cenários foram, respectivamente, 11.000 e 2,0.

A resolução do modelo determinístico (Seção 3.1) para cada um dos cenários de demanda gerou soluções cujos custos totais estão apresentados na Tabela 5.2. O Cenário 3 é aquele com maior demanda, logo a sua solução é a mais cara.

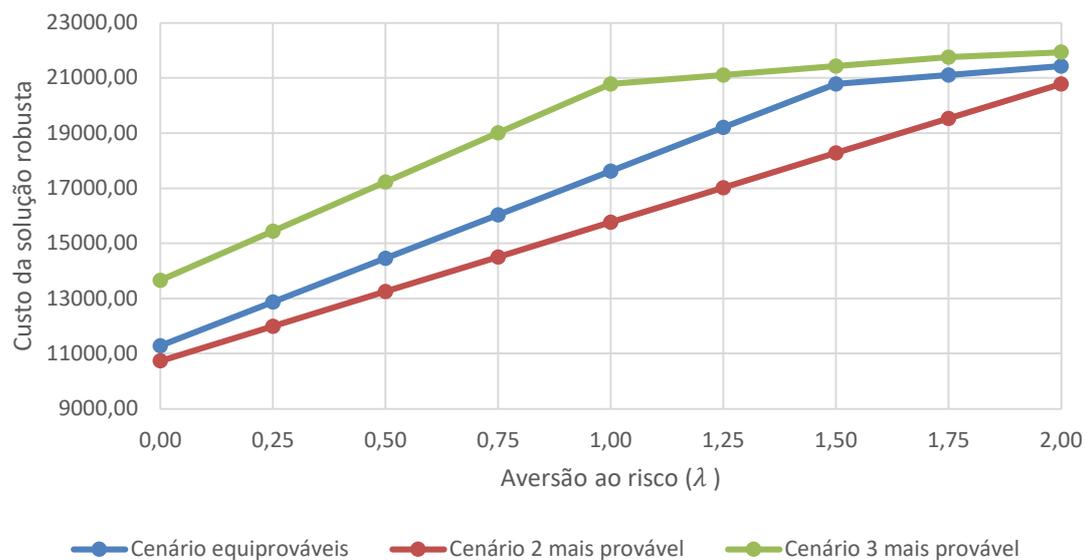
Tabela 5.2 - Valores da solução do modelo determinístico.

| Cenários de variação de demanda | Custo total da solução (R\$) |
|--|-------------------------------------|
| 1 | 3.965,68 |
| 2 | 9.096,98 |
| 3 | 20.787,89 |

Fonte: Elaborado pela autora.

O Gráfico 5.1 mostra a variação do custo do modelo robusto (Seção 3.2) em função do grau de aversão ao risco do tomador de decisão para cada um dos diferentes vetores de probabilidade considerados. Para se obter soluções mais conservadoras, o tomador de decisão pode aumentar o valor da constante λ , que representa a aversão ao risco. Como esperado, o aumento dessa constante gerou soluções mais caras e robustas.

Gráfico 5.1 - Variação do custo da solução robusta em função da aversão ao risco.



Fonte: Elaborado pela autora.

Ao analisar o gráfico juntamente com a Tabela 5.2, constata-se que a solução robusta é mais cara que a solução do modelo determinístico para os cenários de demanda baixa (Cenário 1) ou intermediária (Cenário 2), mostrando que a otimização robusta é conservadora e busca uma solução próxima da solução ótima para todos os cenários. Por exemplo, para $\lambda = 0,5$ no caso do Cenário 2 ser o mais provável, o valor da solução robusta é R\$ 13.249,64, enquanto a solução do modelo determinístico do Cenário 2 gerou uma solução de R\$ 9.096,98. Isso significa que o Cenário 3 está influenciando a solução robusta pois ele possui alguma probabilidade de acontecer, e caso ele se realize a solução proposta deve estar protegida de alguma forma.

Assim, o tomador de decisão pode ser mais conservador e se resguardar da ocorrência do pior cenário de demanda (Cenário 3), optando por um vetor de probabilidade que pese mais esse cenário ou optando por valores mais elevados de aversão ao risco, pois de acordo com o Gráfico 5.1 os custos das soluções robustas tendem a se aproximar do valor do pior cenário para valores maiores de λ . Por exemplo, para $\lambda = 2$, os custos da solução robusta são R\$ 21.434,26; R\$ 20.787,89; R\$ 21.935,97, respectivamente, para o caso de cenários equiprováveis, Cenário 2 mais provável, e o Cenário 3 mais provável, enquanto o modelo determinístico para o Cenário 3 gerou uma solução com custo próximo igual a R\$ 20.787,89.

A Tabela 5.3 apresenta o custo total da solução robusta e da solução determinística obtida a partir da média da demanda ponderada pelas probabilidades de ocorrência de

cada cenário. Observa-se que a solução determinística obtida é mais barata que a solução robusta para o caso de cenário equiprováveis e do Cenário 2 ser o mais provável. Ao analisar o custo da demanda não atendida, constatou-se que apesar do modelo robusto apresentar soluções mais caras, o custo de não atendimento da demanda é menor que a solução do modelo determinístico. Assim, conclui-se que ao adotar um modelo que aborde a demanda dos três cenários de forma simultânea, a solução encontrada é mais conservadora e atende melhor a demanda, pois busca uma solução próxima do ótimo para todos os cenários considerados.

Tabela 5.3 - Comparação do custo total da solução determinística e solução robusta.

| Cenários | Tipo de Solução | Custo Total (R\$) | Custo da demanda não atendida (R\$) |
|-------------------------|------------------------|-------------------|-------------------------------------|
| Cenários Equiprováveis | Determinística - média | 11.014,26 | 6.879,40 |
| | Robusta | 11.283,52 | 6.355,07 |
| Cenário 2 mais provável | Determinística - média | 10.165,02 | 6.040,10 |
| | Robusta | 10.736,88 | 6.017,00 |
| Cenário 3 mais provável | Determinística - média | 14.658,38 | 9.007,90 |
| | Robusta | 13.659,61 | 8.200,23 |

Fonte: Elaborado pela autora.

5.1.1 Demanda não atendida

Com auxílio de uma análise de pós-otimização sobre a demanda não atendida da solução robusta, percebeu-se a influência do vetor de probabilidades. Ao considerar algum cenário mais provável, obteve-se uma solução robusta que garante um melhor atendimento à demanda caso esse cenário venha se realizar. A Tabela 5.4 apresenta a quantidade total de demanda não atendida caso cada um dos cenários se realize para $\lambda = 0$. Por exemplo, caso o Cenário 2 se realize, a menor demanda não atendida ocorre para o caso em que ele foi considerado como o mais provável (0,0801 ton de máscara cirúrgica é menor que 0,1068 ton e 0,0935 ton). Da mesma forma que, caso o Cenário 3 se realize, a menor demanda não atendida ocorre para o caso em que ele foi considerado como sendo o mais provável (0,2636 ton de óculos de proteção é menor do que 0,3514 ton e 0,3682 ton). Todavia, o tomador de decisão não tem conhecimento *a priori* de qual cenário se concretizará, por isso a importância de boas estimativas sobre as probabilidades de ocorrência.

Tabela 5.4 - Demanda não atendida em cada cenário por tipos de vetor de probabilidade para $\lambda = 0$.

| Cenário realizado | Probabilidade dos cenários | Demanda não atendida por tipo de produto (ton) | | |
|-------------------|----------------------------|--|--------------------|-----------|
| | | Máscara Cirúrgica | Óculos de proteção | Sapatilha |
| Cenário 1 | Equiprováveis | - | - | 0,0210 |
| | Cenário 2 mais provável | - | - | 0,0429 |
| | Cenário 3 mais provável | - | - | 0,0226 |
| Cenário 2 | Equiprováveis | 0,1068 | 0,0184 | 0,1501 |
| | Cenário 2 mais provável | 0,0801 | 0,0138 | 0,1501 |
| | Cenário 3 mais provável | 0,0935 | 0,0161 | 0,1501 |
| Cenário 3 | Equiprováveis | 2,0405 | 0,3514 | 0,4205 |
| | Cenário 2 mais provável | 2,1387 | 0,3682 | 0,4205 |
| | Cenário 3 mais provável | 1,5303 | 0,2636 | 0,4205 |

Fonte: Elaborado pela autora.

5.1.2 Quantidade de viagens

A Figura 5.1 apresenta a solução determinística da quantidade de viagens por tipo de veículo do Elo 1 para cada cenário independentemente. Para os Cenários 1 e 2, a solução indicou uma viagem de caminhão toco do Fornecedor 3 para o Centro de Distribuição 3 (CD3). Já para o Cenário 3, uma viagem a partir do Fornecedor 3 (F3) e uma viagem a partir do Fornecedor 5 (F5), ambas com destino ao CD3 executadas com caminhão toco.

A Figura 5.2 apresenta a solução determinística (à esquerda) obtida a partir da demanda média e a solução robusta (à direita) obtida para o caso de cenários equiprováveis e $\lambda = 0$, para demonstrar a diferença entre a quantidade de viagens da solução média determinística e a solução robusta para o Elo 1. Enquanto a solução média apontou somente uma viagem com caminhão toco de F3 para CD3, a solução robusta indicou uma viagem de F3 e 0,33 viagens de F5. Assim, percebe-se que o modelo robusto apresenta uma solução que salvaguarda todos os cenários, inclusive o de pior demanda pois não se sabe até o momento qual cenário se realizará.

Como a quantidade de viagens é um parâmetro de natureza inteira e busca-se uma solução próxima do ponto ótimo em todos os cenários, deve-se considerar uma viagem de F3 para CD3 e uma viagem de F5 para CD3 como solução de pós-otimização.

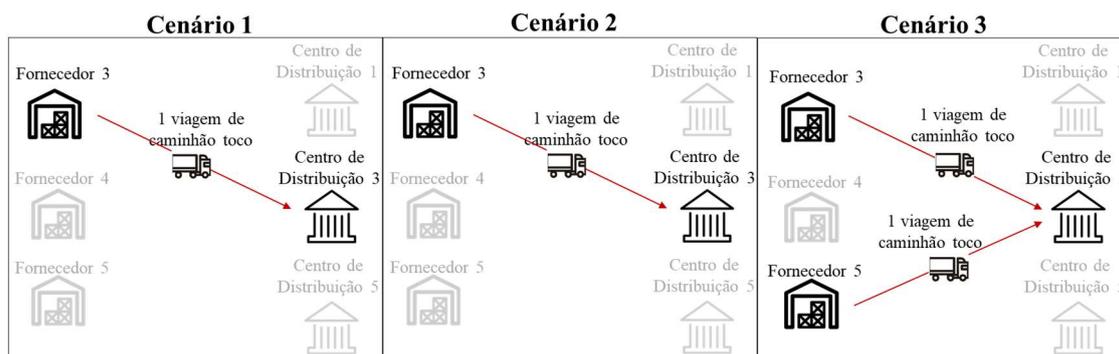


Figura 5.1 – Solução determinística da quantidade de viagens do Elo 1 para cada cenário independente.

Fonte: Elaborado pela autora.

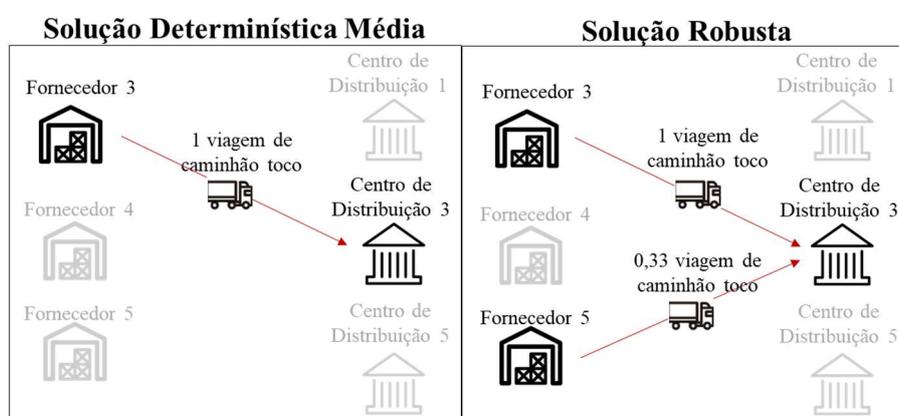


Figura 5.2 – Comparação entre a solução determinística com demanda média e solução robusta para quantidade de viagens do Elo 1.

Fonte: Elaborado pela autora.

Da mesma maneira pode ser avaliada a quantidade de viagens para o Elo 2. A Figura 5.3 apresenta a configuração de viagens por tipo de veículo para cada um dos cenários de demanda com o modelo determinístico: para o Cenário 1, a solução indicou uma viagem de motocicleta a partir do CD3 em direção a cada um dos Hospitais 1, 2, 12 e 18; para o Cenário 2, a solução indicou uma viagem de motocicleta para cada um dos Hospitais 1, 12 e 18 e uma viagem de VUC para o Hospital 12; e para o Cenário 3, a solução indicou duas viagens de motocicleta para o Hospital 1, duas viagens de VUC para o Hospital 2 e uma viagem de motocicleta para cada um dos Hospitais 12 e 18.

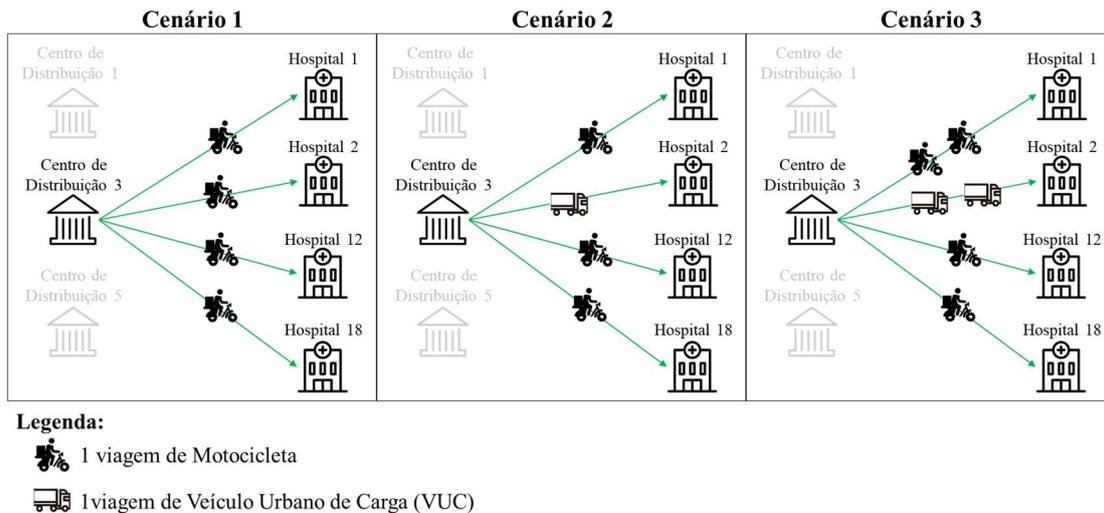


Figura 5.3 – Solução determinística da quantidade de viagens do Elo 2 para cada cenário independente.

Fonte: Elaborado pela autora.

A Figura 5.4 ilustra as viagens fornecidas pela solução determinística com a demanda média (à esquerda) e pela solução robusta (à direita). Observa-se que a solução robusta apresenta mais uma vez uma solução diferente da média que é mais conservadora, pois indicou a necessidade de 1,33 viagens de motociçeta para o Hospital 1 (H1) enquanto a solução média indicou somente uma viagem. Isso se deve pela influência do Cenário 3, pois a solução robusta protege todos os cenários ao mesmo tempo. De igual forma para o Hospital 2 (H2), a solução robusta também apresentou uma solução mais conservadora com uma viagem de VUC e 0,33 viagens de motociçeta, contra somente uma viagem de VUC dada pela solução média do modelo determinístico.

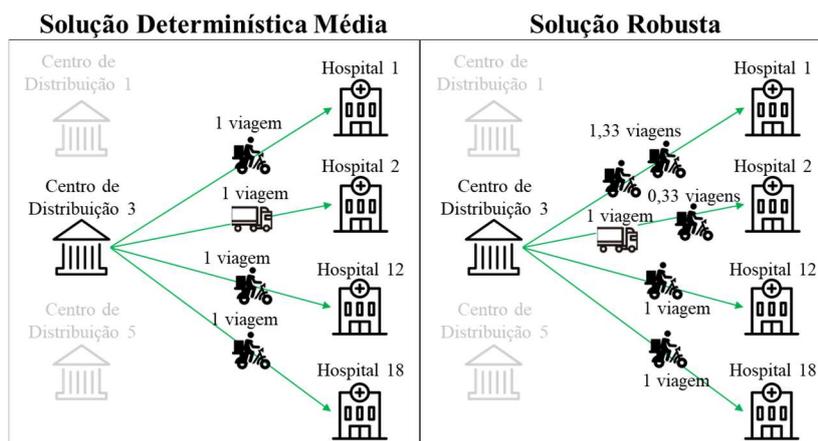
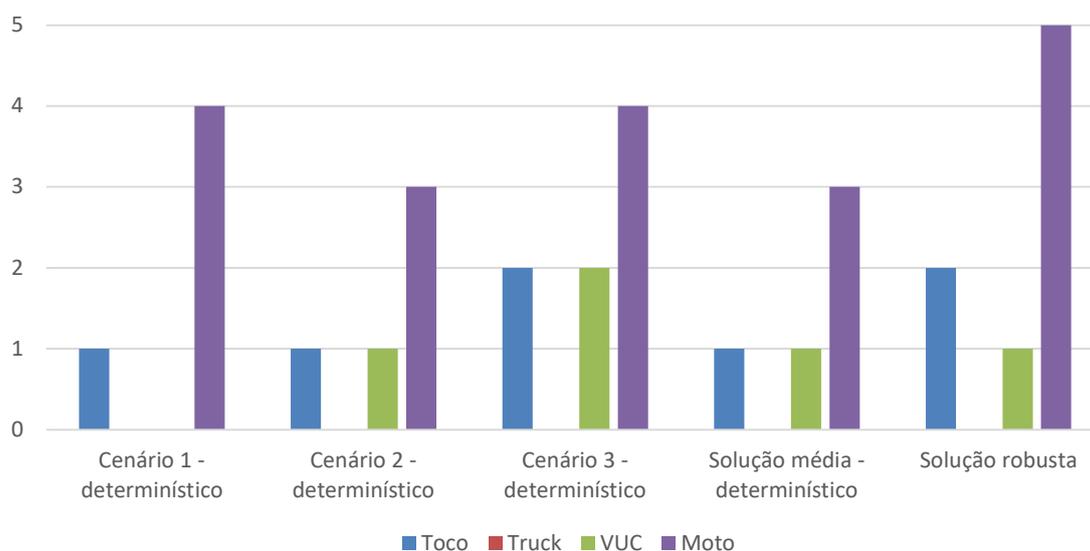


Figura 5.4 - Comparação entre a solução determinística com demanda média e solução robusta para quantidade de viagens do Elo 2.

Fonte: Elaborado pela autora.

Considerando o mesmo raciocínio feito anteriormente, deve-se considerar como solução de pós-otimização, nesse caso, duas viagens de motocicleta de CD3 para H1, uma viagem de motocicleta e uma de VUC de CD3 para H2. Dessa forma, o Gráfico 5.2 apresenta, resumidamente, uma comparação entre a quantidade total de viagens para cada um dos veículos em ambos os elos em cada uma das soluções, já considerando a pós-otimização.

Gráfico 5.2 – Comparação entre as quantidades de viagens totais por tipo de veículo.



Fonte: Elaborado pela autora.

A configuração final da solução robusta para o caso de cenários equiprováveis e $\lambda = 0$ para a instância menor é representada na Figura 5.5. O resultado apontou que a

melhor solução de atendimento aos hospitais para os três cenários de demanda ao menor custo e menor tempo deva ser transportar os produtos a partir dos Fornecedores 3 e 5 para o Centro de Distribuição 3 (CD3), localizado no município de Niterói, com viagens realizadas com caminhão toco. Como o único centro de distribuição a ser aberto é o CD3, todas as viagens do Elo 2 tem o mesmo ponto de origem. Assim, deve-se realizar uma viagem de motocicleta para os Hospitais 12 e 18, duas viagens de motocicleta para o Hospital 1, e uma viagem com VUC e outra de motocicleta para atender à demanda do Hospital 2.

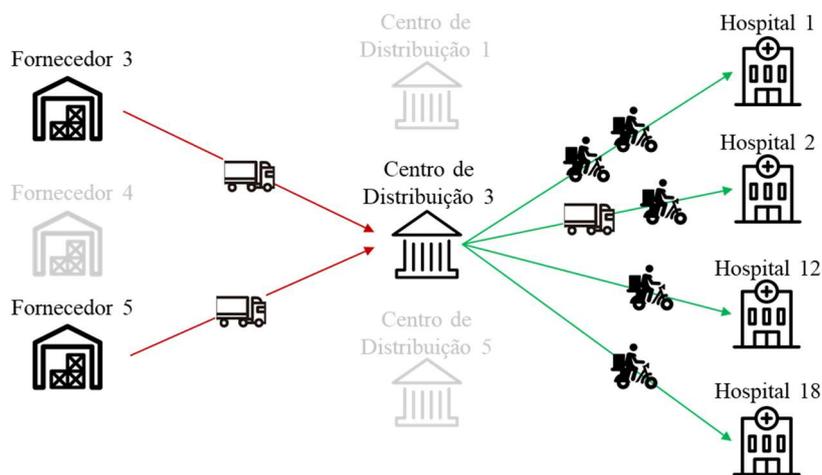


Figura 5.5 - Solução robusta para o caso de cenários equiprováveis e $\lambda = 0$.

Fonte: Elaborado pela autora.

5.1.3 Quantidade de produtos

Com relação à quantidade de cada produto transportada no Elo 2 por tipo de veículo na solução robusta, considere a Tabela 5.5. Observa-se que para o Hospital 2, o somatório de todas as quantidades transportadas é igual a 1,7876 ton e esse quantitativo poderia ser distribuído em uma única viagem de VUC pois sua capacidade é igual à 2,5 ton. No entanto, caso todos os produtos fossem transportados por uma única viagem de VUC, o custo final da solução robusta seria igual a R\$ 17.654,86, ou seja, uma solução mais cara do que realizar uma viagem de motocicleta e uma viagem de VUC que resulta em um custo de R\$ 17.619,76.

Verificou-se que essa situação ocorre devido ao aumento no tempo de entrega caso todos os produtos do Hospital 2 fossem entregues em uma viagem de VUC, visto que o tempo de viagem do VUC é maior que o da motocicleta. Essa análise é interessante para observar o funcionamento do modelo matemático proposto, pois a função objetivo é de minimização, não só, do custo total, mas também, do tempo de entrega dos produtos.

Tabela 5.5 - Alocação de cada produto por tipo de veículo no Elo 2.

| Hospitais | Quantidade de produtos (em ton) por tipo de veículo | | | | | | |
|-------------|---|--------|--------------------|--------|-----------|--------|--------|
| | Máscara cirúrgica | | Óculos de proteção | | Sapatilha | | Total |
| | VUC | Moto | VUC | Moto | VUC | Moto | |
| Hospital 1 | - | 0,1901 | - | 0,0327 | - | 0,0033 | 0,2261 |
| Hospital 2 | 1,4481 | 0,0724 | 0,2494 | 0,0125 | - | 0,0052 | 1,7876 |
| Hospital 12 | - | 0,1432 | - | 0,0246 | - | 0,0115 | 0,1793 |
| Hospital 18 | - | 0,0700 | - | 0,0121 | - | - | 0,0821 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Outra análise sobre a distribuição de produtos proposta pelo modelo se refere à não distribuição de sapatilhas para o Hospital 18. Isso acontece devido à escassez de sapatilhas disponíveis na oferta, pois há disponibilidade de somente 0,02 ton enquanto a demanda desse produto em todos os cenários é superior a esse valor (0,0307; 0,1701; 0,4405 para os Cenários 1, 2 e 3, respectivamente). Logo, já era esperado que não seria possível atender a todos os hospitais. Como o Hospital 18 possui um nível de alerta igual a dois, inferior aos demais hospitais, a solução proposta pelo modelo é coerente visto que a função objetivo busca maximizar um atendimento à demanda dos hospitais com níveis de alerta mais elevados.

É claro que ao se tratar de logística humanitária, a situação ideal seria conseguir atender a toda demanda, no entanto em situações de pandemia os fornecedores podem não ter estoque suficiente, sendo necessário adotar algum critério para distribuir a quantidade disponível. No modelo proposto, o critério adotado depende do nível de alerta dos hospitais que diz respeito ao grau de risco de contaminação dos municípios onde se localizam, como explicado na Seção 4.1.3.

5.2 Resultados da instância RMRJ

A partir dos resultados obtidos com a instância menor, experimentos com uma instância real foram realizados para verificar a aplicabilidade do modelo. A Tabela 5.6 apresenta os custos das soluções de cada um dos cenários a partir do modelo determinístico. Assim como na instância menor, o Cenário 3 apresenta a solução mais cara pois é aquele com maior demanda.

Tabela 5.6 - Custos da solução do modelo determinístico para instância RMRJ.

| Custos por cenário | Custo (R\$) | Participação (%) |
|--|--------------------|-------------------------|
| Custo total do Cenário 1 | 17.882,45 | 100,00 |
| Custo de transporte – Elo 1 | 2.689,23 | 15,04 |
| Custo de transporte – Elo 2 | 3.714,63 | 20,77 |
| Custo com Centro de Distribuição | 1.878,02 | 10,50 |
| Custo pelo não atendimento da demanda | 6.999,30 | 39,14 |
| Custo relativo ao tempo de entrega – Elo 1 | 1.674,00 | 9,36 |
| Custo relativo ao tempo de entrega – Elo 2 | 1.194,00 | 6,68 |
| Custo pelo atendimento da prioridade | 266,73 | 1,49 |
| Custo total do Cenário 2 | 46.824,25 | 100,00 |
| Custo de transporte – Elo 1 | 3.844,20 | 8,21 |
| Custo de transporte – Elo 2 | 6.442,26 | 13,76 |
| Custo com Centro de Distribuição | 2.335,88 | 4,99 |
| Custo pelo não atendimento da demanda | 30.027,80 | 64,13 |
| Custo relativo ao tempo de entrega – Elo 1 | 2.374,00 | 5,07 |
| Custo relativo ao tempo de entrega – Elo 2 | 2.078,00 | 4,44 |
| Custo pelo atendimento da prioridade | 277,89 | 0,59 |
| Custo total do Cenário 3 | 84.581,40 | 100,00 |
| Custo de transporte – Elo 1 | 3.844,20 | 4,54 |
| Custo de transporte – Elo 2 | 8.002,75 | 9,46 |
| Custo com Centro de Distribuição | 2.996,59 | 3,54 |
| Custo pelo não atendimento da demanda | 65.430,20 | 77,36 |
| Custo relativo ao tempo de entrega – Elo 1 | 2.374,00 | 2,81 |
| Custo relativo ao tempo de entrega – Elo 2 | 2.214,00 | 2,62 |
| Custo pelo atendimento da prioridade | 280,33 | 0,33 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Foram agregadas algumas parcelas da Função Objetivo para facilitar a análise do resultado. As premissas adotadas para montagem dessa tabela foram:

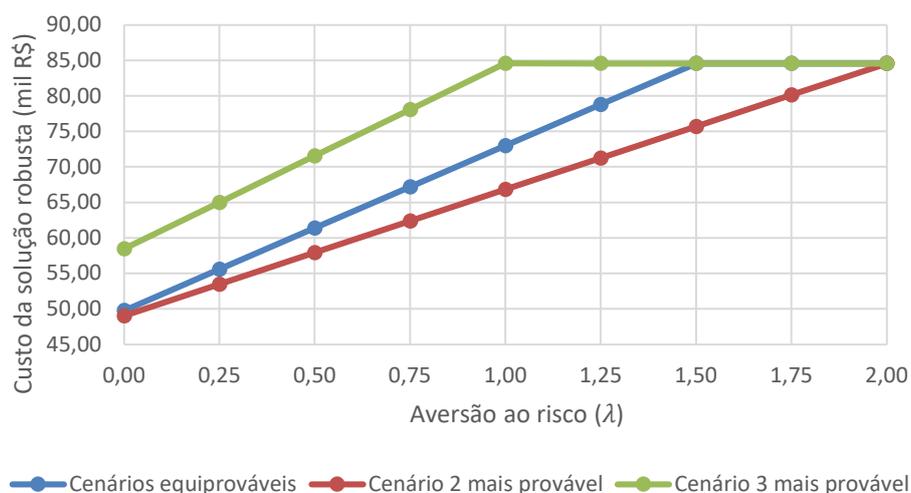
- Custo de transporte – Elo 1: custo das viagens realizadas entre os fornecedores e os centros de distribuição mais o custo de aluguel da frota de veículos utilizados nesse elo;
- Custo de transporte – Elo 2: custo das viagens realizadas entre os centros de distribuição e os hospitais mais o custo de aluguel da frota de veículos utilizados nesse elo;
- Custo com Centro de Distribuição: custo de abertura dos centros mais o custo de movimentação de estoque neles;
- Custo pelo não atendimento da demanda: custo de penalização por cada tonelada de demanda não atendida de todos os hospitais;

- Custo relativo ao tempo de entrega – Elo 1: custo associado ao tempo de entrega das viagens realizadas entre os fornecedores e os centros de distribuição;
- Custo relativo ao tempo de entrega – Elo 2: custo associado ao tempo de entrega das viagens realizadas entre os centros de distribuição e os hospitais; e
- Custo pelo atendimento da prioridade: custo associado ao atendimento dos hospitais prioritários.

Observou-se que a distribuição percentual das parcelas variou consideravelmente entre os cenários. Para o Cenário 1 de menor demanda, os custos de transporte mais os custos com centro de distribuição representaram, aproximadamente, 46% do custo total e o custo com a demanda não atendida foi de aproximadamente 39%. No entanto, conforme cresce a demanda dos hospitais, sem aumento da oferta dos produtos com o mesmo valor da penalização N_p de não atendimento da demanda, o percentual dos custos de demanda não atendida cresce pois não há produtos suficientes disponíveis em estoque para atender cenários mais críticos. Por exemplo para o Cenário 3, os custos com demanda não atendida chegaram a 77% aproximadamente. Para além do não atendimento da demanda, observou-se que os demais custos também variaram entre os cenários.

O Gráfico 5.3 apresenta os custos das soluções robustas para cada vetor de probabilidades em função da aversão ao risco do tomador de decisão. Para valores crescentes de λ , o custo da solução é maior. Assim como na instância menor, a solução robusta da instância real também é uma solução mais cara que a solução do modelo determinístico mesmo para valores baixos da constante que representa a aversão ao risco. Por exemplo, para $\lambda = 0,25$, no caso do Cenário 2 ser o mais provável, o valor da solução robusta é igual a R\$ 53.472,25, enquanto o valor deste cenário, com o modelo determinístico, foi de R\$ 46.824,25.

Gráfico 5.3 - Custos da solução robusta para diferentes probabilidades e riscos.



Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 5.7 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 1.

| Fornecedores | Tipos de produtos | | | | | |
|--------------------|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|-----------|------------------|
| | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de proteção | Sapatilha | Touca Hospitalar |
| Fornecedor 1 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 2 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 3 | - | 0,3158 | 2,6436 | 0,6305 | - | - |
| Fornecedor 4 | 1,3295 | - | 0,6417 | - | - | - |
| Fornecedor 5 | - | - | 2,3474 | 0,2609 | 0,0200 | 0,0200 |
| Fornecedor 6 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 7 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 8 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 9 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 10 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 11 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 12 | - | - | - | 0,0872 | - | - |
| Fornecedor 13 | - | - | - | - | - | - |
| Total (ton) | 1,3295 | 0,3158 | 5,6327 | 0,9786 | 0,0200 | 0,0200 |

Fonte: Elaborado pela autora.

São apresentadas a seguir as soluções robustas para alguns cenários e valores de aversão ao risco (λ). Uma análise comparativa é realizada ao final, na Seção 5.2.4, para consolidar o conhecimento.

5.2.1 Cenário 3 mais provável para $\lambda = 1$

A solução robusta para o caso do Cenário 3 ser o mais provável com $\lambda = 1$ possui um custo total de R\$ 84.580,62. A Tabela 5.7 apresenta a quantidade de produtos (em tonelada) entre os fornecedores selecionados e o Centro de Distribuição 3 presente na solução. Destaca-se que somente esse centro, localizado no município de Niterói, foi selecionado para ser aberto que, por sua vez, é abastecido com produtos de diferentes fornecedores.

A Tabela 5.8 apresenta o resultado da solução robusta para a quantidade de produtos distribuídos para os hospitais da rede a partir do Centro de Distribuição 3. Como esperado, a quantidade de produtos transportados no Elo 1 é igual a quantidade de produtos transportada no Elo 2, ou seja, não há estoque no centro de distribuição.

Tabela 5.8 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 2.

| Hospitais | Tipos de produtos | | | | | |
|--------------------|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|---------------|------------------|
| | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de proteção | Sapatilha | Touca Hospitalar |
| Hospital 1 | 0,0570 | 0,0133 | 0,2378 | 0,0422 | 0,0008 | 0,0008 |
| Hospital 2 | 0,4441 | 0,1087 | 1,9030 | 0,3371 | 0,0050 | 0,0001 |
| Hospital 3 | 0,1198 | 0,0278 | 0,5138 | 0,0884 | 0,0014 | 0,0014 |
| Hospital 4 | 0,0388 | 0,0093 | 0,1476 | 0,0294 | - | - |
| Hospital 5 | 0,0399 | 0,0096 | 0,1477 | 0,0295 | - | - |
| Hospital 6 | 0,0799 | 0,0185 | 0,3425 | 0,0590 | - | - |
| Hospital 7 | 0,0570 | 0,0136 | 0,2446 | 0,0422 | - | - |
| Hospital 8 | 0,0570 | 0,0132 | 0,2447 | 0,0422 | 0,0008 | 0,0008 |
| Hospital 9 | 0,1142 | 0,0264 | 0,4893 | 0,0842 | - | - |
| Hospital 10 | 0,0034 | 0,0009 | 0,0148 | 0,0025 | | 0,0005 |
| Hospital 11 | 0,0579 | 0,0138 | 0,2369 | 0,0427 | - | - |
| Hospital 12 | 0,0344 | 0,0082 | 0,1473 | 0,0149 | 0,0052 | 0,0052 |
| Hospital 13 | 0,0171 | 0,0041 | 0,0737 | 0,0128 | 0,0048 | 0,0048 |
| Hospital 14 | 0,0344 | 0,0082 | 0,1473 | 0,0254 | - | - |
| Hospital 15 | 0,0457 | 0,0107 | 0,1915 | 0,0337 | 0,0005 | 0,0005 |
| Hospital 16 | 0,0082 | 0,0020 | 0,0411 | 0,0071 | - | 0,0007 |
| Hospital 17 | 0,0359 | 0,0074 | 0,1269 | 0,0231 | - | - |
| Hospital 18 | 0,0146 | 0,0042 | 0,0813 | 0,0140 | - | 0,0021 |
| Hospital 19 | 0,0101 | 0,0024 | 0,0438 | 0,0075 | 0,0003 | 0,0003 |
| Hospital 20 | 0,0189 | 0,0042 | 0,0813 | 0,0108 | 0,0005 | 0,0005 |
| Hospital 21 | 0,0101 | 0,0023 | 0,0438 | 0,0075 | - | - |
| Hospital 22 | 0,0145 | 0,0035 | 0,0626 | 0,0108 | 0,0004 | 0,0020 |
| Hospital 23 | 0,0161 | 0,0038 | 0,0689 | 0,0118 | 0,0004 | 0,0004 |
| Total (ton) | 1,3295 | 0,3158 | 5,6327 | 0,9786 | 0,0201 | 0,0201 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Como essa é uma solução que visa atender a todos os cenários, dependendo do cenário de demanda que se realize (Tabela 0.5 – A.7), haverá um excedente de produtos sendo entregues para os hospitais. No entanto, essa situação não é coerente na aplicação prática pois estaria sendo criado um estoque em hospitais que não necessariamente terão uma demanda futura. Nesse caso, esse excedente poderia ser redistribuído para outros hospitais que venham a ter demanda. Portanto, essa é uma fragilidade do modelo uma vez que não se tem o conhecimento do cenário que se realizará.

A Tabela 5.9 apresenta a solução robusta do modelo matemático e de pós-otimização da quantidade de viagens necessárias para cada tipo de veículo transportar os produtos entre os fornecedores e o Centro de Distribuição 3 (Elo 1) em todos os cenários, considerando a mesma premissa explicada na instância menor.

Tabela 5.9 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 1.

| Fornecedores | Quantidade de viagens – Modelo matemático | | | Quantidade de viagens – Pós otimização | | |
|-------------------------|--|-------|-------------|---|-------|-------------|
| | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero |
| Fornecedor 3 | 1,00 | - | - | 1 | - | - |
| Fornecedor 4 | 1,00 | - | - | 1 | - | - |
| Fornecedor 5 | 0,75 | 0,25 | - | 1 | 1 | - |
| Fornecedor 12 | 0,25 | - | - | 1 | - | - |
| Total de viagens | | | | 4 | 1 | 0 |

Fonte: Elaborado pela autora.

A solução do modelo matemático e a de pós-otimização relativa à quantidade de viagens por tipo de veículo entre o Centro de Distribuição 3 e os hospitais é apresentada na Tabela 5.10 (Elo 2).

Tabela 5.10 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 2.

| Hospitais | Quantidade de viagens – Modelo matemático | | | Quantidade de viagens – Pós otimização | | |
|------------|--|------|------|---|------|-----|
| | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van |
| Hospital 1 | 0,25 | 0,50 | 0,75 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 2 | 1,50 | 0,50 | 0,75 | 2 | 1 | 1 |
| Hospital 3 | 1,00 | 0,25 | 0,50 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 4 | 0,50 | 0,25 | 0,75 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 5 | 0,50 | 0,25 | 0,75 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 6 | 0,50 | 0,25 | 1,00 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 7 | 0,50 | 0,50 | 0,75 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 8 | 0,50 | 0,50 | 0,75 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 9 | 0,25 | 0,75 | 1,00 | 1 | 1 | 1 |

| Hospitais | Quantidade de viagens – Modelo matemático | | | Quantidade de viagens – Pós otimização | | |
|--------------|--|------|------|---|------|-----|
| | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van |
| Hospital 10 | 0,50 | 1,00 | 0,50 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 11 | 0,25 | 0,25 | 1,00 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 12 | 0,50 | 0,75 | 0,50 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 13 | 0,50 | 1,00 | 0,50 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 14 | 0,50 | 0,75 | 0,50 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 15 | 0,50 | 0,25 | 1,00 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 16 | 0,50 | 1,00 | 0,25 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 17 | 0,50 | 0,50 | 0,75 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 18 | 0,50 | 0,75 | 0,25 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 19 | 0,50 | 0,75 | 0,25 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 20 | 0,50 | 1,00 | 0,25 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 21 | 0,50 | 0,75 | 0,25 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 22 | 0,50 | 0,75 | 0,25 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 23 | 0,50 | 0,75 | 0,25 | 1 | 1 | 1 |
| Total | | | | 24 | 23 | 23 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Note que essa solução é bastante conservadora pois apresentou um número elevado para a quantidade de viagens do Elo 2. Na instância da Seção 5.2.2, ao reduzir o grau de aversão ao risco, a quantidade viagens necessárias para a solução foi menor.

5.2.2 Cenário 3 mais provável para $\lambda = 0,5$

Para visualizar a diferença entre as soluções com diferentes valores de λ , apresenta-se, a seguir, a solução robusta para o caso do Cenário 3 ser o mais provável com $\lambda = 0,5$, que possui um custo total de R\$ 71.524,39 (veja Gráfico 5.3).

A Tabela 5.11 apresenta a solução robusta para a quantidade de produtos a ser transportada em tonelada entre os fornecedores selecionados e o CD3, e a Tabela 5.12 a solução robusta para a quantidade de produtos distribuídos para todos os hospitais da rede a partir do CD3. Assim como na solução anterior da Seção 5.2.1, somente o Centro de Distribuição 3 foi selecionado para ser aberto.

As Tabela 5.13 e 5.14 apresentam a solução robusta do modelo matemático e de pós-otimização da quantidade de viagens necessárias para cada tipo de veículo do Elo 1 e 2, respectivamente.

Tabela 5.11 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 1.

| Fornecedores | Tipos de produtos | | | | | |
|--------------------|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|-----------|------------------|
| | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de proteção | Sapatilha | Touca Hospitalar |
| Fornecedor 1 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 2 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 3 | - | 0,3056 | 1,6159 | 0,8090 | - | - |
| Fornecedor 4 | 1,3449 | - | 1,7954 | - | - | - |
| Fornecedor 5 | 0,0032 | 0,0050 | 2,3658 | 0,1860 | 0,0200 | 0,0200 |
| Fornecedor 6 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 7 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 8 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 9 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 10 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 11 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 12 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 13 | - | - | - | - | - | - |
| Total (ton) | 1,3481 | 0,3136 | 5,7771 | 0,9950 | 0,0200 | 0,0200 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 5.12 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 2.

| Hospitais | Tipos de produtos | | | | | |
|-------------|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|-----------|------------------|
| | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de proteção | Sapatilha | Touca Hospitalar |
| Hospital 1 | 0,057 | 0,0134 | 0,2446 | 0,0422 | 0,0005 | 0,0005 |
| Hospital 2 | 0,4568 | 0,1057 | 1,9560 | 0,3372 | - | - |
| Hospital 3 | 0,1199 | 0,0277 | 0,5138 | 0,0885 | - | - |
| Hospital 4 | 0,0399 | 0,0095 | 0,1712 | 0,0295 | 0,0005 | 0,0005 |
| Hospital 5 | 0,0399 | 0,0096 | 0,1712 | 0,0295 | 0,0005 | 0,0005 |
| Hospital 6 | 0,0799 | 0,0185 | 0,3425 | 0,0590 | - | - |
| Hospital 7 | 0,057 | 0,0137 | 0,2446 | 0,0422 | 0,0008 | 0,0008 |
| Hospital 8 | 0,057 | 0,0136 | 0,2446 | 0,0422 | 0,0008 | 0,0008 |
| Hospital 9 | 0,1142 | 0,0264 | 0,4893 | 0,0843 | - | - |
| Hospital 10 | 0,0033 | 0,0008 | 0,0142 | 0,0024 | - | - |
| Hospital 11 | 0,0576 | 0,0130 | 0,2470 | 0,0419 | - | - |
| Hospital 12 | 0,0349 | 0,0080 | 0,1506 | 0,0254 | 0,0056 | 0,0013 |
| Hospital 13 | 0,0176 | 0,0042 | 0,0753 | 0,0130 | 0,0084 | 0,0084 |
| Hospital 14 | 0,0349 | 0,0080 | 0,1506 | 0,0254 | 0,0013 | 0,0056 |
| Hospital 15 | 0,045 | 0,0102 | 0,1952 | 0,0327 | 0,0005 | 0,0005 |
| Hospital 16 | 0,0096 | 0,0023 | 0,0411 | 0,0071 | 0,0006 | 0,0006 |
| Hospital 17 | 0,0353 | 0,0073 | 0,1543 | 0,0266 | - | - |
| Hospital 18 | 0,0189 | 0,0042 | 0,0814 | 0,0140 | - | - |
| Hospital 19 | 0,0096 | 0,0023 | 0,0413 | 0,0071 | - | - |
| Hospital 20 | 0,019 | 0,0043 | 0,0814 | 0,0140 | - | - |
| Hospital 21 | 0,0096 | 0,0023 | 0,0413 | 0,0071 | - | - |
| Hospital 22 | 0,0137 | 0,0033 | 0,0590 | 0,0102 | - | - |

| Hospitais | Tipos de produtos | | | | | |
|--------------------|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|-----------|------------------|
| | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de proteção | Sapatilha | Touca Hospitalar |
| Hospital 23 | 0,0151 | 0,0036 | 0,0649 | 0,0112 | - | - |
| Total (ton) | 1,3457 | 0,3119 | 5,7754 | 0,9927 | 0,0195 | 0,0195 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 5.13 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 1.

| Fornecedores | Quantidade de viagens – Modelo matemático | | | Quantidade de viagens – Pós otimização | | |
|-------------------------|---|-------|-------------|--|-------|-------------|
| | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero |
| | Fornecedor 3 | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Fornecedor 4 | 1,00 | - | - | 1 | - | - |
| Fornecedor 5 | 1,00 | - | - | 1 | - | - |
| Total de viagens | | | | 3 | 0 | 0 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 5.14 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 2.

| Hospitais | Quantidade de viagens – Modelo matemático | | | Quantidade de viagens – Pós otimização | | |
|--------------|---|------|------|--|------|-----|
| | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van |
| | Hospital 1 | - | 0,5 | 0,5 | - | 1 |
| Hospital 2 | 1 | 0,25 | - | 1 | 1 | - |
| Hospital 3 | 0,5 | 0,25 | 0,25 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 4 | - | 0,5 | 0,5 | - | 1 | 1 |
| Hospital 5 | - | 0,5 | 0,5 | - | 1 | 1 |
| Hospital 6 | - | 0,5 | 0,5 | - | 1 | 1 |
| Hospital 7 | - | 0,5 | 0,5 | - | 1 | 1 |
| Hospital 8 | - | 0,5 | 0,5 | - | 1 | 1 |
| Hospital 9 | - | 0,25 | 0,75 | - | 1 | 1 |
| Hospital 10 | - | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Hospital 11 | - | 0,25 | 0,75 | - | 1 | 1 |
| Hospital 12 | - | 0,75 | 0,25 | - | 1 | 1 |
| Hospital 13 | - | 1 | - | - | 1 | - |
| Hospital 14 | - | 0,75 | 0,25 | - | 1 | 1 |
| Hospital 15 | - | 0,25 | 0,75 | - | 1 | 1 |
| Hospital 16 | - | 1 | - | - | 1 | - |
| Hospital 17 | - | 0,5 | 0,5 | - | 1 | 1 |
| Hospital 18 | - | 1 | - | - | 1 | - |
| Hospital 19 | - | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Hospital 20 | - | 1 | - | - | 1 | - |
| Hospital 21 | - | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Hospital 22 | - | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Hospital 23 | - | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Total | | | | 2 | 23 | 13 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Note que a variação do grau de aversão ao risco das instâncias das Seções 5.2.1 e 5.2.2 não provocou grandes variações na quantidade de produtos distribuídos (ver mais comentários na Seção 5.2.4) mas gerou grande variação nos resultados obtidos para a quantidade viagens.

5.2.3 Cenário 2 mais provável para $\lambda = 1$

A solução robusta para o caso do Cenário 2 ser o mais provável com $\lambda = 1$ possui um custo total de R\$ 66.804,75 (Gráfico 5.3). A Tabela 5.15 apresenta a solução robusta para a quantidade de produtos a ser transportada em tonelada para o Elo 1, e a Tabela 5.16 a solução robusta para a quantidade de produtos distribuídos para o Elo 2. Assim como nas soluções anteriores, somente o Centro de Distribuição 3 foi selecionado para ser aberto.

Tabela 5.15 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 1.

| Fornecedores | Tipos de produtos | | | | | |
|--------------------|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|-----------|------------------|
| | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de proteção | Sapatilha | Touca Hospitalar |
| Fornecedor 1 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 2 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 3 | - | 0,2369 | 2,3210 | 0,7497 | - | - |
| Fornecedor 4 | 1,0556 | - | 0,8923 | - | - | - |
| Fornecedor 5 | 0,0021 | 0,0075 | 1,3194 | 0,0310 | 0,0200 | 0,0200 |
| Fornecedor 6 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 7 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 8 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 9 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 10 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 11 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 12 | - | - | - | - | - | - |
| Fornecedor 13 | - | - | - | - | - | - |
| Total (ton) | 1,0577 | 0,2443 | 4,5327 | 0,7807 | 0,0200 | 0,0200 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 5.16 - Quantidade de produtos transportados (ton) – Elo 2.

| Hospitais | Tipos de produtos | | | | | |
|------------|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|-----------|------------------|
| | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de proteção | Sapatilha | Touca Hospitalar |
| Hospital 1 | 0,0411 | 0,0098 | 0,1762 | 0,0304 | 0,0005 | 0,0005 |
| Hospital 2 | 0,3289 | 0,0753 | 1,4082 | 0,2428 | - | - |
| Hospital 3 | 0,0863 | 0,0197 | 0,3699 | 0,0637 | - | - |

| Hospitais | Tipos de produtos | | | | | |
|--------------------|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|---------------|------------------|
| | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de proteção | Sapatilha | Touca Hospitalar |
| Hospital 4 | 0,0288 | 0,0069 | 0,1234 | 0,0212 | 0,0005 | 0,0005 |
| Hospital 5 | 0,0288 | 0,0069 | 0,1234 | 0,0212 | 0,0005 | 0,0005 |
| Hospital 6 | 0,0575 | 0,0133 | 0,2467 | 0,0424 | - | - |
| Hospital 7 | 0,0411 | 0,0097 | 0,1762 | 0,0304 | 0,0008 | 0,0008 |
| Hospital 8 | 0,0411 | 0,0098 | 0,1762 | 0,0304 | 0,0008 | 0,0008 |
| Hospital 9 | 0,0823 | 0,0188 | 0,3524 | 0,0607 | - | - |
| Hospital 10 | 0,0033 | 0,0008 | 0,0141 | 0,0024 | - | - |
| Hospital 11 | 0,0576 | 0,0130 | 0,2470 | 0,0419 | - | - |
| Hospital 12 | 0,0388 | 0,0086 | 0,1684 | 0,0290 | 0,0003 | 0,006 |
| Hospital 13 | 0,0196 | 0,0047 | 0,0842 | 0,0145 | 0,0094 | 0,0094 |
| Hospital 14 | 0,0388 | 0,0086 | 0,1684 | 0,0290 | 0,006 | 0,0004 |
| Hospital 15 | 0,051 | 0,0112 | 0,2182 | 0,0367 | 0,0005 | 0,0005 |
| Hospital 16 | 0,0076 | 0,0018 | 0,0328 | 0,0057 | 0,0006 | 0,0006 |
| Hospital 17 | 0,0279 | 0,0057 | 0,1232 | 0,0207 | - | - |
| Hospital 18 | 0,0166 | 0,0037 | 0,0715 | 0,0123 | - | - |
| Hospital 19 | 0,0084 | 0,0020 | 0,0360 | 0,0062 | - | - |
| Hospital 20 | 0,0167 | 0,0037 | 0,0715 | 0,0123 | - | - |
| Hospital 21 | 0,0084 | 0,0020 | 0,0360 | 0,0062 | - | - |
| Hospital 22 | 0,0120 | 0,0028 | 0,0514 | 0,0089 | - | - |
| Hospital 23 | 0,0132 | 0,0032 | 0,0566 | 0,0097 | - | - |
| Total (ton) | 1,0577 | 0,2443 | 4,5327 | 0,7807 | 0,0200 | 0,0200 |

Fonte: Elaborado pela autora.

As Tabela 5.17 e 5.18 apresentam a solução robusta do modelo matemático e de pós-otimização da quantidade de viagens necessárias para cada tipo de veículo transportar os produtos entre os fornecedores e o Centro de Distribuição 3 em todos os cenários.

Tabela 5.17 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 1.

| Fornecedores | Quantidade de viagens – Modelo matemático | | | Quantidade de viagens – Pós otimização | | |
|-------------------------|---|-------|-------------|--|----------|-------------|
| | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero |
| Fornecedor 3 | 0,75 | - | - | 1 | - | - |
| Fornecedor 4 | 1,00 | - | - | 1 | - | - |
| Fornecedor 5 | 1,00 | - | - | 1 | - | - |
| Total de viagens | | | | 3 | 0 | 0 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 5.18 - Quantidade de viagens por tipo de veículo – Elo 2.

| Hospitais | Quantidade de viagens – Modelo matemático | | | Quantidade de viagens – Pós otimização | | |
|--------------|--|------|------|---|------|-----|
| | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van |
| Hospital 1 | - | 0,75 | 0,25 | - | 1 | 1 |
| Hospital 2 | 1,00 | 0,25 | - | 1 | 1 | - |
| Hospital 3 | 0,25 | 0,25 | 0,50 | 1 | 1 | 1 |
| Hospital 4 | - | 0,75 | 0,25 | - | 1 | 1 |
| Hospital 5 | - | 0,75 | 0,25 | - | 1 | 1 |
| Hospital 6 | - | 0,75 | 0,25 | - | 1 | 1 |
| Hospital 7 | - | 0,75 | 0,25 | - | 1 | 1 |
| Hospital 8 | - | 0,75 | 0,25 | - | 1 | 1 |
| Hospital 9 | - | 0,25 | 0,75 | - | 1 | 1 |
| Hospital 10 | - | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Hospital 11 | - | 0,25 | 0,75 | - | 1 | 1 |
| Hospital 12 | - | 0,50 | 0,50 | - | 1 | 1 |
| Hospital 13 | - | 1,00 | - | - | 1 | - |
| Hospital 14 | - | 0,50 | 0,50 | - | 1 | 1 |
| Hospital 15 | - | 0,25 | 0,75 | - | 1 | 1 |
| Hospital 16 | - | 1,00 | - | - | 1 | - |
| Hospital 17 | - | 0,75 | 0,25 | - | 1 | 1 |
| Hospital 18 | - | 1,00 | - | - | 1 | - |
| Hospital 19 | - | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Hospital 20 | - | 1,00 | - | - | 1 | - |
| Hospital 21 | - | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Hospital 22 | - | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Hospital 23 | - | 0,75 | - | - | 1 | - |
| Total | | | | 2 | 23 | 13 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Ao comparar com o resultado obtido na Seção 5.2.1, observa-se que a quantidade de produtos transportados diverge, mostrando a influência do vetor de distribuição de probabilidades no modelo.

Com o objetivo de consolidar o conhecimento, a Seção 5.2.4 apresenta um comparativo final entre as soluções das diferentes instâncias testadas e a solução do modelo determinístico de cada cenário independente.

5.2.4 Comparativo entre as soluções

Para demonstrar as diferenças entre a solução obtida com os modelos determinístico e robusto, realizou-se um comparativo entre a quantidades de produtos a serem transportados. A Tabela 5.19 mostra um comparativo entre a solução determinística de cada cenário independente e as soluções robustas para diferentes valores de probabilidade e risco.

Como o Cenário 3 tem a maior demanda e a solução robusta é aquela próxima da solução ótima para todos os cenários, a quantidade de produtos distribuídos pelas soluções robustas são sempre inferiores a quantidade da solução determinística desse cenário.

Tabela 5.19 - Comparativo entre as quantidades de produtos transportados.

| Solução | | Tipos de produtos | | | | | |
|----------------|---|-------------------|--------|---------|--------|-----------|--------|
| | | Avental | Luva | Máscara | Óculos | Sapatilha | Touca |
| Determinística | Cenário 1 | 0,1677 | 0,010 | 0,7152 | 0,1241 | 0,0200 | 0,0200 |
| Determinística | Cenário 2 | 0,9672 | 0,2303 | 4,1459 | 0,7139 | 0,0200 | 0,0200 |
| Determinística | Cenário 3 | 2,1286 | 0,5071 | 9,1238 | 1,5711 | 0,0200 | 0,0200 |
| Robusta | Cenário 2 mais provável ($\lambda = 1$) | 1,0577 | 0,2443 | 4,5327 | 0,7807 | 0,0200 | 0,0200 |
| Robusta | Cenário 3 mais provável ($\lambda = 1$) | 1,3295 | 0,3158 | 5,6327 | 0,9786 | 0,0200 | 0,0200 |
| Robusta | Cenário 3 mais provável ($\lambda = 0,5$) | 1,3457 | 0,3119 | 5,7754 | 0,9927 | 0,0195 | 0,0195 |

Fonte: Elaborado pela autora.

A Tabela 5.20 apresenta o comparativo entre os custos dessas soluções. Observa-se que os custos das soluções robustas são maiores do que o custo das soluções determinísticas dos Cenários 1 e 2. Isso mostra a influência que o Cenário 3 de maior demanda tem na solução, pois a solução robusta proposta está “protegendo” a ocorrência desse cenário. Além disso, ao considerar o Cenário 3 como o mais provável, a solução encarece; e ao reduzir o valor da constante λ , a solução torna-se mais barata.

Tabela 5.20 – Comparativo dos custos das diferentes soluções.

| Solução | Custo da Solução (R\$) |
|---|------------------------|
| Determinística Cenário 1 | 17.882,45 |
| Determinística Cenário 2 | 46.824,25 |
| Determinística Cenário 3 | 84.581,40 |
| Robusta Cenário 2 mais provável ($\lambda = 1$) | 66.804,75 |
| Robusta Cenário 3 mais provável ($\lambda = 1$) | 84.581,40 |
| Robusta Cenário 3 mais provável ($\lambda = 0,5$) | 71.524,39 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Ao comparar os custos totais da solução apresentado na Tabela 5.20 com a quantidade de itens transportados (Tabela 5.19), percebe-se uma fragilidade desse

modelo. Em alguns casos o modelo opta por reduzir a quantidade de produtos a serem distribuídos e sofrer a penalização na função objetivo pelo custo de não atendimento da demanda. Por exemplo, para o caso do Cenário 3 ser o mais provável, apesar da solução robusta com $\lambda = 0,5$ ser mais barata, a quantidade de produtos transportadas é maior do que a solução para $\lambda = 1,0$.

Apesar da fragilidade apontada, o modelo apresentado tem sua importância devido a habilidade de propor soluções que protejam os diferentes cenários com soluções mais conservadoras do que a solução determinística média. Não é possível assegurar que a solução seja ótima para todos os cenários, mas o intuito é que apresente uma solução próxima do ótimo.

Em relação aos tipos de veículos selecionados, destaca-se que em nenhum teste o modelo apresentou como solução realizar viagens com helicópteros. Isso se deve principalmente aos altos custos de viagem e aluguel desse veículo e também pela característica regional de distribuição da instância testada. Com o intuito de propor um modelo que atenda a outros tamanhos de instâncias, optou-se por manter esse veículo na formulação.

Outra fragilidade que poderia ser aprimorada futuramente é a consideração da restrição de capacidade em volume para os veículos visto que os suprimentos hospitalares transportados são de baixa densidade.

6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A logística humanitária envolve, dentre outras atividades, o planejamento da operação de resposta a desastres como a distribuição de suprimentos necessários para atender a demanda das áreas afetadas e diminuir o sofrimento das pessoas envolvidas. Durante um desastre biológico como a pandemia, os paramentos cirúrgicos são de extrema importância para conter o espalhamento do vírus e proteger os profissionais de saúde, principalmente aqueles da linha de frente do atendimento aos pacientes infectados. Assim, foi proposta uma cadeia de distribuição desses suprimentos tendo sido identificados dois elos de distribuição e alguns desafios logísticos como escassez de oferta e diferentes níveis de prioridades entre os hospitais.

Dada a complexidade dos processos logísticos humanitários e a tendência de ocorrência de outras pandemias, um modelo matemático de otimização da distribuição de suprimentos hospitalares pode ser uma ferramenta de auxílio ao processo de tomada de decisão. Na literatura, há diversos modelos matemáticos desenvolvidos e testados para melhorar o desempenho de operações logísticas humanitárias na resposta a desastres como terremotos e deslizamentos de terra, principalmente. No entanto, ainda há uma escassez de modelos com foco em situações pandêmicas. Essa questão, juntamente com o cenário atual de pandemia da Covid-19, motivou a elaboração do modelo determinístico proposto.

O modelo determinístico teve o objetivo de otimizar, em termos de custo, tempo e prioridade, a distribuição de diferentes tipos de suprimentos aos hospitais que atendem os pacientes infectados pela doença. Considerou-se o nível de planejamento estratégico e conjugou-se dois tipos de problemas relevantes ao processo: o problema de localização de centros de distribuição e o problema de distribuição por diferentes tipos de veículos.

Os modelos determinísticos consideram que os dados assumem um valor específico. No entanto, um dos desafios da logística humanitária é a imprevisibilidade dos desastres e a consequente incerteza com relação aos dados. O tamanho da demanda é um dado difícil de se determinar, pois diferentes cenários de demanda podem ocorrer em uma pandemia dependendo, por exemplo, da velocidade de contaminação. Para assegurar a qualidade da solução encontrada pelos modelos matemáticos frente a essas incertezas da demanda, é importante que os modelos adotem alguma abordagem que resguarde a solução em relação à ocorrência de diferentes cenários.

Nesse sentido, baseado no modelo determinístico proposto, foi desenvolvido um modelo de otimização robusta para considerar as incertezas dos dados de demanda por meio de diferentes cenários. Esses modelos foram testados com dados da pandemia de Covid-19 de cinco municípios da Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ), tendo sido definidos diversos dados de oferta, demanda e transporte. A abordagem robusta foi escolhida em detrimento da otimização estocástica devido à dificuldade de se estimar a distribuição de probabilidade dos parâmetros incertos sem muitos dados históricos, e também devido a melhor tratabilidade computacional da otimização robusta.

Foram definidas duas instâncias e diversas variações de parâmetros para validação e análise dos resultados matemáticos. Os resultados apresentados revelaram que as soluções robustas são mais caras do que as soluções determinísticas, porém mais conservadoras pois resguardam a distribuição caso cenários de maiores demandas se realizem. Esse conservadorismo é exemplificado por exemplo pela discussão da variável que representa a quantidade de viagens e também, pela quantidade de produtos transportados indicada pela solução que pode ser maior do que a demanda do cenário que se realize.

Outros dois resultados interessantes desse modelo foram: (i) a importância de se considerar o nível de alerta dos hospitais como um parâmetro de prioridade de atendimento, principalmente para situações de demanda maior que a oferta, e (ii) a influência do critério de tempo nas soluções, uma consideração relevante para operações de resposta a desastre que sejam mais ágeis.

Além disso, observou-se que os diferentes testes alterando os valores de probabilidade de ocorrência de cenários e da constante λ , modificaram a quantidade de produtos transportados apontada pela solução robusta bem como a quantidade de viagens a serem realizadas, e conseqüentemente, alterou a parcela de demanda atendida dos hospitais. Assim, essa pode ser uma limitação do modelo pois depende da sensibilidade dos tomadores de decisão para definir quais parâmetros serão adotados.

Com o estudo de caso, foi possível identificar limitações que podem servir de direcionamento para pesquisas futuras, como a exploração de análises multiobjetivo para avaliar explicitamente o *trade-off* existente entre minimizar custo, minimizar tempo e maximizar a prioridade. Além disso, a inclusão de restrições de capacidade de peso para os veículos, um horizonte de tempo multiperíodo e a definição das rotas de veículos para aprimorar a última milha da distribuição. Outro aprimoramento consiste na inclusão de outros parâmetros incertos como custo de transportes e disponibilidade da oferta para

fornecer mais robustez à solução. Por fim, sugere-se o aprimoramento desse modelo por uma otimização estocástica pois a partir dela é possível ajustar as variáveis de decisão após conhecimento da realização dos parâmetros incertos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AHMADI, M., SEIFI A., TOOTOONI, B., 2015, “A humanitarian logistics model for disaster relief operation considering network failure and standard relief time: A case study on San Francisco district”, *Transportation Research Part E*, v. 75, pp. 145-163.
- AHMADI-JAVID, A., SEYEDI, P., SYAM, S., 2017, “A survey of healthcare facility location”, *Computers & Operations Research*, v. 79, pp. 223-263.
- ALEM, D., MORABITO, R., 2015, “Planejamento da produção sob incerteza: programação estocástica versus otimização robusta”, *Gestão & Produção*, v.22., n. 3, pp. 539-551.
- ALEM, D., CLARK, A., MORENO, A., 2016, “Stochastic Network Models for Logistics Planning in Disaster Relief”, *European Journal of Operational Research*, v. 225, n. 1, pp. 187-206.
- ALTAY, N., GREEN, W., 2006, “OR/MS research in disaster operations management”, *European Journal of Operational Research*, v. 175, pp. 475-493.
- AZARON, A., BROWN., K.N., TARIM, S.A., et al., 2008 “A multi-objective stochastic programming approach for supply chain design considering risk”, *International Journal of Production Economics*, v. 116, n. 1, pp. 129-138.
- BALCICK, B., BEAMON, B., SMILOWITZ, K., 2008, “Last mile distribution in humanitarian relief”, *Journal of Intelligent Transportation Systems*, v. 12, n. 2, pp.51-63.
- BATAGLIN, L. M. C., ALEM, D., 2014, “O Problema de localização-distribuição no megadesastre da Região Serrana no Rio de Janeiro”, *Gestão e Produção*, v. 21, n. 4, pp. 865-881.
- BATTINI, D., PERETTI, U., PERSONA A., et al., 2014, “Application of humanitarian last mile distribution model”, *Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management*, v. 4, n. 1, pp. 131-148.
- BEN-TAL, A., NEMIROVSKI, A., 2000, “Robust solutions of linear programming problems contaminated with uncertain data”, *Mathematical Programming*, v. 88, n. 3, pp. 411-424.
- BEN-TAL, A., EL GHAOUI, L., NEMIROVSKI, A., 2009, *Robust Optimization*, New Jearsey, Princeton University Press.

- BERTSIMAS, D., SIM, M., 2004, “The price of robustness”, *Operations Research*, v. 52, n. 1, pp. 35-53.
- BLANCO, V., GÁZQUEZ, R., LEAL, M., 2020, “Reallocating and sharing health equipments in sanitary emergency situations: the Covid-19 case in Spain”, Disponível em: < <https://arxiv.org/abs/2012.02062>>
- BOZORGI-AMIRI, A., JABALAMELI, M.S., MIRZAPOUR AL-E-HASHEM, S.M.J., 2011, “A multi-objective robust stochastic programming model for disaster relief logistics under uncertainty”, *OR Spectrum*, v. 35, pp. 905-933.
- BOONMEE, C. ARIMURA, M., ASADA, T., 2017, “Facility location optimization model for emergency humanitarian logistics”, *International Journal of Disaster Risk Reduction*, v. 24, pp. 485-498.
- BRASIL, MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2020a, *Linha do tempo Coronavírus*. Disponível em: <https://coronavirus.saude.gov.br/linha-do-tempo/>. Acesso em: 09 dez. 2020.
- BRASIL, 2020b, *Dados Fornecedores Covid-19*. Disponível em: <<https://esteiragov.serpro.gov.br/Covid19InsumosMateriais/PesquisarFornecedor.aspx>> Acesso em: 20 ago. 2020.
- BRASIL, PROCURADORIA GERAL DO ESTADO DO RIO DE JANEIRO, 2020c, *Portarias para leitos de UTI*. Disponível em: <<https://pge.rj.gov.br/covid19/federal/portarias>>. Acesso em: 09 dez. 2020.
- BRASIL, MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2020d, *Acompanhamento de Casos e Óbitos Covid-19 no Brasil*, Secretarias Estaduais de Saúde. Disponível em: <https://susanalitico.saude.gov.br/extensions/covid-19_html/covid-19_html.html> Acesso em: 09 dez. 2021.
- BRASIL, MINISTÉRIO DA INFRAESTRUTURA/AGÊNCIA NACIONAL DE TRANSPORTES TERRESTRES/DIRETORIA COLEGIADA, 2020e, *Coeficientes dos Pisos Mínimos de Transporte Rodoviário de Carga*, Resolução N° 5.899, de 14 de julho de 2020. Diário Oficial da União. Publicado em: 05/11/2020 Edição: 211 Seção: 1 Página: 126.
- CHENG, J., FENG, X., BAI, X., 2021, “Modeling equitable and effective distribution problem in humanitarian relief logistics by robust goal programming”, *Computers & Industrial Engineering*, v. 155.
- CHIN, A., SIMON, G.L., ANTHAMATTEN, P., *et al.*, 2020, “Pandemics and the future of human-landscape interactions”, *Anthropocene*, v. 31.

- CORONACIDADES, 2020, Níveis de Alerta - Indicadores sobre Covid-19 no contexto brasileiro. Disponível em: <<https://coronacidades.org/niveis-de-alerta/>>. Acesso em 13 de dezembro de 2020.
- CORSO, E., 2010, *Apuração de custos para a formação de preços de venda em empresas de logística e transporte- utilizando métodos de custeio ABC e variável*. Trabalho de conclusão de curso de Ciências Contábeis, Universidade de Caxias do Sul, Caxias do Sul.
- COSTA, S., et al, 2015, “Cadeia de suprimentos humanitária: uma análise dos processos de atuação em desastres naturais”, *Production*, v. 25, n. 4, p. 876-893.
- EM-DAT, 2019, *The International Disaster Database* [online]. Disponível em: <https://public.emdat.be/> Acesso em: 12 de agosto de 2020.
- ERBEYOGLU, G., BILGE, U., 2020, “A robust disaster preparedness model for effective and fair disaster response”, *European Journal of Operation Research*, v. 280, n. 2, pp. 479-494.
- FAROOQ, M.U., HUSSAIN, A., MASOOD, T., et al., 2021, “Supply chain operations management in pandemics: a state-of-art review inspired by Covid-19”, *Sustainability*, v. 13, n. 5, 2504.
- FERRER, J.M., MARTÍN-CAMPO, F.J., ORTUÑO, M., et al., 2018, “Multi-criteria optimization for last mile distribution of disaster relief aid: Test cases and applications”, *European Journal of Operational Research*, v. 269, n. 2, pp. 501-515.
- FERRER, J.M., ORTUÑO, M.T., TIRADO, G., 2016, “A GRASP metaheuristic for humanitarian aid distribution”, *Journal of Heuristics*, v. 22, n. 1, pp.55-87.
- FUNDAÇÃO OSWALDO CRUZ, 2021, “O que é uma pandemia”, Disponível em: <https://www.bio.fiocruz.br/index.php/br/noticias/1763-o-que-e-uma-pandemia#:~:text=Segundo%20a%20Organiza%C3%A7%C3%A3o%20pandemia%20%C3%A9,sustentada%20de%20pessoa%20para%20pessoa.> Acesso em: 12 jun. 2022.
- GESTRAN, 2017, “Tipos de caminhões: conheça os principais tamanhos e capacidades”, Disponível em: <https://gestran.com.br/2017/04/principais-tipos-de-caminhoes/> Acesso em: 30 set. 2020.
- GEOGIADIS, G.P., GEORGIADIS, M.C., 2021, “Optimal planning of the Covid-19 vaccine supply chain”, *Vaccine*, v. 39, n.37, pp. 5302-5312.

- GONZÁLEZ, R. S., CHERKESLY, M., CRAINIC, T. G., *et al.*, 2020, “Mobile clinics deployment for humanitarian relief: a multi-period location routing problem”, *Cirrelt*, 2020-39.
- GOVINDAN, K., NASR, A., MOSTAFAZADEH, P., *et al.*, 2021, “Medical waste management during coronavirus disease 2019 (COVID-19) outbreak: A mathematical programming model”, *Computers & Industrial Engineering*, v. 162.
- GUTJAHR, W. J., NOLZ, P. C., 2016, “Multicriteria Optimization in Humanitarian Aid”, *European Journal of Operational Research*, v. 252, n. 2, pp. 351-366.
- HABIB, M.S., LEE, Y.H., MEMON, M.S., 2015, “Mathematical models in humanitarian supply chain management: a systematic literature review”, *Mathematical Problems in Engineering*.
- HAGHI, M., GHOMI, S.M.T.F., JOLAI, F., 2017, “Developing a robust multi-objective model for pre/post disaster times under uncertainty in demand and resource”, *Journal of Cleaner Production*, v.154, pp. 188-202.
- HUANG, K., RAFIEI, R., 2019, “Equitable last mile distribution in emergency response”, *Computers & Industrial Engineering*, v. 127, pp. 887-900.
- HUANG, K., JIANG, Y., YUAN, Y. E ZHAO, L., 2015, “Modeling multiple humanitarian objectives in emergency response to large-scale disasters”, *Transportation Research Part E*, v. 75, pp.1-17.
- IVANOV, D., 2020, “Predicting the impacts of epidemic outbreaks on global supply chains: A simulation-based analysis on the coronavirus outbreak (COVID-19/SARS-CoV-2) case”, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 136, 101922.
- KARGAR, S., POURMEHDI, M., PAYDAR M. M., 2020, “Reverse logistics network design for medical waste management in the epidemic outbreak of the novel coronavirus (COVID-19)”, *Science of the Total Environment*, v. 746, 141183.
- KOBIYAMA, M., *et al.*, 2006, *Prevenção de desastres naturais: Conceitos básicos*. 1ª ed. Curitiba-PR, Organic Trading.
- MAGHFIROH, M.F.N., HANAOKA, S., 2018, “Dynamic truck and trailer routing problem for last mile distribution in disaster response”, *Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management*, v. 8, n. 2, pp. 252-278.
- MARINHO, F.M., MUNARI, P., MORENO, A., *et al.*, 2018, “Uma ferramenta baseada em otimização para apoiar decisões de preparação e resposta em logística

- humanitária”, *Pesquisa Operacional para o Desenvolvimento*, v. 10, n. 2, pp. 70-92.
- MARTINUS, K., PAULI, N., GUNAWARDENA, A., *et al.*, 2020, “Human as host, vectors and agents of environmental chance”, The University of Western Australia, Perth, Western Australia.
- MASTRAPA, L.H., VELÁZQUEZ, D.R.T, OLIVEIRA, E.D., *et al.*, “Análise dos modelos matemáticos para o transporte de ajuda humanitária em situações de desastres”. In: *Gestão em Foco*, v. 31, pp. 147-154, 2019.
- MULVEY, J.M., VANDERBEI, R.J., ZENIOS, S.A., 1995, “Robust optimization of large scale-systems”, *Operations Research*, v. 43, n. 2, pp. 264-281.
- NAYEEM, M.K., LEE, G.M., 2021, “Robust design of relief distribution networks considering uncertainty”, *Sustainability*, v. 13, 9281.
- NEGI, S., NEGI, G., 2020, “Framework to manage humanitarian logistics in disaster relief supply chain management in India”, *International Journal of Emergency Services*, v. 10, n. 1, pp. 40-76.
- NEW WAY TRANSPORTES, 2019, “Aluguel de Van por Km: New Way Vans”, Disponível em: < <https://newwayvans.com.br/aluguel-de-van-preco-por-km/>> Acesso em: 19 set. 2020
- NOGUEIRA, C., GONÇALVES, M., A logística humanitária: apontamentos e a perspectiva da cadeia de assistência humanitária. *XXIX Encontro Nacional de Engenharia de Produção. A Engenharia de Produção e o Desenvolvimento Sustentável: Integrando Tecnologia e Gestão*, Salvador, Bahia, 2009.
- NOYAN, N., 2012, “Risk-averse two-stage stochastic programming with an application to disaster management”, *Computers & Operations Research*, v. 39, n. 3, pp. 541-559.
- NOYAN, N., KAHVECIOGLU, G., 2018, “Stochastic last mile relief network design with resource reallocation”, *OR Spectrum*, v. 40, pp. 187-231.
- ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE, 2020a, *WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19 - 11 March 2020*. Disponível em: <<https://www.who.int/director-general/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020#:~:text=WHO%20has%20been%20assessing%20this,to%20use%20lightly%20or%20carelessly>>. Acesso em: 18 dez. 2020.

- ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE, 2020b, *Shortage of personal protective equipment endangering health workers worldwide*. Disponível em: <<https://www.who.int/news-room/detail/03-03-2020-shortage-of-personal-protective-equipment-endangering-health-workers-worldwide>>. Acesso em: 07 nov. 2021
- ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE, 2022, *WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard*. Disponível em: <<https://covid19.who.int/table>>. Acesso em: 15 fev. 2022.
- OZDAMAR, L., 2011, “Planning helicopter logistics in disaster relief”, *OR Spectrum*, v. 33, pp. 655-672.
- PACHECO, J., LAGUNA M., 2020, “Vehicle routing for the urgent delivery of face shields during the COVID-19 pandemic”, *Journal of Heuristics*, v. 26, pp. 619-635.
- PAUL, J.A., WANG, X., 2019, “Robust location-allocation network design for earthquake preparedness”, *Transportation Research Part B*, v. 119, pp. 139-155.
- PREFEITURA DO RIO DE JANEIRO, 2021, Painel Rio Covid-19. Disponível em: <<https://experience.arcgis.com/experience/38efc69787a346959c931568bd9e2cc4>>. Acesso em: 09 dez. 2021
- PREFEITURA MUNICIPAL DE NITERÓI, 2020, Acompanhamento dos Casos de Coronavírus (COVID19). Disponível em: <<https://experience.arcgis.com/experience/305269f3cdd24839b263c5ab346e1aa7>>. Acesso em: 18 dez. 2020
- PREFEITURA DE PETRÓPOLIS, 2020, Painel de indicadores para análise da pandemia de Covid-19. Disponível em: <<https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiZDQwMjMyMjEtNDIiNS00ODhiLThiNWMTc3NTg1IiwidCI6IjM0ZGVkMjVkJWYwZDktNDFlZS04MWNiLTRhMTNjNGMxODViNiJ9>>. Acesso em: 18 dez. 2020.
- PREFEITURA DE SÃO JOÃO DE MERITI, 2020, Meriti contra o coronavírus. Disponível em: <<http://meriti.rj.gov.br/covid/dist/index.php>>. Acesso em: 18 dez. 2020
- QU, Y., 2017, “A robust approach to the two-level humanitarian relief operation”, *International Journal of Emergency Management*, v. 13, n. 1, 2017.
- QUEIROZ, M.M., IVANOV, D., DOLGUI, A., *et al.*, 2020, “Impacts of epidemic outbreaks on supply chains: mapping a research agenda amid the COVID-19 pandemic through a structured literature review”, *Annals of Operation Research*.

- RANSIKARBUM, K., MASON, S., 2016, “Multiple-objective analysis of integrated relief supply and network restoration in humanitarian logistics operations”, *International Journal of Production Research*, v. 54, n. 1, pp. 49-68.
- SAMPAMOTOBOY, 2020, Calcular frete. Disponível em: <<http://www.sampamotoboy.com.br/calcular-frete>> Acesso em: 28 dez. 2020
- SECRETARIA DE SAÚDE, 2020, Mapa de risco de COVID-19 do Estado do Rio de Janeiro. Disponível em: <<https://www.saude.rj.gov.br/noticias/2020/11/regiao-metropolitana-ii-tem-alto-risco-para-covid-19>> Acesso em: 18 dez. 2020
- SOYSTER, A.L., 1973, “Technical Note - Convex programming with set-inclusive constraints and applications to inexact linear programming”, *Operations Research*, v. 21, n. 5, pp. 1154-1157.
- SUN, Y., OTOMARU, H., QUAYE, S.E.D., et al., 2020, “Scenarios to Manage the Demand for N95 Respirators for Healthcare Workers During the COVID-19 Pandemic”, *Risk Management and Healthcare Policy*, v. 13, pp. 2489-2496.
- SUZUKI, Y., 2020, “Impact of material convergence on last mile distribution in humanitarian logistics”, *International Journal of Production Economics*, v. 223, 107515.
- THOMAS, A.S., 2003, “Humanitarian Logistics: Enabling Disaster Response”. *Fritz Institute*.
- THOMAS, A.S., KOPCZAK, L.R., 2005, “From logistics to supply chain management: The path forward in the humanitarian sector”, Fritz Institute.
- THOMPSON, D.D.P., ANDERSON, R., 2021, “The COVID-19 response: considerations for future humanitarian supply chain and logistics management research”, *Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management*, v. 11, n. 2, pp. 157-175.
- TIRKOLAEI, E.B., ABBASIAN, P., WEBER, G.W., 2021, “Sustainable fuzzy multi-trip location-routing problem for medical waste management during the COVID-19 outbreak”, *Science of the Total Environment*, v. 756, 143607.
- TOFIGHI, S., TORABI, S.A. E MANSOURI, S.A., 2016, “Humanitarian logistics network design under mixed uncertainty”, *European Journal of Operational Research*, v. 250, n. 1, pp. 239-250.
- TRICICLOS KATUNY, 2020, “Saiba mais informações sobre a moto carroceria acoplada”, Disponível em: <https://www.tricicloskatuny.com.br/moto-carroceria-acoplada#:~:text=A%20moto%20carroceria%20acoplada%20%C3%A9,de%20carga%20de%20300%20Kg>. Acesso em: 28 dez. 2020

- VAHDANI, B., VERYSMORADI, D., NOORI, F., *et al.*, 2018, “Two-stage multi-objective location-routing-inventory model for humanitarian logistics network design under uncertainty”, *International Journal of Disaster Risk Reduction*, v. 27, pp. 290-306.
- VAN WASSENHOVE, L.N., PEDRAZA MARTINEZ, A.J., 2012, “Using OR to adapt supply chain management best practices to humanitarian logistics”, *International Transactions in Operational Research*, v. 19, pp. 307-322.
- WING SHIN, T.R.T., STOLLER, C., WOON YEW, D.L., 2020, “Issues on the logistics challenges in the pandemic period”, *Journal of Critical Reviews*, v. 7, n. 8.
- YU, C.S., LI, H.L., 2000, “A robust optimization model for stochastic logistic problems”, *International Journal of Production Economics*, v. 64, pp. 385-397.
- YU, H., SUN, S., SOLVANG, W. D. E ZHAO, X., 2020, “Reverse Logistics Network Design for Effective Management of Medical Waste in Epidemic Outbreaks: Insights from the Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) Outbreak in Wuhan (China)”, *International Journal Environmental Research Public Health*, 17, 1770.
- YU, H., SUN, X., SOLVANG, W.D., *et al.*, 2020, “Reverse Logistics Network Design for Effective Management of Medical Waste in Epidemic Outbreaks: Insights from the Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) Outbreak in Wuhan (China)”, *International Journal of Environmental Research and Public Health*, v. 17, 1770.
- ZOKAEE, S., BOZORGI-AMIRI, A., SADJADI, S.J., 2016, “A robust optimization model for humanitarian relief chain design under uncertainty”, *Applied Mathematical Modelling*, v. 40, n. 17-18, pp. 7996-8016.

APÊNDICE A

As Tabela 0.1 – A.4 apresentam, de maneira discriminada, os valores de custo de transporte e de tempo de viagem para cada veículo entre cada par origem-destino nos Elos 1 e 2. As Tabela 0.5 – A.7 apresentam os dados estimados de demanda para cada um dos hospitais.

Tabela 0.1 - Custo de transporte (em R\$) entre fornecedores e centros de distribuição de acordo com a origem e o destino das viagens.

| Fornecedores | Centros de Distribuição | | | | | | | | | | | | | | |
|--------------|-------------------------|----------|-------------|-----------------|----------|-------------|----------|----------|-------------|--------------------|----------|-------------|------------|----------|-------------|
| | Rio de Janeiro | | | Duque de Caxias | | | Niterói | | | São João de Meriti | | | Petrópolis | | |
| | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero |
| 1 | 2.186,68 | 2.743,25 | 7.385,07 | 2.167,42 | 2.719,08 | 7.450,63 | 2.210,56 | 2.773,21 | 7.400,78 | 2.141,57 | 2.686,65 | 7.280,20 | 2.232,00 | 2.800,10 | 7.617,76 |
| 2 | 2.010,88 | 2.522,70 | 7.385,07 | 1.991,62 | 2.498,53 | 7.028,98 | 2.034,76 | 2.552,65 | 7.057,07 | 1.965,77 | 2.466,10 | 6.897,46 | 2.056,20 | 2.579,55 | 7.237,66 |
| 3 | 841,04 | 1.055,10 | 3.518,83 | 821,77 | 1.030,94 | 3.449,17 | 864,92 | 1.085,06 | 3.560,68 | 795,92 | 998,50 | 3.325,37 | 886,35 | 1.111,95 | 3.583,41 |
| 4 | 1.849,43 | 2.320,15 | 6.487,71 | 1.830,16 | 2.295,99 | 6.774,34 | 1.873,30 | 2.350,11 | 6.824,59 | 1.804,31 | 2.263,55 | 6.638,44 | 1.894,74 | 2.377,00 | 6.927,71 |
| 5 | 271,89 | 341,09 | 1.463,41 | 313,93 | 393,84 | 1.196,78 | 235,83 | 295,85 | 981,66 | 307,65 | 385,96 | 1.259,22 | 357,00 | 447,87 | 1.141,85 |
| 6 | 1.640,15 | 2.057,60 | 6.507,32 | 1.620,88 | 2.033,44 | 6.704,49 | 1.664,02 | 2.087,56 | 6.785,56 | 1.595,03 | 2.001,00 | 6.585,27 | 1.685,46 | 2.114,45 | 6.859,32 |
| 7 | 859,78 | 1.078,61 | 3.326,83 | 804,07 | 1.008,73 | 3.084,88 | 884,24 | 1.109,31 | 3.366,54 | 845,37 | 1.060,53 | 3.169,76 | 731,92 | 918,21 | 2.909,95 |
| 8 | 125,18 | 157,04 | 350,15 | 69,73 | 87,48 | 253,76 | 96,80 | 121,43 | 289,07 | 110,77 | 138,96 | 371,41 | 131,68 | 165,20 | 199,22 |
| 9 | 848,30 | 1.064,21 | 3.346,34 | 792,60 | 994,34 | 3.069,07 | 872,77 | 1.094,91 | 3.310,73 | 833,89 | 1.046,14 | 3.144,29 | 720,44 | 903,81 | 2.907,12 |
| 10 | 876,86 | 1.100,04 | 3.583,90 | 857,59 | 1.075,87 | 3.517,95 | 900,73 | 1.129,99 | 3.698,63 | 831,74 | 1.043,44 | 3.427,12 | 922,17 | 1.156,89 | 3.722,83 |
| 11 | 3.818,96 | 4.790,99 | 14.633,85 | 3.763,26 | 4.721,11 | 14.476,49 | 3.843,43 | 4.821,68 | 14.646,73 | 3.804,56 | 4.772,91 | 14.578,54 | 3.691,11 | 4.630,58 | 14.395,90 |
| 12 | 4.459,20 | 5.594,17 | 18.068,98 | 4.403,74 | 5.524,61 | 18.152,39 | 4.446,91 | 5.578,76 | 18.187,41 | 4.444,79 | 5.576,09 | 18.010,24 | 4.335,89 | 5.439,49 | 17.925,17 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 0.2 - Custo de transporte (em R\$) entre os centros de distribuição e os hospitais de acordo com a origem e o destino das viagens.

| Hospitais | Centros de Distribuição | | | | | | | | | | | | | | |
|-----------|-------------------------|--------|--------|-----------------|--------|--------|---------|--------|--------|--------------------|--------|--------|------------|--------|--------|
| | Rio de Janeiro | | | Duque de Caxias | | | Niterói | | | São João de Meriti | | | Petrópolis | | |
| | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van |
| 1 | 234,66 | 37,04 | 76,71 | 247,20 | 50,75 | 105,10 | 257,29 | 61,79 | 127,95 | 231,78 | 33,90 | 70,20 | 311,18 | 120,69 | 249,93 |
| 2 | 244,82 | 48,16 | 99,72 | 249,63 | 53,41 | 110,60 | 267,45 | 72,90 | 150,95 | 218,17 | 19,02 | 39,39 | 313,64 | 123,38 | 255,50 |
| 3 | 222,79 | 24,08 | 49,86 | 253,71 | 57,87 | 119,84 | 243,46 | 46,67 | 96,64 | 243,72 | 46,96 | 97,23 | 317,69 | 127,81 | 264,66 |
| 4 | 210,25 | 10,36 | 21,46 | 272,72 | 78,65 | 162,87 | 242,27 | 45,37 | 93,95 | 253,52 | 57,66 | 119,41 | 336,66 | 148,56 | 307,62 |
| 5 | 208,92 | 8,90 | 18,44 | 270,78 | 76,53 | 158,48 | 240,32 | 43,24 | 89,54 | 260,80 | 65,62 | 135,88 | 334,76 | 146,47 | 303,31 |
| 6 | 212,74 | 13,09 | 27,10 | 267,68 | 73,14 | 151,46 | 239,45 | 42,28 | 87,55 | 255,79 | 60,15 | 124,56 | 331,54 | 142,95 | 296,02 |
| 7 | 248,18 | 51,83 | 107,32 | 267,15 | 72,56 | 150,26 | 272,72 | 78,65 | 162,87 | 241,88 | 44,94 | 93,07 | 331,09 | 142,46 | 295,01 |
| 8 | 267,09 | 72,50 | 150,14 | 272,00 | 77,87 | 161,24 | 289,78 | 97,31 | 201,50 | 246,89 | 50,42 | 104,40 | 335,98 | 147,80 | 306,07 |
| 9 | 220,06 | 21,09 | 43,67 | 284,41 | 91,43 | 189,34 | 254,68 | 58,94 | 122,04 | 274,42 | 80,52 | 166,73 | 348,39 | 161,37 | 334,16 |
| 10 | 239,27 | 42,08 | 87,14 | 232,33 | 34,51 | 71,45 | 259,93 | 64,67 | 133,93 | 232,63 | 34,83 | 72,13 | 296,31 | 104,44 | 216,27 |
| 11 | 243,59 | 46,81 | 96,94 | 244,55 | 47,86 | 99,10 | 264,26 | 69,40 | 143,72 | 216,28 | 16,96 | 35,12 | 308,52 | 117,79 | 243,92 |
| 12 | 241,73 | 44,78 | 92,73 | 295,81 | 103,89 | 215,14 | 202,52 | 1,91 | 3,95 | 285,82 | 92,98 | 192,54 | 359,79 | 173,84 | 359,98 |
| 13 | 239,94 | 42,82 | 88,68 | 294,09 | 102,02 | 211,26 | 200,77 | 20,00 | 200,77 | 284,11 | 91,10 | 188,66 | 358,07 | 171,96 | 356,09 |
| 14 | 239,36 | 42,19 | 87,36 | 293,66 | 101,55 | 210,28 | 305,30 | 114,27 | 236,62 | 283,54 | 90,48 | 187,36 | 357,50 | 171,33 | 354,79 |
| 15 | 238,37 | 41,11 | 85,12 | 292,45 | 100,22 | 207,54 | 211,85 | 12,12 | 25,09 | 282,46 | 89,31 | 184,93 | 356,43 | 170,16 | 352,36 |
| 16 | 251,49 | 55,45 | 114,82 | 252,45 | 56,50 | 116,99 | 272,16 | 78,05 | 161,61 | 203,79 | 3,31 | 6,84 | 316,43 | 126,43 | 261,82 |
| 17 | 254,10 | 58,30 | 120,73 | 255,27 | 59,58 | 123,38 | 274,98 | 81,13 | 168,00 | 200,82 | 0,06 | 0,12 | 319,25 | 129,52 | 268,20 |
| 18 | 328,29 | 139,40 | 288,67 | 268,76 | 74,32 | 153,90 | 348,96 | 162,00 | 335,46 | 321,59 | 132,08 | 273,50 | 210,98 | 11,16 | 23,12 |
| 19 | 366,36 | 181,02 | 374,84 | 283,38 | 90,31 | 187,01 | 386,94 | 203,52 | 421,44 | 359,73 | 173,77 | 359,83 | 213,99 | 14,45 | 29,93 |
| 20 | 327,86 | 138,93 | 287,69 | 268,32 | 73,84 | 152,91 | 348,52 | 161,52 | 334,47 | 321,23 | 131,68 | 272,68 | 210,67 | 10,82 | 22,41 |
| 21 | 328,01 | 139,09 | 288,02 | 268,47 | 74,01 | 153,25 | 348,67 | 161,68 | 334,81 | 321,38 | 131,84 | 273,02 | 213,76 | 14,20 | 29,41 |
| 22 | 322,75 | 133,35 | 276,13 | 266,90 | 72,29 | 149,70 | 343,43 | 155,95 | 322,94 | 316,13 | 126,11 | 261,15 | 213,01 | 13,38 | 27,70 |

| Hospitais | Centros de Distribuição | | | | | | | | | | | | | | |
|-----------|-------------------------|--------|--------|-----------------|--------|--------|---------|--------|--------|--------------------|--------|--------|------------|-------|-------|
| | Rio de Janeiro | | | Duque de Caxias | | | Niterói | | | São João de Meriti | | | Petrópolis | | |
| | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van |
| 23 | 357,47 | 171,30 | 354,71 | 297,99 | 106,28 | 220,08 | 378,19 | 193,95 | 401,63 | 350,90 | 164,11 | 339,84 | 211,61 | 11,85 | 24,54 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 0.3 – Tempo de viagem em minutos entre os fornecedores e os centros de distribuição por cada tipo de veículo.

| Fornecedores | Centros de Distribuição | | | | | | | | | | | | | | |
|--------------|-------------------------|-------|-------------|-----------------|-------|-------------|---------|-------|-------------|--------------------|-------|-------------|------------|-------|-------------|
| | Rio de Janeiro | | | Duque de Caxias | | | Niterói | | | São João de Meriti | | | Petrópolis | | |
| | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero | Toco | Truck | Helicóptero |
| 1 | 843 | 843 | 168 | 836 | 836 | 169 | 856 | 856 | 168 | 825 | 825 | 166 | 877 | 877 | 173 |
| 2 | 778 | 778 | 165 | 770 | 770 | 157 | 791 | 791 | 158 | 760 | 760 | 154 | 812 | 812 | 162 |
| 3 | 337 | 337 | 55 | 329 | 329 | 54 | 350 | 350 | 56 | 319 | 319 | 52 | 371 | 371 | 56 |
| 4 | 723 | 723 | 80 | 715 | 715 | 84 | 736 | 736 | 84 | 705 | 705 | 82 | 757 | 757 | 85 |
| 5 | 114 | 114 | 30 | 127 | 127 | 25 | 101 | 101 | 20 | 128 | 128 | 26 | 176 | 176 | 23 |
| 6 | 649 | 649 | 57 | 641 | 641 | 59 | 662 | 662 | 59 | 631 | 631 | 58 | 683 | 683 | 60 |
| 7 | 369 | 369 | 65 | 351 | 351 | 60 | 382 | 382 | 66 | 364 | 364 | 62 | 325 | 325 | 57 |
| 8 | 53 | 53 | 8 | 35 | 35 | 6 | 60 | 60 | 7 | 48 | 48 | 8 | 75 | 75 | 5 |
| 9 | 370 | 370 | 65 | 351 | 351 | 60 | 383 | 383 | 64 | 364 | 364 | 61 | 326 | 326 | 56 |
| 10 | 340 | 340 | 55 | 332 | 332 | 54 | 353 | 353 | 57 | 322 | 322 | 53 | 374 | 374 | 57 |
| 11 | 1512 | 1512 | 142 | 1493 | 1493 | 140 | 1525 | 1525 | 142 | 1507 | 1507 | 141 | 1468 | 1468 | 139 |
| 12 | 2040 | 2040 | 175 | 2022 | 2022 | 176 | 2047 | 2047 | 176 | 2035 | 2035 | 174 | 2003 | 2003 | 174 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 0.4 - Tempo de viagem em minutos entre os centros de distribuição e os hospitais por cada tipo de veículo.

| Hospitais | Centros de Distribuição | | | | | | | | | | | | | | |
|-----------|-------------------------|------|-----|-----------------|------|-----|---------|------|-----|--------------------|------|-----|------------|------|-----|
| | Rio de Janeiro | | | Duque de Caxias | | | Niterói | | | São João de Meriti | | | Petrópolis | | |
| | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van |
| 1 | 26 | 20 | 26 | 25 | 22 | 25 | 40 | 32 | 40 | 23 | 19 | 23 | 63 | 65 | 63 |
| 2 | 29 | 27 | 29 | 25 | 25 | 25 | 41 | 38 | 41 | 16 | 13 | 16 | 62 | 68 | 62 |
| 3 | 21 | 16 | 21 | 24 | 25 | 24 | 31 | 25 | 31 | 24 | 23 | 24 | 62 | 68 | 62 |
| 4 | 9 | 7 | 9 | 33 | 31 | 33 | 29 | 25 | 29 | 31 | 27 | 31 | 71 | 76 | 71 |
| 5 | 8 | 6 | 8 | 33 | 32 | 33 | 28 | 24 | 28 | 33 | 30 | 33 | 71 | 78 | 71 |
| 6 | 11 | 9 | 11 | 32 | 33 | 32 | 25 | 23 | 25 | 31 | 28 | 31 | 69 | 76 | 69 |
| 7 | 35 | 29 | 35 | 33 | 33 | 33 | 46 | 41 | 46 | 25 | 24 | 25 | 71 | 77 | 71 |
| 8 | 36 | 33 | 36 | 31 | 33 | 31 | 46 | 43 | 46 | 24 | 23 | 24 | 70 | 76 | 70 |
| 9 | 17 | 14 | 17 | 42 | 41 | 42 | 39 | 33 | 39 | 41 | 37 | 41 | 75 | 83 | 75 |
| 10 | 30 | 23 | 30 | 15 | 15 | 15 | 38 | 35 | 38 | 18 | 17 | 18 | 50 | 56 | 50 |
| 11 | 30 | 28 | 30 | 22 | 22 | 22 | 42 | 38 | 42 | 17 | 14 | 17 | 58 | 64 | 58 |
| 12 | 25 | 23 | 25 | 46 | 43 | 46 | 1 | 1 | 1 | 45 | 40 | 45 | 81 | 89 | 81 |
| 13 | 25 | 24 | 25 | 45 | 43 | 45 | 1 | 1 | 1 | 46 | 43 | 46 | 81 | 89 | 81 |
| 14 | 25 | 24 | 25 | 45 | 42 | 45 | 11 | 9 | 11 | 45 | 40 | 45 | 80 | 88 | 80 |
| 15 | 23 | 22 | 23 | 46 | 41 | 46 | 13 | 10 | 13 | 46 | 40 | 46 | 82 | 88 | 82 |
| 16 | 30 | 27 | 30 | 23 | 24 | 23 | 45 | 39 | 45 | 3 | 3 | 3 | 60 | 66 | 60 |
| 17 | 33 | 30 | 33 | 26 | 26 | 26 | 43 | 40 | 43 | 1 | 1 | 1 | 64 | 70 | 64 |
| 18 | 76 | 76 | 76 | 48 | 42 | 48 | 87 | 88 | 87 | 71 | 71 | 71 | 9 | 8 | 9 |
| 19 | 93 | 95 | 93 | 65 | 66 | 65 | 104 | 107 | 104 | 88 | 90 | 88 | 13 | 12 | 13 |
| 20 | 73 | 74 | 73 | 46 | 40 | 46 | 85 | 87 | 85 | 68 | 70 | 68 | 11 | 10 | 11 |
| 21 | 76 | 75 | 76 | 48 | 43 | 48 | 86 | 87 | 86 | 71 | 70 | 71 | 9 | 8 | 9 |
| 22 | 72 | 73 | 72 | 44 | 38 | 44 | 83 | 85 | 83 | 66 | 68 | 66 | 11 | 10 | 11 |

| Hospitais | Centros de Distribuição | | | | | | | | | | | | | | |
|------------------|--------------------------------|-------------|------------|------------------------|-------------|------------|----------------|-------------|------------|---------------------------|-------------|------------|-------------------|-------------|------------|
| | Rio de Janeiro | | | Duque de Caxias | | | Niterói | | | São João de Meriti | | | Petrópolis | | |
| | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van | VUC | Moto | Van |
| 23 | 95 | 91 | 95 | 64 | 62 | 64 | 104 | 104 | 104 | 90 | 86 | 90 | 10 | 8 | 10 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 0.5 - Demanda de produtos em tonelada para cada hospital no Cenário 1.

| Nº | Hospitais | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de Proteção | Sapatilha | Touca hospitalar |
|--|--|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|---------------|------------------|
| 1 | Hospital Getúlio Vargas | 0,0063 | 0,0015 | 0,0272 | 0,0047 | 0,0030 | 0,0030 |
| 2 | Hospital Municipal Ronaldo Gazolla | 0,0507 | 0,0121 | 0,2172 | 0,0374 | 0,0241 | 0,0241 |
| 3 | Hospital Universitário Clementino Fraga Filho (UFRJ) | 0,0133 | 0,0032 | 0,0570 | 0,0098 | 0,0063 | 0,0063 |
| 4 | Hospital Universitário Pedro Ernesto | 0,0044 | 0,0011 | 0,0190 | 0,0033 | 0,0021 | 0,0021 |
| 5 | Hospital Universitário Gaffrée e Guinle | 0,0044 | 0,0011 | 0,0190 | 0,0033 | 0,0021 | 0,0021 |
| 6 | Hospital Estadual Anchieta | 0,0089 | 0,0021 | 0,0380 | 0,0065 | 0,0042 | 0,0042 |
| 7 | Hospital Estadual Carlos Chagas | 0,0063 | 0,0015 | 0,0272 | 0,0047 | 0,0030 | 0,0030 |
| 8 | Hospital Estadual Albert Schweitzer | 0,0063 | 0,0015 | 0,0272 | 0,0047 | 0,0030 | 0,0030 |
| 9 | Hospital Miguel Couto | 0,0127 | 0,0030 | 0,0543 | 0,0094 | 0,0060 | 0,0060 |
| 10 | Hospital Municipal Dr. Moacyr Rodrigues do Carmo | 0,0006 | 0,0001 | 0,0026 | 0,0005 | 0,0003 | 0,0003 |
| 11 | Hospital Municipal São José | 0,0102 | 0,0024 | 0,0439 | 0,0076 | 0,0049 | 0,0049 |
| 12 | Hospital Getúlio Vargas Filho | 0,0030 | 0,0007 | 0,0130 | 0,0022 | 0,0014 | 0,0014 |
| 13 | Hospital Estadual Azevedo Lima | 0,0015 | 0,0004 | 0,0065 | 0,0011 | 0,0007 | 0,0007 |
| 14 | Instituto Estadual de Doenças do Tórax Ary Parreiras | 0,0030 | 0,0007 | 0,0130 | 0,0022 | 0,0014 | 0,0014 |
| 15 | Hospital Municipal Carlos Tortelly | 0,0039 | 0,0009 | 0,0169 | 0,0029 | 0,0019 | 0,0019 |
| 16 | Hospital da Mulher Heloneida Studart | 0,0051 | 0,0012 | 0,0219 | 0,0038 | 0,0024 | 0,0024 |
| 17 | Hospital Municipal de São João de Meriti Abdon Gonçalves | 0,0191 | 0,0046 | 0,0820 | 0,0141 | 0,0091 | 0,0091 |
| 18 | Hospital Municipal Dr Nelson de Sá EARP | 0,0043 | 0,0010 | 0,0186 | 0,0032 | 0,0021 | 0,0021 |
| 19 | Hospital Alcides Carneiro | 0,0023 | 0,0006 | 0,0100 | 0,0017 | 0,0011 | 0,0011 |
| 20 | Hospital Nossa Senhora Aparecida | 0,0043 | 0,0010 | 0,0186 | 0,0032 | 0,0021 | 0,0021 |
| 21 | Hospital Santa Teresa | 0,0023 | 0,0006 | 0,0100 | 0,0017 | 0,0011 | 0,0011 |
| 22 | Beneficência Portuguesa de Petrópolis | 0,0033 | 0,0008 | 0,0143 | 0,0025 | 0,0016 | 0,0016 |
| 23 | Hospital Clínico de Corrêas | 0,0037 | 0,0009 | 0,0158 | 0,0027 | 0,0018 | 0,0018 |
| Quantidade total de demanda em tonelada | | 0,1804 | 0,0430 | 0,7732 | 0,1332 | 0,0859 | 0,0859 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 0.6 - Demanda de produtos em tonelada para cada hospital no Cenário 2.

| Nº | Hospitais | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de Proteção | Sapatilha | Touca hospitalar |
|--|--|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|---------------|------------------|
| 1 | Hospital Getúlio Vargas | 0,0314 | 0,0075 | 0,1345 | 0,0232 | 0,0149 | 0,0149 |
| 2 | Hospital Municipal Ronaldo Gazolla | 0,2512 | 0,0598 | 1,0764 | 0,1854 | 0,1196 | 0,1196 |
| 3 | Hospital Universitário Clementino Fraga Filho (UFRJ) | 0,0659 | 0,0157 | 0,2825 | 0,0487 | 0,0314 | 0,0314 |
| 4 | Hospital Universitário Pedro Ernesto | 0,0220 | 0,0052 | 0,0942 | 0,0162 | 0,0105 | 0,0105 |
| 5 | Hospital Universitário Gaffrée e Guinle | 0,0220 | 0,0052 | 0,0942 | 0,0162 | 0,0105 | 0,0105 |
| 6 | Hospital Estadual Anchieta | 0,0440 | 0,0105 | 0,1884 | 0,0324 | 0,0209 | 0,0209 |
| 7 | Hospital Estadual Carlos Chagas | 0,0314 | 0,0075 | 0,1345 | 0,0232 | 0,0149 | 0,0149 |
| 8 | Hospital Estadual Albert Schweitzer | 0,0314 | 0,0075 | 0,1345 | 0,0232 | 0,0149 | 0,0149 |
| 9 | Hospital Miguel Couto | 0,0628 | 0,0149 | 0,2691 | 0,0463 | 0,0299 | 0,0299 |
| 10 | Hospital Municipal Dr. Moacyr Rodrigues do Carmo | 0,0044 | 0,0010 | 0,0188 | 0,0032 | 0,0021 | 0,0021 |
| 11 | Hospital Municipal São José | 0,0733 | 0,0174 | 0,3141 | 0,0541 | 0,0349 | 0,0349 |
| 12 | Hospital Getúlio Vargas Filho | 0,0569 | 0,0136 | 0,2441 | 0,0420 | 0,0271 | 0,0271 |
| 13 | Hospital Estadual Azevedo Lima | 0,0285 | 0,0068 | 0,1220 | 0,0210 | 0,0136 | 0,0136 |
| 14 | Instituto Estadual de Doenças do Tórax Ary Parreiras | 0,0569 | 0,0136 | 0,2441 | 0,0420 | 0,0271 | 0,0271 |
| 15 | Hospital Municipal Carlos Tortelly | 0,0740 | 0,0176 | 0,3173 | 0,0546 | 0,0353 | 0,0353 |
| 16 | Hospital da Mulher Heloneida Studart | 0,0059 | 0,0014 | 0,0254 | 0,0044 | 0,0028 | 0,0028 |
| 17 | Hospital Municipal de São João de Meriti Abdon Gonçalves | 0,0222 | 0,0053 | 0,0953 | 0,0164 | 0,0106 | 0,0106 |
| 18 | Hospital Municipal Dr Nelson de Sá EARP | 0,0177 | 0,0042 | 0,0760 | 0,0131 | 0,0084 | 0,0084 |
| 19 | Hospital Alcides Carneiro | 0,0095 | 0,0023 | 0,0409 | 0,0070 | 0,0045 | 0,0045 |
| 20 | Hospital Nossa Senhora Aparecida | 0,0177 | 0,0042 | 0,0760 | 0,0131 | 0,0084 | 0,0084 |
| 21 | Hospital Santa Teresa | 0,0095 | 0,0023 | 0,0409 | 0,0070 | 0,0045 | 0,0045 |
| 22 | Beneficência Portuguesa de Petrópolis | 0,0136 | 0,0032 | 0,0584 | 0,0101 | 0,0065 | 0,0065 |
| 23 | Hospital Clínico de Corrêas | 0,0150 | 0,0036 | 0,0643 | 0,0111 | 0,0071 | 0,0071 |
| Quantidade total de demanda em tonelada | | 0,9674 | 0,2303 | 4,1459 | 0,7140 | 0,4607 | 0,4607 |

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 0.7 - Demanda de produtos em tonelada para cada hospital no Cenário 3.

| Nº | Hospitais | Avental hospitalar | Luva cirúrgica | Máscara cirúrgica | Óculos de Proteção | Sapatilha | Touca hospitalar |
|--|--|--------------------|----------------|-------------------|--------------------|---------------|------------------|
| 1 | Hospital Getúlio Vargas | 0,0953 | 0,0227 | 0,4085 | 0,0703 | 0,0454 | 0,0454 |
| 2 | Hospital Municipal Ronaldo Gazolla | 0,7625 | 0,1815 | 3,2678 | 0,5628 | 0,3631 | 0,3631 |
| 3 | Hospital Universitário Clementino Fraga Filho (UFRJ) | 0,2001 | 0,0477 | 0,8578 | 0,1477 | 0,0953 | 0,0953 |
| 4 | Hospital Universitário Pedro Ernesto | 0,0667 | 0,0159 | 0,2859 | 0,0492 | 0,0318 | 0,0318 |
| 5 | Hospital Universitário Gaffrée e Guinle | 0,0667 | 0,0159 | 0,2859 | 0,0492 | 0,0318 | 0,0318 |
| 6 | Hospital Estadual Anchieta | 0,1334 | 0,0318 | 0,5719 | 0,0985 | 0,0635 | 0,0635 |
| 7 | Hospital Estadual Carlos Chagas | 0,0953 | 0,0227 | 0,4085 | 0,0703 | 0,0454 | 0,0454 |
| 8 | Hospital Estadual Albert Schweitzer | 0,0953 | 0,0227 | 0,4085 | 0,0703 | 0,0454 | 0,0454 |
| 9 | Hospital Miguel Couto | 0,1906 | 0,0454 | 0,8169 | 0,1407 | 0,0908 | 0,0908 |
| 10 | Hospital Municipal Dr. Moacyr Rodrigues do Carmo | 0,0044 | 0,0011 | 0,0190 | 0,0033 | 0,0021 | 0,0021 |
| 11 | Hospital Municipal São José | 0,0739 | 0,0176 | 0,3168 | 0,0546 | 0,0352 | 0,0352 |
| 12 | Hospital Getúlio Vargas Filho | 0,0403 | 0,0096 | 0,1726 | 0,0297 | 0,0192 | 0,0192 |
| 13 | Hospital Estadual Azevedo Lima | 0,0201 | 0,0048 | 0,0863 | 0,0149 | 0,0096 | 0,0096 |
| 14 | Instituto Estadual de Doenças do Tórax Ary Parreiras | 0,0403 | 0,0096 | 0,1726 | 0,0297 | 0,0192 | 0,0192 |
| 15 | Hospital Municipal Carlos Tortelly | 0,0524 | 0,0125 | 0,2244 | 0,0386 | 0,0249 | 0,0249 |
| 16 | Hospital da Mulher Heloneida Studart | 0,0137 | 0,0033 | 0,0586 | 0,0101 | 0,0065 | 0,0065 |
| 17 | Hospital Municipal de São João de Meriti Abdon Gonçalves | 0,0513 | 0,0122 | 0,2199 | 0,0379 | 0,0244 | 0,0244 |
| 18 | Hospital Municipal Dr Nelson de Sá EARP | 0,0269 | 0,0064 | 0,1155 | 0,0199 | 0,0128 | 0,0128 |
| 19 | Hospital Alcides Carneiro | 0,0145 | 0,0035 | 0,0622 | 0,0107 | 0,0069 | 0,0069 |
| 20 | Hospital Nossa Senhora Aparecida | 0,0269 | 0,0064 | 0,1155 | 0,0199 | 0,0128 | 0,0128 |
| 21 | Hospital Santa Teresa | 0,0145 | 0,0035 | 0,0622 | 0,0107 | 0,0069 | 0,0069 |
| 22 | Beneficência Portuguesa de Petrópolis | 0,0207 | 0,0049 | 0,0888 | 0,0153 | 0,0099 | 0,0099 |
| 23 | Hospital Clínico de Corrêas | 0,0228 | 0,0054 | 0,0977 | 0,0168 | 0,0109 | 0,0109 |
| Quantidade total de demanda em tonelada | | 2,1289 | 0,5069 | 9,1237 | 1,5713 | 1,0137 | 1,0137 |

Fonte: Elaborado pela autora.