

# Modelos de Otimização para Alocação Equitativa de Pacientes em Hemodiálise: Um Estudo de Caso no Maranhão

Elen Serra Soubreira<sup>1</sup>, Darlan Bruno Pontes Quintanilha<sup>1</sup>,  
Tiago Bonini Borchart<sup>1</sup>, Humberto Serra<sup>2</sup>, Francisco Glaubos Nunes Clímaco<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Informática – Universidade Federal do Maranhão (UFMA)

<sup>2</sup> Núcleo de Telessaúde – Universidade Federal do Maranhão (UFMA)

elen.ss@discente.ufma.br, {dquintanilha, tiago.bonini,  
francisco.glaubos, humberto.serra}@ufma.br

**Abstract.** *The allocation of hemodialysis patients is a logistical challenge in regions with unequal infrastructure, like Maranhão, Brazil. Empirical allocations often result in extreme travel distances. This article compares an Integer Linear Programming (ILP) model for global efficiency with a Mixed ILP (MILP) model for spatial equity. Using data from 217 municipalities and 15 centers, the ILP model reduced total logistical costs by 10.3% and the maximum displacement from 400 km to 229 km. The MILP model further reduced the maximum individual displacement by 49.5% (from 400 km to 202 km), at the cost of a 55.3% increase in median travel distance. This trade-off illustrates the tension between economic efficiency and social justice in public healthcare planning.*

**Resumo.** *A alocação de pacientes em hemodiálise é um desafio logístico em regiões com infraestrutura desigual, como o Maranhão. Alocações empíricas frequentemente resultam em deslocamentos extremos de até 400 km. Este artigo compara um modelo de Programação Linear Inteira (PLI) para eficiência global com um modelo PLI Misto (PLIM) para equidade espacial. Com dados de 217 municípios e 15 polos, o PLI reduziu o custo logístico em 10,3% e o PLIM reduziu o deslocamento máximo individual em 49,5% (de 400 km para 202 km), ao custo de elevação de 55,3% na mediana. Este trade-off evidencia a tensão entre eficiência econômica e justiça social na saúde pública.*

## 1. Introdução

A Doença Renal Crônica (DRC) é um grave problema de saúde pública, caracterizado pela perda progressiva e irreversível da função renal [Romão Junior 2004]. No Brasil, as diretrizes do Sistema Único de Saúde (SUS) regulamentam o cuidado integral a esses pacientes [Brasil. Ministério da Saúde 2018], sendo a hemodiálise a Terapia Renal Substitutiva (TRS) predominante, conforme evidenciado pelo Censo Brasileiro de Diálise [Nerbass et al. 2023].

A logística associada a esse tratamento contínuo é um desafio multifacetado. A máquina que sustenta a vida muitas vezes limita a rotina dos pacientes, pois viagens intermunicipais frequentes e exaustivas afetam severamente sua qualidade de vida e sua saúde psicológica [Angelo et al. 2018]. Dificuldades de acesso correlacionam-se diretamente

com tratamentos perdidos e piores desfechos clínicos [Tian et al. 2023], tornando crucial a incorporação do tempo de viagem no planejamento da alocação de instalações de saúde [Eben-Chaime and Pliskin 1992].

Complementarmente aos modelos exatos, a literatura de Pesquisa Operacional em saúde aponta o uso crescente de meta-heurísticas para tratar instâncias de maior escala ou cenários multi-período, nos quais a explosão combinatória inviabiliza a resolução exata em tempo hábil. Algoritmos evolutivos como o NSGA-II [Deb et al. 2002] e o Algoritmo Genético clássico têm sido empregados na localização de instalações de saúde e no roteamento de pacientes crônicos, permitindo a exploração eficiente de fronteiras de Pareto em problemas biobjetivo [Nasir et al. 2022, Clímaco et al. 2019]. Técnicas de *simulated annealing* e busca tabu, por sua vez, são amplamente utilizadas em variantes do VRP com janelas de tempo aplicadas ao transporte de pacientes [Xiao et al. 2018]. Para as instâncias abordadas neste trabalho, os modelos exatos convergiram em tempo computacional desprezível (menos de 5 s); contudo, a incorporação de meta-heurísticas permanece uma direção natural de extensão ao crescer a escala do problema ou ao tratar de formulações multiobjetivo de maior complexidade.

Para lidar com tais ineficiências, a Pesquisa Operacional (PO) consolida-se como uma ferramenta essencial de apoio à tomada de decisão [Hillier and Lieberman 2013]. A literatura apresenta modelagens logísticas focadas no paciente que exploram desde o Problema de Roteamento de Veículos (VRP) para minimizar atrasos em transportes ambulatoriais [Adelhütte et al. 2024, Gomes et al. 2024] até o uso de Programação de Restrições (CP) em cenários de alta demanda assistencial [Cappart et al. 2018, Gomes et al. 2024]. Outras abordagens tratam de otimização robusta para lidar com incertezas no transporte [Shehadeh 2023] e no planejamento de rotas de cuidados domiciliares [Castaño and Velasco 2021], fornecendo valiosos subsídios teóricos, com foco majoritariamente na redução do custo logístico agregado.

Apesar dos avanços operacionais nessas áreas correlatas, o planejamento do transporte em saúde — especialmente no tratamento crônico — ainda carece de soluções logísticas que priorizem explicitamente a equidade individual, mesmo com esforços recentes e pontuais para incorporar medidas de inconveniência do usuário na função objetivo de modelos de *clustering* [Nasir et al. 2022].

No contexto brasileiro, a distribuição de serviços de alta complexidade, como as clínicas de hemodiálise, é historicamente caracterizada por uma acentuada concentração em áreas metropolitanas. Essa macrocefalia assistencial agrava as iniquidades em saúde, impondo aos pacientes de zonas rurais ou interioranas extensas jornadas de rodovia. Nesse cenário, o desafio transcende a mera contenção de despesas operacionais ou a otimização de frotas [Xiao et al. 2018]; trata-se, primordialmente, de reequilibrar a rede para assegurar um acesso justo e universal, alinhado aos fundamentos do SUS e às diretrizes estratégicas regionais [Brasil. Ministério da Saúde 2018, Maranhão. Secretaria de Estado da Saúde 2020].

Para preencher essa lacuna, este trabalho propõe um modelo de alocação ótima para o estado do Maranhão que, diferentemente das abordagens puramente econômicas, prioriza a redução do maior deslocamento individual ( $\lambda$ ). Esta abordagem visa garantir que a eficiência logística global não ocorra às custas da marginalização severa de pacien-

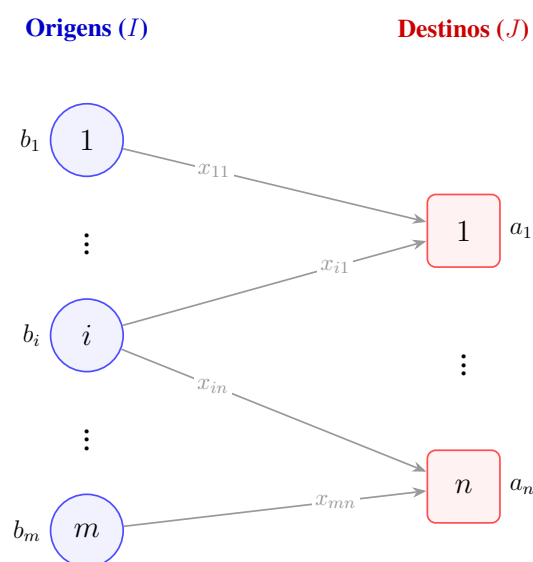
tes residentes em regiões remotas, alinhando a modelagem matemática aos princípios de justiça social do SUS.

O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma: a Seção 2 detalha a modelagem matemática do problema, apresentando as formulações PLI e PLIM. A Seção 3 descreve o estudo de caso aplicado à rede de hemodiálise do estado do Maranhão, abordando a coleta e o tratamento dos dados. A Seção 4 apresenta e discute os resultados computacionais, comparando a eficiência e a equidade dos modelos. Por fim, a Seção 5 reserva-se às conclusões do estudo e ao apontamento de perspectivas para trabalhos futuros.

## 2. Modelagem Matemática do Problema

Para adequar o problema à tomada de decisão e prover um suporte quantitativo robusto, formulou-se a alocação de pacientes como um problema de otimização de transportes [Bülbül et al. 2008]. O escopo do modelo transita entre a busca pela eficiência logística global e a garantia de equidade espacial no acesso à saúde.

Seja  $I$  o conjunto de municípios de origem (índice  $i$ ) e  $J$  o conjunto de polos de hemodiálise (índice  $j$ ). Cada município possui uma demanda fixa de pacientes  $b_i$ , e cada polo de atendimento possui uma capacidade máxima diária de  $a_j$  vagas. O esforço logístico é representado pela distância  $d_{ij}$  percorrida entre a origem  $i$  e o destino  $j$ . A decisão central do sistema consiste em determinar o valor de  $x_{ij}$ , uma variável inteira e não negativa que indica o número de pacientes do município  $i$  alocados à clínica  $j$  (ver Figura 1).



**Figura 1. Representação em grafo bipartido do problema de transporte e alocação de pacientes. As origens (municípios com demanda  $b_i$ ) são conectadas aos polos (clínicas com oferta  $a_j$ ) através dos fluxos  $x_{ij}$ .**

### 2.1. Modelo Clássico de Eficiência (PLI)

O primeiro modelo proposto consiste em uma abordagem de Programação Linear Inteira (PLI) [Wolsey 2020] focada estritamente na eficiência operacional, cujo objetivo é minimizar o somatório das distâncias percorridas por todos os pacientes no sistema:

$$\min Z_{ef} = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} d_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

O modelo está sujeito às seguintes restrições operacionais e de cobertura:

$$\sum_{j \in J} x_{ij} = b_i, \quad \forall i \in I \quad (2)$$

$$\sum_{i \in I} x_{ij} \leq a_j, \quad \forall j \in J \quad (3)$$

$$x_{ij} \in \mathbb{N}, \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (4)$$

A Equação (2) (Restrição de Demanda) garante que todos os pacientes de um dado município sejam compulsoriamente alocados a algum centro de tratamento. A Inequação (3) (Restrição de Oferta) assegura que o limite de vagas diárias de nenhuma clínica seja excedido.

## 2.2. Modelo com Critério de Equidade (PLIM)

Embora o modelo PLI reduza o custo total, a minimização global pode penalizar severamente indivíduos residentes em regiões mais remotas, impondo-lhes deslocamentos extremos. Para promover justiça distributiva e alinhar o modelo às diretrizes de universalidade da saúde pública, propõe-se uma extensão em Programação Linear Inteira Mista (PLIM).

O objetivo deste segundo modelo é minimizar o deslocamento máximo enfrentado por qualquer paciente no sistema, representado pela variável contínua  $\lambda$ . Para isso, introduzimos uma variável binária de ativação de rota  $y_{ij} \in \{0, 1\}$ , que assume valor 1 caso haja transporte de pacientes na rota  $(i, j)$  (isto é,  $x_{ij} > 0$ ). A nova função objetivo é definida como:

$$\min Z_{eq} = \lambda \quad (5)$$

Mantendo-se as restrições estruturais de demanda e oferta apresentadas em (2) e (3), adicionam-se as restrições lógicas e de captura do maior deslocamento:

$$x_{ij} \leq b_i \cdot y_{ij}, \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (6)$$

$$d_{ij} \cdot y_{ij} \leq \lambda, \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (7)$$

$$\lambda \geq 0 \quad (8)$$

A Inequação (6) garante que a rota  $(i, j)$  seja ativada ( $y_{ij} = 1$ ) sempre que houver alocação de pacientes. Utiliza-se como limitante superior a própria demanda do município de origem  $b_i$ , que representa o maior valor possível para  $x_{ij}$  por construção, produzindo um limitante “apertado” que fortalece o relaxamento linear do modelo. A inequação (7) impõe que a variável  $\lambda$  seja maior ou igual à distância de qualquer rota efetivamente utilizada, forçando o algoritmo a minimizar o “pior caso” logístico.

### 3. Estudo de Caso: A Rede de Hemodiálise do Maranhão

Para validar a aplicabilidade dos modelos de otimização propostos, adotou-se como estudo de caso a rede de assistência em Terapia Renal Substitutiva (TRS) do estado do Maranhão, cujas diretrizes estratégicas de regionalização estão alinhadas ao Plano Estadual de Saúde [Maranhão. Secretaria de Estado da Saúde 2020]. O estado apresenta um cenário ideal para a aplicação de modelos logísticos em saúde, devido à sua vasta extensão territorial e à forte desigualdade na distribuição da infraestrutura médica. A oferta de serviços de hemodiálise concentra-se em poucos municípios-polo, forçando uma grande parcela de pacientes do interior a realizar deslocamentos intermunicipais exaustivos de três a quatro vezes por semana.

#### 3.1. Coleta e Tratamento de Dados

Os dados utilizados como insumo para o modelo proposto foram obtidos a partir de fontes secundárias oficiais, caracterizando uma abordagem metodológica quantitativa e documental, selecionados de modo a garantir a confiabilidade e a representatividade do sistema analisado.

**Caracterização da Demanda:** A demanda por município de origem foi determinada com base nos registros disponíveis no Departamento de Informação e Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS), considerando os dados referentes ao período de janeiro de 2025 [Lima et al. 2015]. Esses registros permitiram identificar os municípios de origem dos pacientes e quantificar a necessidade de atendimento em cada localidade. A demanda extraída do DATASUS abrangeu os 217 municípios do estado, variando de 1 a 132 pacientes por localidade, formando o conjunto completo de dados utilizado nas instâncias computacionais.

**Caracterização da Oferta:** As informações relativas à capacidade de atendimento foram obtidas a partir do levantamento das unidades de hemodiálise em operação no estado do Maranhão, considerando o número máximo de pacientes que cada clínica pode atender dentro de suas restrições operacionais. Com o objetivo de garantir a compatibilidade dos dados com o modelo proposto, as capacidades máximas de atendimento foram padronizadas quanto ao número de pacientes atendidos por dia.

Em alguns municípios, entretanto, não foi possível obter diretamente a informação sobre a quantidade diária de atendimentos por unidade. Para contornar essa limitação, adotou-se um procedimento de estimativa da capacidade diária com base nos dados disponíveis, tais como a quantidade de pacientes ativos por mês e o número de máquinas de hemodiálise em operação.

A padronização da quantidade de pacientes mensais para valores diários foi realizada conforme a equação  $Q_d = \frac{N_p \times 12}{24}$ , em que 12 representa o número médio de sessões mensais por paciente — consistente com o protocolo padrão de três sessões semanais preconizado pela Portaria MS nº 1.675/2018 [Brasil. Ministério da Saúde 2018] — e 24 representa o número médio de dias de funcionamento mensal adotado pelas unidades de hemodiálise no estado, conforme levantamento realizado junto às unidades cadastradas no DATASUS. A transformação baseada na capacidade operacional das máquinas seguiu a equação  $Q_d = N_m \times 3$ , onde 3 representa o número de turnos diários operados pelas unidades, valor modal identificado no levantamento de campo.

A partir da aplicação dessas equações, foi possível obter uma estimativa consistente da capacidade diária de atendimento das unidades. Esses valores representam os polos de destino no modelo, apresentados de forma consolidada na Tabela 1.

**Tabela 1. Distribuição da Oferta Máxima Diária de Hemodiálise por Município-Polo**

Município	Oferta	Município	Oferta
Açailândia	108	Imperatriz	366
Bacabal	145	Pedreiras	51
Balsas	40	Pinheiro	276
Barreirinhas	78	Presidente Dutra	65
Carutapera	27	Santa Inês	75
Caxias	186	São Luís	957
Chapadinha	90	Timon	84
Codó	38		

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do DATASUS e levantamento de campo.

**Construção da Matriz de Custos/Distâncias:** Para a obtenção das distâncias entre os municípios de residência dos pacientes (demanda) e as unidades de tratamento (oferta), utilizou-se a plataforma *Google Maps*, por meio da demarcação do ponto de partida até o respectivo ponto de atendimento. As distâncias foram calculadas em quilômetros, considerando os trajetos viários sugeridos pela ferramenta, de modo a representar de forma mais realista os deslocamentos rodoviários efetivamente realizados, superando as limitações do cálculo de distância em linha reta.

Os valores obtidos compõem a matriz de custos do modelo. A Tabela 2 reúne, de forma resumida, alguns pares entre municípios de residência e unidades de tratamento considerados nas instâncias de validação.

**Tabela 2. Amostra das Distâncias entre Municípios de Origem e Polos de Atendimento**

Município de Residência	Polo de Atendimento	Distância (km)
Afonso Cunha	Açailândia	467,20
Alcântara	Bacabal	207,04
Aldeias Altas	Balsas	505,01
Altamira do Maranhão	Barreirinhas	332,44
Alto Alegre do Maranhão	Carutapera	377,20

Fonte: Elaboração própria.

A soma total da demanda extraída do DATASUS para os 217 municípios resultou em  $\sum_{i \in I} b_i = 1.535$  pacientes/dia, valor inferior à capacidade total instalada de  $\sum_{j \in J} a_j = 2.586$  vagas/dia, confirmando a viabilidade do sistema e a existência de solução viável para ambos os modelos propostos.

### 3.2. Modelagem do Cenário Atual (Heurística Gulosa)

Para avaliar os ganhos propostos pelos modelos matemáticos de otimização, o cenário atual de funcionamento da rede estadual foi simulado por meio de uma heurística gulosa [Cormen et al. 2022]. Nesta abordagem, cada paciente é direcionado ao centro de hemodiálise mais próximo de sua origem, desde que existam vagas ociosas.

Quando a capacidade do centro mais próximo é integralmente atingida, o paciente passa a ser alocado no centro subsequente da lista de distâncias. O Algoritmo 1 descreve o pseudocódigo dessa simulação, que reflete uma decisão estritamente local e intuitiva, amplamente recorrente na gestão empírica do sistema público de saúde.

---

**Algoritmo 1** Heurística Gulosa para Alocação de Pacientes em Hemodiálise.

---

```
1: Para cada centro  $j \in J$  Faça
2:    $a_j^{disp} \leftarrow a_j$ 
3: Fim Para
4: Para cada município  $i \in I$  Faça
5:   Ordenar os centros  $j \in J$  por  $d_{ij}$  (ordem crescente)
6:   Para cada paciente  $p = 1$  até  $b_i$  Faça
7:     Para cada centro  $j$  na lista ordenada Faça
8:       Se  $a_j^{disp} > 0$  Então
9:          $x_{ij} \leftarrow x_{ij} + 1$ 
10:         $a_j^{disp} \leftarrow a_j^{disp} - 1$ 
11:       break
12:     Fim Se
13:   Fim Para
14: Fim Para
15: Fim Para
```

---

## 4. Resultados e Discussão

Nesta seção, analisam-se os resultados obtidos a partir da aplicação dos modelos matemáticos à rede de hemodiálise do Maranhão, comparando a prática atual (Heurística Gulosa) com os modelos PLI e PLIM. As três abordagens foram implementadas em Python 3.10; os modelos matemáticos utilizaram a biblioteca PuLP [Mitchell et al. 2011] com o solver CBC (versão 2.10.2), executados em um processador Intel Core i7 (5,0 GHz), 16 GB de RAM, sob Ubuntu. A Heurística Gulosa convergiu em 0,00066 s; o Modelo PLI foi resolvido até a otimalidade em 0,04 s (gap de 0%); o Modelo PLIM demandou 4,88 s (gap de 0%), reflexo da introdução das variáveis binárias  $y_{ij}$  e da variável contínua  $\lambda$ .

### 4.1. Modelo PLI: Eficiência Logística Global

A solução do Modelo PLI resultou em um custo total de 102.858,91 km, redução de 10,3% frente à Heurística Gulosa (114.690,89 km). A mediana de deslocamento por paciente caiu de 68,70 km para 59,20 km, e a rota mais longa reduziu de 399,93 km (Tasso Frágoso → Imperatriz) para 229,06 km (São Félix de Balsas → Balsas). A distribuição entre polos tornou-se mais equilibrada, embora São Luís ainda concentre 374 pacientes (24,4% do total) e polos como Carutapera e Timon permaneçam subutilizados, com 17 e 26 pacientes frente a capacidades de 27 e 84 vagas, respectivamente.

## 4.2. Modelo PLIM: Critério de Equidade

Apesar da eficiência do PLI, a minimização global pode mascarar desequilíbrios individuais: o modelo aceita penalizar pontualmente alguns pacientes se isso reduzir a média geral. Para corrigir esta assimetria, o Modelo PLIM incorpora a variável *minimax*  $\lambda$ , respondendo objetivamente à pergunta: *alguém está viajando longe demais?*

Conforme a Tabela 3, o foco em justiça espacial elevou o custo total para 169.941,93 km (+48,1% vs. atual). Este aumento, contudo, deve ser interpretado à luz do objetivo explícito do modelo: o PLIM rejeita 110 rotas presentes no PLI — incluindo todas as rotas acima de 208 km — e abre 112 novas rotas com distâncias controladas abaixo de 202 km.

**Tabela 3. Comparação dos Custos Totais de Deslocamento nos Diferentes Cenários**

Modelo Adotado	Custo Total (km)	Varição vs. Atual
Heurística Gulosa (Atual)	114.690,89	-
Modelo PLI (Eficiência)	102.858,91	-10,3%
Modelo PLIM (Equidade)	169.941,93	+48,1%

Fonte: Elaboração própria.

O impacto estrutural nos polos é evidenciado na Tabela 4: São Luís reduz sua carga de 374 para 247 pacientes; Pinheiro atinge capacidade máxima (276 vagas); Barreirinhas e Carutapera atingem 100% de ocupação; e Timon salta de 26 para 66 pacientes. O modelo PLIM força a rede a operar próxima de sua capacidade distribuída, atenuando a dependência da capital e maximizando o uso dos polos interioranos — comportamento alinhado às diretrizes de regionalização do SUS [Maranhão. Secretaria de Estado da Saúde 2020].

## 4.3. Análise Comparativa

A Figura 2 permite comparar visualmente a estrutura espacial das três soluções. Na representação, marcadores vermelhos indicam os polos de tratamento e cada aresta denota o fluxo de alocação de um grupo de pacientes, sendo seu comprimento um indicador direto do custo logístico imposto.

Na Figura 2a, observam-se fluxos longos e geograficamente incoerentes: a rota Tasso Fragoso → Imperatriz (399,93 km) exemplifica o efeito cascata da heurística, em que a saturação de centros intermediários força pacientes a percorrer distâncias extremas. Na Figura 2b, os fluxos reorganizam-se em leques regionalmente coerentes, com cada polo atendendo predominantemente sua área de influência natural. Na Figura 2c, a rede torna-se mais dispersa: polos interioranos como Pinheiro, Barreirinhas e Timon ampliam significativamente sua participação, enquanto São Luís reduz sua concentração, resultado direto da minimização de  $\lambda$ .

A Figura 3 consolida essa análise por meio da Função de Distribuição Acumulada Empírica (ECDF). A curva vermelha (Heurística) apresenta mediana de 68,70 km e cauda estendida até 400 km. A curva azul (PLI) desloca-se para a esquerda, com mediana de 59,20 km e máximo de 229 km, comprovando a eficácia da otimização global. A curva

**Tabela 4. Síntese Quantitativa do Atendimento nos 15 Polos do Maranhão**

<b>Polo</b>	<b>Cap. Diária</b>	<b>Atend. (PLI)</b>	<b>Atend. (PLIM)</b>
Açailândia	108	54	60
Bacabal	145	145	145
Balsas	40	40	40
Barreirinhas	78	33	78
Carutapera	27	17	27
Caxias	186	173	144
Chapadinha	90	90	90
Codó	38	38	38
Imperatriz	366	148	133
Pedreiras	51	51	51
Pinheiro	276	206	276
Presidente Dutra	65	65	65
Santa Inês	75	75	75
São Luís	957	374	247
Timon	84	26	66

Fonte: Elaboração própria.

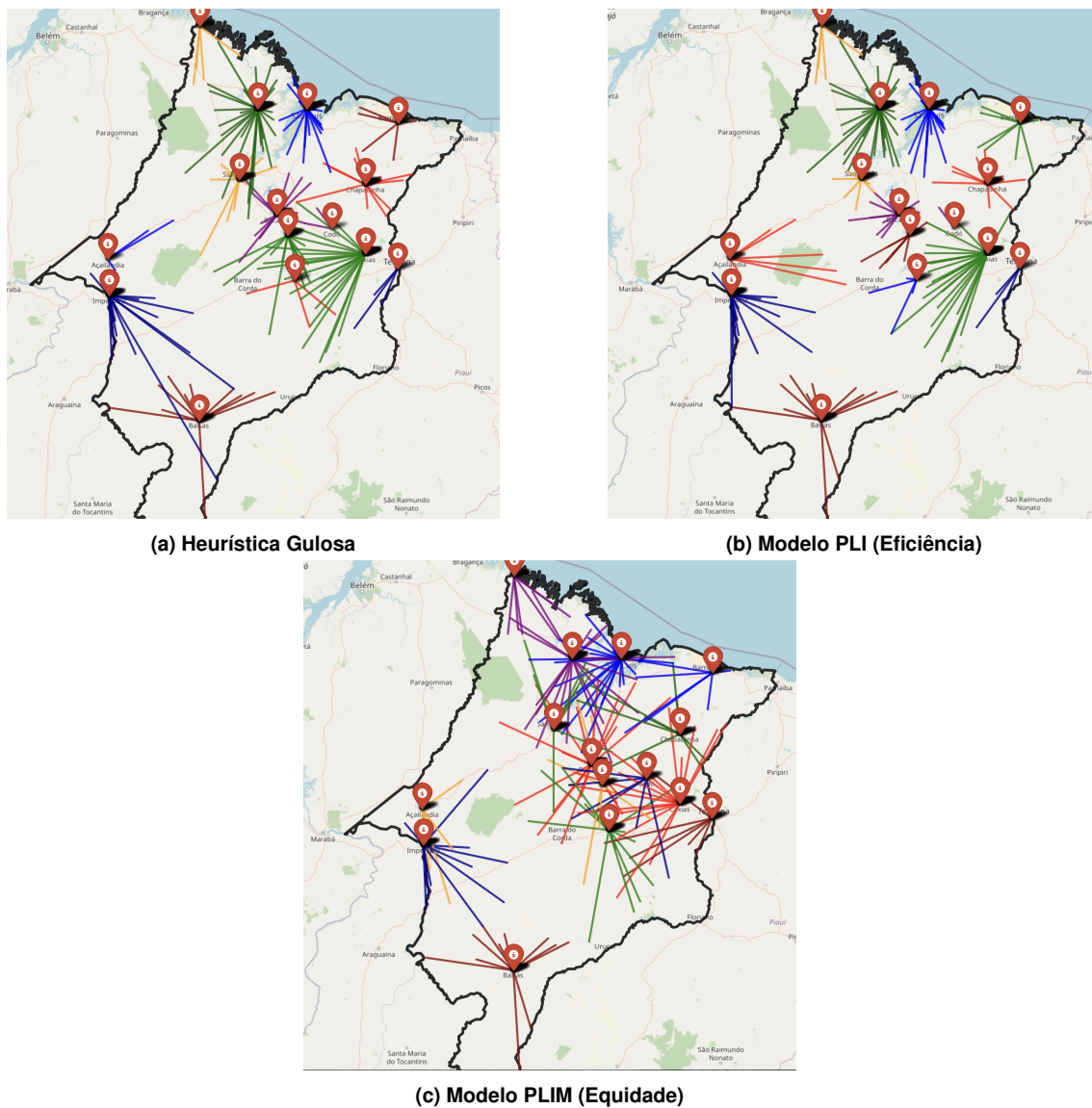
verde (PLIM) apresenta mediana mais elevada (118,05 km), mas encerra-se em 202 km, o menor valor máximo entre os três métodos.

Em síntese, o Modelo PLIM entrega uma redução de 49,5% no deslocamento máximo individual em relação ao cenário atual (de 400 km para 202 km), ao custo de uma elevação de 55,3% na mediana (de 68,70 km para 118,05 km). Este *trade-off* quantificado constitui a principal contribuição gerencial do estudo: gestores públicos dispõem de uma métrica objetiva para negociar entre eficiência agregada e proteção aos pacientes mais vulneráveis, em consonância com os princípios de universalidade e equidade do SUS.

## 5. Conclusões

Este trabalho comparou a prática empírica de alocação de pacientes em hemodiálise no Maranhão, baseada em heurística gulosa, a modelos exatos de Pesquisa Operacional. O Modelo PLI reduziu o custo logístico total em 10,3%, enquanto o Modelo PLIM, ao minimizar o maior deslocamento individual via variável *minimax*  $\lambda$ , reduziu o pior caso de 400 km para 202 km — uma redução de 49,5% — ao custo de uma elevação de 55,3% na mediana. Este *trade-off* quantificado traduz matematicamente o princípio de equidade do SUS: proteger os pacientes mais vulneráveis exige redistribuição ativa da carga assistencial, o que implica custo agregado maior.

Os modelos propostos configuram-se como ferramentas de apoio à tomada de decisão para gestores públicos, evidenciando, com base em dados concretos, as macrorregiões onde a infraestrutura de saúde deve crescer prioritariamente. Para trabalhos futuros, recomenda-se: (i) a expansão para um modelo Multiobjetivo (MOMILP), traçando a Fronteira de Pareto entre custo total e deslocamento máximo, possibilitando aos gestores selecionar soluções de compromisso conforme sua política de equidade; (ii) a validação com dados reais e georeferenciados, coletados diretamente junto às Secretarias de Saúde, substituindo as estimativas de capacidade derivadas do DATASUS por registros operaci-

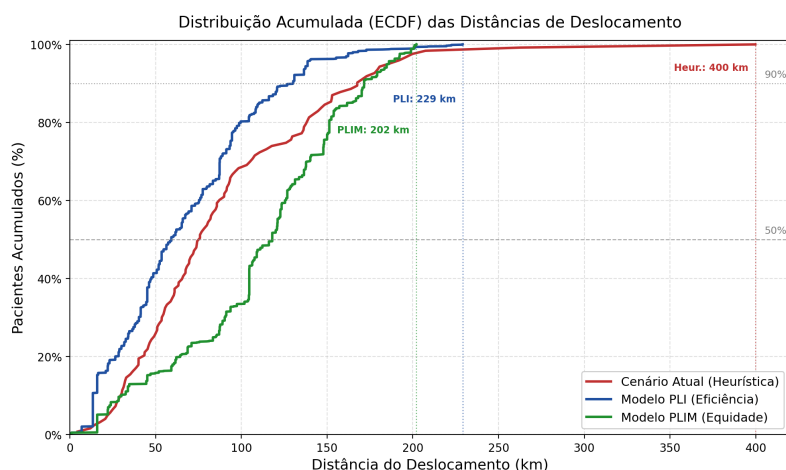


**Figura 2. Distribuição Espacial do Atendimento nos Métodos Heurístico, PLI e PLIM.**

onais auditados; (iii) a incorporação de um índice de criticidade clínica do paciente na formulação, atribuindo pesos diferenciados à distância em função do estágio da DRC, comorbidades ou fragilidade funcional, de modo que pacientes mais debilitados sejam preferencialmente alocados a polos mais próximos; (iv) a integração com variações do Problema de Roteamento de Veículos (VRP) para o planejamento operacional de frotas de transporte sanitário; e (v) simulações de estresse estrutural, removendo temporariamente polos de alta capacidade como São Luís, para avaliar a resiliência e os pontos críticos de saturação da rede assistencial.

## Referências

Adelhütte, D., Braun, K., and Liers, F. (2024). Minimizing delays of patient transports with incomplete information: A modeling approach based on the vehicle routing problem. *OR*



**Figura 3. ECDF das distâncias de deslocamento dos pacientes em hemodiálise no Maranhão.**

*Spektrum.*

Angelo, P. P. D., Mufato, L. F., Oliveira, D. d. C., Rocha, R. P. d. S., Zaniolo, L. M., and Rocha, R. A. d. S. (2018). A máquina que sustenta a vida, limita sonhos: cotidiano das pessoas com doença renal crônica e seus deslocamentos.

Brasil. Ministério da Saúde (2018). Portaria n° 1.675, de 7 de junho de 2018. dispõe sobre os critérios para a organização, o planejamento e o financiamento do cuidado da pessoa com doença renal crônica no âmbito do sistema Único de saúde (sus). Diário Oficial da União, Brasília, DF. Acesso em: 10 jan. 2026.

Bülbul, K., Ulusoy, G., and Şen, A. (2008). Classic transportation problems.

Cappart, Q., Thomas, C., Schaus, P., and Rousseau, L.-M. (2018). A constraint programming approach for solving patient transportation problems. In *International conference on principles and practice of constraint programming*, pages 490–506. Springer.

Castaño, F. and Velasco, N. (2021). A network flow-based model for operations planning in home health care delivery. *The International Journal of Logistics Management*, 32(1):68–95.

Clímaco, G., Gonzalez, P. H., Ribeiro, G. M., Mauri, G. R., and Simonetti, L. (2019). A biased random-key genetic algorithm for the traffic counting location problem. In *2019 8th Brazilian Conference on Intelligent Systems (BRACIS)*, pages 275–280. IEEE.

Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., and Stein, C. (2022). *Introduction to algorithms*. MIT press.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2):182–197.

Eben-Chaime, M. and Pliskin, J. S. (1992). Incorporating patient travel times in decisions about size and location of dialysis facilities. *Medical Decision Making*, 12(1):44–51.

Gomes, C. E. V., Clímaco, G., de Carvalho, J. A. F. N., and Quintanilha, D. B. P. (2024). Modelagem matemática para a alocação de leitos de uti com diferentes tipos de leitos e taxa de

- ocupação. In *Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde (SBCAS)*, pages 226–237. SBC.
- Hillier, F. S. and Lieberman, G. J. (2013). *Introdução à pesquisa operacional*. McGraw-Hill Brasil.
- Lima, A. C., Januário, M. C., Lima, P. T., de Moura, W., et al. (2015). Datasus: o uso dos sistemas de informação na saúde pública. *Refas-Revista Fatec Zona Sul*, 1(3):16–31.
- Maranhão. Secretaria de Estado da Saúde (2020). Plano estadual de saúde (pes). Technical report, Governo do Estado do Maranhão, São Luís. Acesso em: 23 fev. 2026.
- Mitchell, S., OSullivan, M., and Dunning, I. (2011). Pulp: a linear programming toolkit for python. *The University of Auckland, Auckland, New Zealand*, 65(25):2011.
- Nasir, J. A., Kuo, Y.-H., and Cheng, R. (2022). Clustering-based iterative heuristic framework for a non-emergency patients transportation problem. *Journal of Transport & Health*, 26:101411.
- Nerbass, F. B., Lima, H. N., Moura-Neto, J. A., Lugon, J. R., and Sesso, R. (2023). Censo brasileiro de diálise 2022. *Brazilian Journal of Nephrology*, 46(2):e20230062.
- Romão Junior, J. E. (2004). Doença renal crônica: Definição, epidemiologia e classificação. *Brazilian Journal of Nephrology*, 26(3):1–3. Suppl. 1.
- Shehadeh, K. S. (2023). Distributionally robust optimization approaches for a stochastic mobile facility fleet sizing, routing, and scheduling problem. *Transportation Science*, 57(1):197–229.
- Tian, F. F., Hall, Y. N., Griffin, S., Kranze, T., Marcella, D., Watnick, S., and O’Hare, A. M. (2023). The complex patchwork of transportation for in-center hemodialysis. *Journal of the American Society of Nephrology*, 34(10):1621–1627.
- Wolsey, L. A. (2020). *Integer programming*. John Wiley & Sons.
- Xiao, L., Dridi, M., Hajjam El Hassani, A., Fei, H., and Lin, W. (2018). An improved cuckoo search for a patient transportation problem with consideration of reducing transport emissions. *Sustainability*, 10(3):793.