

Uma Heurística Gulosa e um Modelo de Otimização Inteira Mista para o Agendamento de Pacientes no Contexto da Pesquisa sobre Disfunção Temporomandibular

Guilherme Ramon Rodrigues da Silva
Francisco Jose Monaco
Maristela Oliveira Santos

Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação (ICMC), Universidade de São Paulo
Av. Trabalhador São-carlense, 400 - Centro, CEP 13566-590, São Carlos - SP.

guilhermerrrs@usp.br
monaco@usp.br
mari@icmc.usp.br

Juliana Homem Padilha Spavieri

Centro de Ciências Biológicas e da Saúde, Universidade Federal de São Carlos
Rodovia Washington Luiz, Km 235 – Caixa Postal 676 – CEP: 13.565-905, São Carlos, SP

jspavieri@estudante.ufscar.br

RESUMO

Este artigo aborda o problema de Agendamento de Pacientes no contexto da Pesquisa sobre Disfunção Temporomandibular. A imprevisibilidade de se conduzir um estudo com pacientes a longo prazo dificulta a previsão de parâmetros importantes, como sua duração. Isso se deve às ausências dos pacientes, além da dificuldade que enfrentam para conciliar o tempo disponível para participar do estudo. Neste artigo, buscamos resolver o Problema de Agendamento de Pacientes para uma Pesquisa sobre Disfunção Temporomandibular. Foi elaborada uma heurística construtiva e um modelo de otimização inteira mista (MIP) para fornecer escalas que permitam a tomada de decisão dos responsáveis pelo estudo, de modo a obter boas estimativas sobre sua conclusão e a necessidade de contratação de mais fisioterapeutas para o estudo. A heurística e o modelo foram testados em uma instância com a disponibilidade real fornecida pelos próprios pacientes e em quatro instâncias sintéticas que simulam diferentes cenários de agendamento.

PALAVRAS CHAVE. Agendamento de Exames Clínicos, Heurística Gulosa, Modelagem Matemática.

SA - PO na Área de Saúde, OD - Otimização Discreta

ABSTRACT

This article approaches the Patient Scheduling Problem within a context of a Research in Temporomandibular Dysfunction. Conducting a long term study with patients is a task full of unpredictability. Thus, it is hard to predict important parameters such as the duration of the study. This is due to patient's absences and the difficulty of conciling patient's personal schedules for taking part in the study. This project aims to solve this Patient Scheduling Problem within a context of a research in Temporomandibular Dysfunction. A constructive heuristics and a mixed integer mathematical model were made to support decision-making of the responsible of the study, so they can have good estimatives of its duration and whether it is needed to hire more physiotherapists for the study. The heuristics and the model were tested in a instance with the availability of real world patients and four generated instances that simulates different scheduling scenarios.

KEYWORDS. Clinical Trial Scheduling, Greedy Heuristic, Mathematical Model

SA - OR in Health, OD - Discrete Optimization

1. Introdução

Este artigo explora o Problema de Agendamento de Ensaio Clínicos no contexto de uma pesquisa de doutorado sobre Disfunção Temporomandibular (DTM). Em cenários de saúde, a necessidade de agendar eventos é extremamente importante e está presente em diversos setores da área. Entre os exemplos, destacam-se o Problema de Escalonamento de Equipes de Enfermagem, que busca montar uma escala para a equipe, considerando a demanda do hospital, legislações trabalhistas e a disponibilidade dos(as) enfermeiros(as) [Ceschia et al., 2023], e o Problema de Planejamento e Agendamento de Leitos Cirúrgicos [Al Amin et al., 2025], dentre outros.

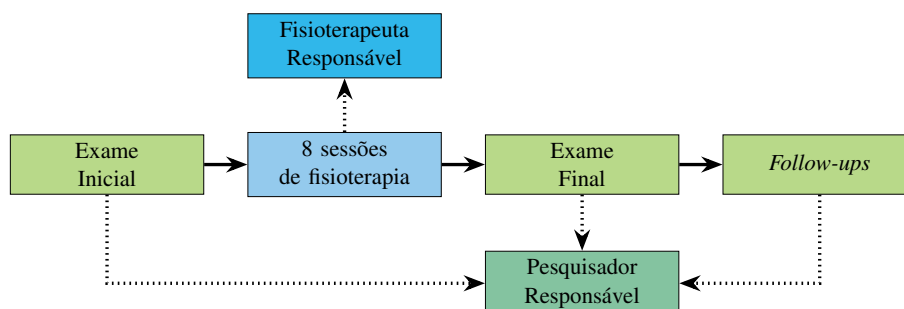
Um problema de agendamento que se assemelha ao descrito neste trabalho é aquele relacionado aos agendamentos em ambulatórios. Klassen e Yoogalingam [2008] consideram um conjunto de pacientes cujos atendimentos devem ser designados de forma a minimizar o tempo de espera no ambulatório e reduzir o número de médicos ociosos. Deve-se considerar que, no decorrer da elaboração da escala, diversas demandas imprevisíveis surgem para os médicos - telefonemas, preenchimento de fichas - consumindo seu tempo e aumentando o tempo de espera dos pacientes. Um outro problema que incorpora imprevistos ao agendar pacientes ocorre em clínicas. Em Dogru et al. [2023], são definidos dois grupos de pacientes: aqueles que necessitam de atendimento imediato e aqueles que têm consultas agendadas. Ao realizar o agendamento, deve-se considerar a possibilidade do paciente não comparecer ou não ser pontual, o que pode atrasar a conclusão de todos os atendimentos necessários no dia. Para uma revisão da literatura sobre o tema, destacam-se Ahmadi-Javid et al. [2017] e Niu et al. [2023], que discutem o problema de agendamento de pacientes em clínicas e hospitais, suas características e diferentes abordagens.

Para abordar o Problema de Agendamento de Pacientes para Ensaio Clínicos no contexto da pesquisa sobre Disfunção Temporomandibular, apresentamos, neste artigo, um algoritmo guloso e um modelo matemático de Programação Inteira Mista (MIP). Inicialmente, as abordagens propostas são validadas utilizando uma instância com restrições de disponibilidade de pesquisadores e pacientes. Além disso, as heurísticas gulosas e o modelo MIP são testados em instâncias geradas artificialmente, variando o número de pacientes, o tamanho da equipe de pesquisa e a disponibilidade de tempo de todos os agentes. Esses testes têm como objetivo apoiar a tomada de decisões da equipe de pesquisa, por exemplo, na determinação da necessidade de mais fisioterapeutas. A qualidade do agendamento é avaliada de acordo com a duração dos experimentos e a adesão ao intervalo de tempo esperado entre as sessões de pacientes e os acompanhamentos (*follow-ups*). Tanto a heurística gulosa quanto o modelo MIP apresentam opções de reagendamento, permitindo que o experimento continue, apesar das ausências de pacientes.

2. Descrição do Problema

Este artigo considera o cenário de agendamento de sessões dentro do contexto de uma pesquisa de doutorado sobre a Disfunção Temporomandibular (DTM). A pesquisa de doutorado estuda os efeitos de um Programa de Educação em Ciências da Dor em pacientes com DTM crônica dolorosa, uma condição musculoesquelética que afeta as estruturas de mastigação e possui uma etiologia complexa e multifatorial. Essa desordem pode estar associada a enxaqueca e dor cervical. Uma abordagem biopsicossocial é recomendada para o tratamento dessas desordens, considerando a natureza multifatorial da etiologia da DTM. A responsável pela pesquisa convida participantes que passarão por um processo de triagem para identificar aqueles com diagnóstico confirmado de DTM, de acordo com os Critérios Diagnósticos para Desordens Temporomandibulares (DC/TMD), com idades entre 20 e 60 anos, de ambos os sexos. Eles realizam um exame inicial antes de uma série de oito sessões de fisioterapia e um exame final. Há duas consultas de acompanhamento (*follow-ups*) que também são realizadas pelo pesquisador. Todos esses exames são realizados presencialmente. O fluxo do tratamento e os profissionais da saúde responsáveis por cada etapa encontram-se descritos na Figura 1.

Figura 1: Fluxograma dos atendimentos propostos a um paciente e os profissionais da saúde responsáveis por cada etapa do processo



Ao abordar o problema, consideramos que há um grupo de pesquisadores que pode realizar exames iniciais e *follow-ups*, e um grupo de fisioterapeutas que realiza o tratamento em oito sessões. Ambas as equipes estão disponíveis apenas de segunda a sexta-feira, em um número limitado de horários. Cada horário tem a duração de duas horas, resultando em um tempo livre de 30 minutos após os 90 minutos que as sessões e consultas duram. As sessões de exame e fisioterapia devem ocorrer em intervalos semanais, evitando o agendamento de pacientes antes ou depois de sete dias. Pode haver um mínimo de três a quatro dias entre as consultas, mas somente se necessário. Atrasos também devem ser evitados, porém, podem ocorrer devido a feriados e limitações de disponibilidade para reagendamentos. As sessões de acompanhamento devem acontecer 90 e 180 dias após a primeira consulta de tratamento, sendo tolerável que ocorram poucos dias antes ou depois do ideal. O exame inicial, final e os *follow-ups* devem ser realizados pelo mesmo pesquisador. As oito sessões de fisioterapia também devem ser conduzidas pelo mesmo fisioterapeuta a fim de manter a uniformidade do estudo e tratamento.

De acordo com a responsável pela pesquisa de doutorado, pacientes faltam frequentemente às sessões e exames, portanto, é importante que a solução proposta seja capaz de realizar o reagendamento, modificando o mínimo possível o cronograma já estabelecido. Além disso, diversos pacientes possuem horários muito restritos, sendo difícil conciliá-los e respeitar os intervalos esperados desta consulta. Assim, um bom agendamento e ferramentas de suporte à decisão são importantes para determinar a duração do estudo e se há a necessidade de ampliar o quadro de profissionais (fisioterapeutas e pesquisador) que atuam no estudo.

3. Modelo Matemático

Para abordar o problema, desenvolveu-se um modelo MIP que considera as necessidades do estudo. É importante ressaltar que o modelo possui flexibilidade para estudos análogos ao de DTM, compostos por equipes distintas de profissionais responsáveis por diferentes períodos do tratamento. Para isso, basta alterar parâmetros como C^R e C^F .

3.1. Agendamento

Conjuntos e parâmetros

$D \rightarrow$ Conjunto de dias d no horizonte de planejamento, $d \in D$

$S \rightarrow$ Conjunto de *slots* de tempo s no horizonte de planejamento, $s \in S$

$I \rightarrow$ Conjunto de todos os pacientes i da pesquisa, $i \in I$

$R \rightarrow$ Conjunto de pesquisadores r , $r \in R$

$F \rightarrow$ Conjunto de fisioterapeutas f , $f \in F$

- $P \rightarrow$ Conjunto de todos os profissionais da saúde $p, p \in P$. $P = R \cup F$
 $C^R \rightarrow$ Conjunto de todos os atendimentos que devem ser realizados por um pesquisador (os exames inicial e final, assim como os *follow-ups*)
 $C^F \rightarrow$ Conjunto de todos os atendimentos que devem ser realizados por um fisioterapeuta (as oito sessões de tratamento que ocorrem entre os exames de admissão e o final)
 $C \rightarrow$ Conjunto de todos os atendimentos/consultas c realizadas por qualquer profissional da saúde, $c \in C$. $C = C^R \cup C^F$
 $U \rightarrow$ Conjunto de consultas de follow-up $u, u \in U$
 $T \rightarrow$ Conjunto de todas as consultas de tratamento, exames e *follow-ups* $t, t \in T$. $T = U \cup C$
 $l_d \rightarrow$ Número de dias entre o dia $d, d \in D$, em relação ao primeiro dia do horizonte de planejamento
 $O_{c_1 c_2} \rightarrow$ Ordem dos exames e sessões de tratamento. 1 se o atendimento c_2 deve ser agendado após o atendimento c_1 , 0 caso contrário. $c_1, c_2 \in C$
 $c^0 \rightarrow$ Primeiro atendimento (o exame de inicial). $c^0 \in C \mid O_{c^0 c_n} = 0 \forall c_n \in C$
 $a^{otimo} \rightarrow$ Intervalo ótimo entre exames e sessões de tratamento (entre todas as consultas) c
 $a^{min} \rightarrow$ Intervalo mínimo entre exames e sessões de tratamento (entre todas as consultas) c
 $b_u^{otimo} \rightarrow$ Intervalo ótimo entre o follow-up u e o exame de admissão
 $b_u^{min} \rightarrow$ Número mínimo de dias entre o follow-up u e o exame de admissão
 $N_{ds}^i \rightarrow$ 1 se o paciente i pode ser agendado no dia d no slot de tempo s . 0 caso contrário
 $N_{ds}^p \rightarrow$ 1 se o profissional p pode trabalhar no dia d no slot de tempo s . 0 caso contrário
 $w_{under}^{consultas} \rightarrow$ Penalidade ao agendar um dos atendimentos c com um intervalo de tempo entre seu antecessor menor que o valor ótimo a^{otimo}
 $w_{over}^{consultas} \rightarrow$ Penalidade ao agendar um dos atendimentos c com um intervalo de tempo entre seu antecessor maior que o valor ótimo a^{otimo}
 $w_{under}^{follow} \rightarrow$ Penalidade ao agendar o follow-up u com um intervalo de tempo entre o exame inicial menor que o valor ótimo b^{otimo}
 $w_{over}^{follow} \rightarrow$ Penalidade ao agendar o follow-up u com um intervalo de tempo entre o exame inicial maior que o valor ótimo b^{otimo}
 $w^{duracao} \rightarrow$ Penalidade por estender o experimento além do tempo mínimo necessário

Variáveis de Decisão

- $x_{ds}^{it} \rightarrow$ 1 se o paciente i possui um atendimento t no dia d no slot s . 0 caso contrário
 $k_{ir}^P \rightarrow$ 1 se o paciente i está designado ao pesquisador r . 0 caso contrário
 $k_{if}^F \rightarrow$ 1 se o paciente i está designado ao fisioterapeuta f . 0 caso contrário
 $v_{ds}^{ip} \rightarrow$ 1 se o paciente i sendo atendido pelo profissional p no dia d no slot s . 0 caso contrário
 $y_{ic}^{over} \rightarrow$ Número de dias que uma consulta c do paciente i supera o valor de a^{otimo} . $y_{ic}^{over} \in \mathbb{R}$
 $y_{ic}^{under} \rightarrow$ Número de dias que uma consulta c do paciente i é menor que o valor de a^{otimo} . $y_{ic}^{under} \in \mathbb{R}$
 $z_{iu}^{over} \rightarrow$ Número de dias que uma consulta de follow-up u do paciente i supera o valor de b^{otimo} . $z_{iu}^{over} \in \mathbb{R}$
 $z_{iu}^{under} \rightarrow$ Número de dias que uma consulta de follow-up u do paciente i é menor que o valor de b^{otimo} . $z_{iu}^{under} \in \mathbb{R}$

$q \rightarrow$ Número de dias que durará o estudo. $z_{iu}^{over} \in \mathbb{Z}$

$$\min \sum_{i \in I} \sum_{c \in C} (y_{ic}^{over} * w_{over}^{consultas} + y_{ic}^{under} * w_{under}^{consultas}) + \sum_{i \in I} \sum_{u \in U} (z_{iu}^{over} * w_{over}^{follow} + z_{iu}^{under} * w_{under}^{follow}) + q * w^{duracao} \quad (FO)$$

$$\sum_{f \in F} k_{if}^F = 1 \quad \forall i \in I \quad (HC1.a)$$

$$\sum_{r \in R} k_{ir}^P = 1 \quad \forall i \in I \quad (HC1.b)$$

$$\sum_{d \in D} \sum_{s \in S} x_{ds}^{it} = 1 \quad \forall i \in I, t \in T \quad (HC2)$$

$$\sum_{c_f \in C^F} x_{ds}^{ic_f} + k_{if}^F \leq 1 + v_{ds}^{if} \quad \forall i \in I, f \in F, d \in D, s \in S \quad (HC3.a)$$

$$\sum_{c_r \in C^R} x_{ds}^{ic_r} + \sum_{u \in U} x_{ds}^{iu} + k_{ir}^P \leq 1 + v_{ds}^{ir} \quad \forall i \in I, r \in R, d \in D, s \in S \quad (HC3.b)$$

$$\sum_{i \in I} v_{ds}^{ip} \leq N_{ds}^p \quad \forall p \in P, d \in D, s \in S \quad (HC4)$$

$$\sum_{t \in T} x_{ds}^{it} \leq N_{ds}^i \quad \forall i \in I, d \in D, s \in S \quad (HC5)$$

$$\sum_{d \in D} \sum_{s \in S} x_{ds}^{ic_b} * l_d - \sum_{d \in D} \sum_{s \in S} x_{ds}^{ic_a} * l_d - y_{ic}^{over} + y_{ic}^{under} = a^{otimo} \quad \forall i \in I, c_a, c_b \in C \mid O_{c_a c_b} = 1 \quad (HC6)$$

$$\sum_{d \in D} \sum_{s \in S} x_{ds}^{iu} * l_d - \sum_{d \in D} \sum_{s \in S} x_{ds}^{ic_0} * l_d - z_{iu}^{over} + z_{iu}^{under} = b_u^{otimo} \quad \forall i \in I, u \in U \quad (HC7)$$

$$y_{ic}^{under} \leq a^{min} \quad \forall i \in I, c \in C \quad (HC8.a)$$

$$z_{iu}^{under} \leq b^{min} \quad \forall i \in I, u \in U \quad (HC8.b)$$

$$q \geq v_{ds}^{ip} * l_d \quad \forall i \in I, p \in P, d \in D, s \in S \quad (HC9)$$

(1)

A função objetivo FO minimiza a duração do experimento e a quantidade de dias acima e abaixo do esperado para exames, consultas de tratamento e *follow-ups*. HC1.a e HC1.b asseguram

que cada paciente seja associado a somente um fisioterapeuta e pesquisador responsável, respectivamente. HC2 garante que todas os atendimentos sejam agendados. Verifica-se em quais *slots* de tempo um profissional está trabalhando e com qual paciente em HC3.a e HC3.b. Impede-se que um profissional atenda mais de um paciente ao mesmo tempo ou que ele trabalhe em um *slot* indisponível em HC4. A indisponibilidade dos pacientes é respeitada por meio de HC5. Computa-se a quantidade de dia acima ou abaixo do ideal entre consultas consecutivas em HC6. Calcula-se o desrespeito ao número ideal de dias do agendamento de um *follow-up* em HC7. HC8.a e HC8.b garantem um mínimo de dias entre as consultas e para os *follow-ups*, respectivamente. A duração de dias do estudo é obtida em HC9.

3.2. Reagendamento

Para o reescalonamento, mantém-se o modelo anterior, proposto na Seção 3.1, incluindo a função objetivo e as restrições.

Parâmetros adicionais

H_{ds}^{it} → histórico de atendimentos já agendados. 1 caso o paciente i possui um atendimento t , no dia d , no *slot* de tempo s , 0 caso contrário

G_{ip} → a partir do histórico de atendimentos já agendados, a relação de profissionais da saúde (um pesquisador e um fisioterapeuta) que são responsáveis pelo acompanhamento do paciente. 1 caso o paciente i é associado a profissional p , 0 caso contrário

d^r → primeiro dia em que se pode agendar novas consultas ou reagendamentos. $d^r \in D$

Restrições

$$x_{ds}^{it} \geq H_{ds}^{it} \quad \forall i \in I, t \in T, d \in D, s \in S \quad (\text{HC10.a})$$

$$x_{ds}^{it} \geq H_{ds}^{it} \quad \forall i \in I, t \in T, d \in D, s \in S \mid d \leq d^r \quad (\text{HC10.b})$$

$$k_{if}^F \geq G_{if} \quad \forall i \in I, f \in F \quad (\text{HC11.a})$$

$$k_{ir}^P \geq G_{ir} \quad \forall i \in I, r \in R \quad (\text{HC11.b})$$

(2)

Garante-se que as sessões já agendadas permaneçam marcadas em HC10.a. Impede-se que sejam agendadas consultas em dias passados em HC10.b. As relações entre paciente-fisioterapeuta e paciente-pesquisador já estabelecidas é mantida, respectivamente, por HC11.a e HC11.b. Uma das vantagens deste modelo de reagendamento é que ele também pode ser utilizado para o agendamento de consultas no início do experimento, já que, não há atendimentos marcados. Assim, $H_{ds}^{it} = 0, \forall i \in I, t \in T, d \in D, s \in S$ e $d^r = 0$, conseqüentemente, inativando HC10.a e HC10.b. Sendo $G_{ip} = 0 \forall i \in I, p \in P$, tanto HC11.a quanto HC11.b permanecem inativas.

4. Heurística

Inicialmente, propõe-se um algoritmo guloso que tenta agendar (ou reagendar) cada paciente de acordo com sua disponibilidade e a dos profissionais responsáveis. A heurística trata, primeiramente, dos reagendamentos de *follow-ups* para aqueles pacientes que não precisam remarcar nenhuma sessão de fisioterapia ou exame. Depois, reagenda-se os pacientes que precisam mudar o dia de alguma sessão de fisioterapia (e, conseqüentemente, das demais sessões para respeitar o intervalo mínimo) ou o exame final. Por fim, reagenda-se os pacientes que precisaram mudar a data do seu exame inicial (logo, é necessário também reagendar todas as consultas subsequentes e os

follow-ups) e agenda-se os novos pacientes. A heurística busca realizar os agendamentos em exatos sete dias, ou o número exigido pelo *follow-up*. Caso não seja possível, agenda-se com um dia de antecedência, ou um dia de atraso, ou dois dias de antecedência, ou dois dias de atraso e assim sucessivamente, até atingir o número mínimo de dias. Nesse caso, o agendamento somente poderá ser posterior ao número ideal de dias. O algoritmo proposto também está descrito no Algoritmo 1.

Heurística gulosa 1 Heurística para agendamento e reagendamento de pacientes

Require: H, X ▷ Agendamentos marcados e nova escala
Require: I_f ▷ Pacientes em H que precisam reagendar algum *follow-up* em H
Require: I_c ▷ Pacientes em H que precisam reagendar sessões de fisioterapia ou o exame final
Require: I_{c0} ▷ Pacientes em H que precisam (re)agendar o exame inicial
1: $X \leftarrow H$ ▷ a nova escala mantém os agendamentos não remarcados da escala anterior
2: $I_f \leftarrow \text{ordena}(I_f)$ ▷ prioridade para os que precisam agendar o último *follow-up*
3: $I_c \leftarrow \text{ordena}(I_c)$ ▷ prioridade para o exame final e as últimas consultas de tratamento
4: **while** $I_f \neq \emptyset$ **do**
5: $i \leftarrow I_f$ ▷ i recebe o paciente com maior prioridade de I_f
6: $T_i \leftarrow X_i$ ▷ recebe os *follow-ups* que devem ser reagendados
7: $X_i \leftarrow \text{trySchedule}(T_i)$ ▷ tenta agendar os *follow-ups* faltantes
8: **end while**
9: **while** $I_c \neq \emptyset$ **do**
10: $i \leftarrow I_c$ ▷ i recebe o paciente com maior prioridade de I_c
11: $T_i \leftarrow X_i$ ▷ recebe os atendimentos que precisam ser remarcados
12: **while** $T_i \neq \emptyset$ **do**
13: $t \leftarrow T_i$ ▷ recebe o atendimento mais próximo
14: $X_i \leftarrow \text{trySchedule}(t)$ ▷ tenta agendar o atendimento t
15: **end while**
16: **end while**
17: **while** $I_{c0} \neq \emptyset$ **do**
18: $i \leftarrow I_{c0}$ ▷ i recebe um paciente de I_{c0}
19: $X_i \leftarrow \text{trySchedule}(c^0)$ ▷ tenta agendar o exame inicial
20: $T_i \leftarrow X_i$ ▷ recebe os *follow-ups* que devem ser reagendados
21: $X_i \leftarrow \text{trySchedule}(T_i)$ ▷ tenta agendar os *follow-ups* faltantes
22: $T_i \leftarrow X_i$ ▷ recebe o exame final e as consultas de tratamento/fisioterapia
23: $X_i \leftarrow \text{trySchedule}(T_i)$ ▷ tenta agendar os atendimento restantes
24: **end while**
25: Retorna nova agenda (X)

O Algoritmo 1 é a heurística gulosa que tenta agendar e reagendar os pacientes. Ela é inicializada recebendo a agenda atual (ou uma solução vazia), já com os atendimentos a serem remarcados apagados. Os pacientes são divididos e ordenados com os seguintes critérios:

1. Pacientes que precisam reagendar um ou dois *follow-ups*. É dada maior prioridade para aqueles que precisam reagendar só o último *follow-up*.
2. Pacientes que precisam reagendar o exame final.
3. Pacientes que precisam reagendar alguma consulta de fisioterapia - quanto mais próximo do fim do tratamento, maior é a prioridade do paciente.

4. Pacientes que precisam agendar ou reagendar o exame inicial.

Em resumo, a política de designação da heurística consiste em alocar os pacientes que exigem um número menor de realocações - um paciente que precisa remarcar a sessão de fisioterapia precisa remarcar todas as subsequentes, logo, exigindo maiores mudanças em sua própria agenda - e que estão mais próximos de concluir seu tratamento. Pacientes que se enquadram na mesma categoria, por exemplo, dois pacientes que precisam remarcar a quinta sessão de fisioterapia, são tratados de modo justo, sendo escolhidos pela heurística de modo aleatório para o reagendamento. Caso um paciente precise mudar a data de qualquer consulta que não seja o exame inicial, os *follow-ups* são mantidos, exceto se requisitado pelo paciente.

5. Resultados computacionais

As heurísticas foram implementadas em *Python 3.10.12* e utiliza-se o resolvidor comercial *Gurobi 12.0.1*. Os experimentos foram realizados em um *desktop* com processadores *Intel 12ª Gen Core i7-12700* em *Ubuntu 22.04.5 LTS (Jammy Jellyfish)*.

Os valores dos parâmetros para computar a função objetivo foram: $w_{under}^{consultas} = 1$; $w_{over}^{consultas} = 2$; $w_{under}^{follow} = 10$; $w_{over}^{follow} = 20$; $w^{duracao} = 1$. A escolha dos pesos visa penalizar atrasos, permitindo pequenos adiantamentos dos atendimentos. Penaliza-se mais a violação dos intervalos dos *follow-ups*.

5.1. Instância real

A fim de testar a heurística gulosa e o modelo matemático proposto, utilizou-se dados fornecidos pela própria pesquisadora de doutorado sobre a disponibilidade dos pacientes. Haja vista algumas incongruências no preenchimento de preferências, optou-se por excluir alguns pacientes e, em alguns casos, inseri-los como extremamente restritivos, isto é, com poucos horários (*slots*) de tempo disponíveis. As informações sobre a instância real encontram-se na Tabela 1. Além disso, mais informações sobre a indisponibilidade dos pacientes encontra-se na Tabela 2

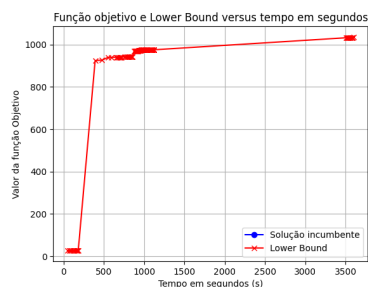
Tabela 1: Dados da instância real, incluindo informações sobre a indisponibilidade dos fisioterapeutas

Número de Pacientes	83
Número de Pesquisadoras	1
Número de Fisioterapeutas	2
Média de Indisponibilidade dos Fisioterapeutas	42,0%
Mediana da Indisponibilidade dos Fisioterapeutas	42,0%
Desvio Padrão	0,187

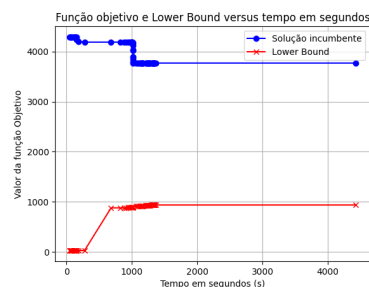
Tabela 2: Dados da indisponibilidade dos pacientes da instância real

Quantidade de Pacientes	Pacientes Totalmente Disponíveis	Média de Indisponibilidade	Mediana das Indisponibilidades	Desvio Padrão
83	31	51,6%	66,6%	0,412

Inicialmente, executou-se a heurística construtiva, a qual obteve uma solução factível em menos de dois minutos. A seguir, executou-se o modelo matemático com um tempo limite de 1 hora, tanto utilizando a solução fornecida pela heurística como inicialização quanto sem nenhuma solução inicial. O comportamento do **branch-and-cut** (*solver*) sem solução inicial heurística e sem ela encontra-se, respectivamente, na Figuras 2a e 2b.



(a) Solução incumbente e *lower bound* em modelo **sem** solução inicial



(b) Solução incumbente e *lower bound* em modelo **com** solução inicial

Figura 2: Comportamento da solução incumbente e do *Lower Bound* para a instância real executando o modelo em 3600 segundos (1h) sem e com uma solução inicial fornecida pela heurística gulosa construtiva

Observa-se na Figura 2a que a falta de uma solução inicial dificulta que o *solver* encontre uma solução inicial. Além disso, nota-se uma lentidão no crescimento do *lower bound* - esse fenômeno se repetirá nas instâncias sintéticas da Seção 5.2. Essa mesma dificuldade em melhorar o *lower bound* ocorre ao ser inserida uma solução inicial - ver Figura 2b. No entanto, ao fornecer a solução inicial para o *solver*, observa-se uma leve melhoria, sendo difícil concluir sua significância por não termos obtido garantia da optimalidade. Um comparativo dos métodos utilizados encontra-se na Tabela 3.

Tabela 3: Resultados da heurística gulosa, modelo e do modelo com solução inicial da heurística

Método	Melhor Solução	Tempo	Melhor Lower Bound
Heurística	4290	<2min	-
Modelo	-	1 hora	1035,33
Heurística + Modelo	3771	1 hora	936,573

5.2. Instâncias sintéticas

Foi gerado um pequeno conjunto de quatro instâncias a fim de investigar melhor o modelo e validá-lo junto a heurística. As instâncias foram geradas de modo aleatório, porém, com diferentes pesos. Uma das dificuldades da elaboração do estudo é a impossibilidade cíclica do paciente, isto é, o paciente não pode ser agendado em nenhum *slot* de tempo de um dia da semana específico, por exemplo, segunda-feira. Além disso, há indisponibilidades pontuais, nas quais o paciente não pode comparecer em uma data específica, como no seu aniversário ou devido a algum conflito de agenda.

A instância 1 considera uma grande disponibilidade cíclica e pontual dos pacientes. A Instância 2 reduz drasticamente a disponibilidade cíclica e pontual dos pacientes. O mesmo ocorre com a 3, contudo, há mais turnos de trabalho no decorrer do dia, assim como mais um pesquisador - reduzindo a indisponibilidade e, simultaneamente, aumentando a quantidade de variáveis de decisão. Por fim, a instância 4 possui dois pesquisadores, quatro fisioterapeutas, quatro *slots* e 100 pacientes. As informações das instâncias estão listadas na Tabela 4.

No que se refere as dimensões de cada instância, tomemos x_{ds}^{it} como principal variável de decisão. Consideraremos que, em um ano, há somente 261 dias possíveis para atendimento e que o número de consultas que todo paciente deve realizar é 12 (dois exames, oito sessões de fisioterapia e 2 *follow-ups*). A instância 1 possui 25 pacientes e 2 *slots* de tempo, assim, $25 * 12 * 261 * 2 = 156600$ variáveis x_{ds}^{it} . A instância 2 possui o mesmo valor. A instância 3, por sua vez, tem 50 pacientes e

Tabela 4: Dados das instâncias geradas, incluindo informações sobre a indisponibilidade dos fisioterapeutas e pacientes

Instância	1	2	3	4
Número de variáveis x_{ds}^{it}	156600	156600	626400	1252800
Número de Pesquisadoras	1	1	2	2
Número de Fisioterapeutas	2	2	2	4
Média de Indisponibilidade dos Fisioterapeutas	33,6%	35,0%	24,5%	34,3%
Desvio Padrão dos Fisioterapeutas	0,2902	0,2691	0,1896	0,1617
Número de Pacientes	25	25	50	100
Média de Indisponibilidade dos Pacientes	27,1%	72,6%	58,9%	64,2%
Mediana das Indisponibilidades dos Pacientes	27,3%	80,5%	66,1%	77,8%
Desvio Padrão da Indisponibilidade dos Pacientes	0,1231	0,2560	0,2892	0,2663

4 turnos, logo 626400 variáveis x_{ds}^{it} . A instância 4, que possui a mesma configuração que a 3 e o dobro de pacientes tem 1252800 variáveis x_{ds}^{it} . A título de comparação, a instância real da Seção 5.1 possui 83 pacientes, 261 dias e 6 slots de tempo, totalizando 1559736 variáveis x_{ds}^{it} . Há de se considerar, também, para a complexidade da instância, a presença de outras variáveis que também dependem dos pacientes, dias, turnos e número de profissionais da saúde. Um exemplo é v_{ds}^{ip} , que depende do número de profissionais da saúde.

As instâncias foram executadas pela heurística gulosa, sendo obtidas soluções em menos de dois minutos. A seguir, rodou-se o modelo com tempo limite de 15 minutos. Assim como na instância real da Seção 5.1, também testou o desempenho do modelo utilizando a solução heurística como solução inicial. Os resultados de cada uma dessas abordagens encontram-se na Figura 3.

Método	Melhor Solução	Tempo	Melhor Lower Bound
Heurística	1674	<2min	-
Modelo	-	1 hora	222,52
Heurística e Modelo	909	1 hora	220,0

(a) Resultados da Instância 1

Método	Melhor Solução	Tempo	Melhor Lower Bound
Heurística	2018	<2min	-
Modelo	4958	1 hora	1193,0
Heurística e Modelo	1610	1 hora	1188,75

(b) Resultados da Instância 2

Método	Melhor Solução	Tempo	Melhor Lower Bound
Heurística	3325	<2min	-
Modelo	-	1 hora	866,41
Heurística e Modelo	2813	1 hora	844,3

(c) Resultados da Instância 3

Método	Melhor Solução	Tempo	Melhor Lower Bound
Heurística	7608	2min	-
Modelo	-	426s	1436,1
Heurística e Modelo	7258	473s	1226,0

Valores de tempo em **destaque** indicam que o processo foi encerrado (morto)

(d) Resultados da Instância 4

Figura 3: Resultados de cada uma das instâncias geradas

As tabelas presentes na Figura 3 assemelha-se à Tabela 3. Destaca-se o bom desempenho da heurística gulosa, considerando-se sua velocidade. Além disso, nota-se a dificuldade do

modelo obter boas soluções, contudo, seu *lower bound* é melhor (maior) do que o obtido ao se executar o modelo com uma solução inicial. a Figura 4 apresenta o comportamento do modelo com e sem solução inicial para cada uma das instâncias, ilustrando o comportamento tanto da solução incumbente (quando há) e do *lower bound*.

O comportamento dos gráficos na Figura 4 é similar ao das Figuras 2b e 2a. Observa-se que, na ausência de uma solução inicial, o modelo enfrenta dificuldades e não consegue encontrar uma solução inicial (exceto a instância gerada 2). Considerando a alta restritividade da instância 2, conforme indicado na Tabela 4, pode-se supor que o pequeno número de variáveis da instância e a elevada indisponibilidade dos pacientes forçaram uma grande quantidade de variáveis a serem iguais a zero (devido à restrição HC5), e, conseqüentemente, reduziram o espaço de busca para o *solver*. É necessário, no entanto, mais testes para confirmar a relação entre os parâmetros das instâncias e sua dificuldade para resolução com modelos MIP.

6. Conclusão

Neste artigo foram propostas uma heurística gulosa e um modelo MIP para o Problema de Agendamento de Ensaios Clínicos no contexto de uma pesquisa de doutorado no Departamento de Fisioterapia da UFSCar sobre Disfunção Temporomandibular. Também, foram geradas instâncias de referência para se comparar os métodos desenvolvidos. A heurística construtiva foi capaz de proporcionar bons resultados dentro de um curto período de tempo, sendo, inclusive, utilizada pela responsável do estudo para estimar sua conclusão e avaliar a necessidade de inclusão de mais um fisioterapeuta.

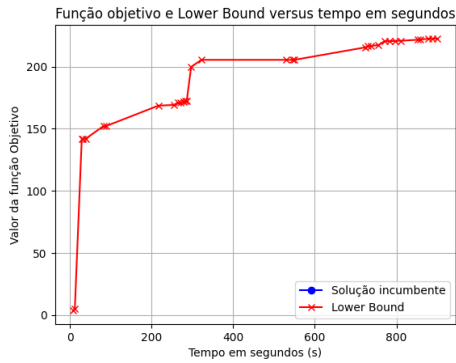
O modelo, apesar de possuir dificuldade para obter solução inicial, foi capaz de gerar pequenas melhorias a solução heurística. Em trabalhos futuros, pode-se investigar a influência dos pesos e parâmetros no comportamento do *solver* ao investigar o *lower bound* e em sua geração e melhoria de soluções incumbentes. Além disso, pode-se tratar outros problemas de agendamento ao se modificar a heurística e ao adaptar o modelo para outros tipos de estudo além da DTM.

7. Agradecimentos

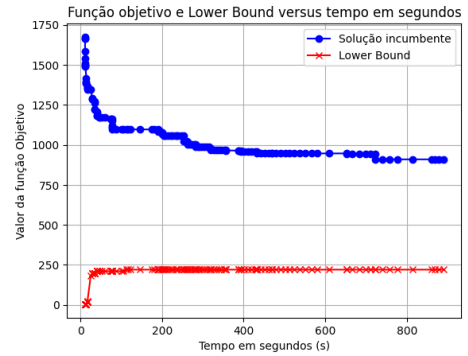
Este trabalho foi apoiado pela CAPES (processo 88887.161648_2025-00), FAPESP (processos nº 13/07375-0, 22/05803-3 e 24/08485-8) e CNPq (Processos 307466/2021-3 e 141044/2023-3).

Referências

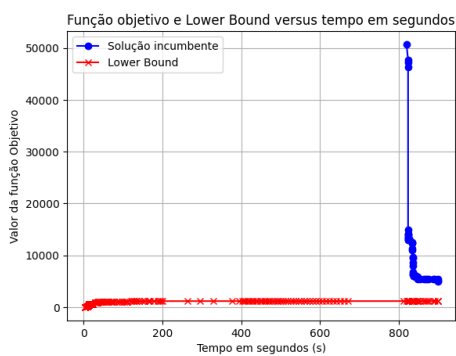
- Ahmadi-Javid, A., Jalali, Z., e Klassen, K. J. (2017). Outpatient appointment systems in healthcare: A review of optimization studies. *European Journal of Operational Research*, 258(1):3–34.
- Al Amin, M., Baldacci, R., e Kayvanfar, V. (2025). A comprehensive review on operating room scheduling and optimization. *Operational Research*, 25(1):1–30.
- Ceschia, S., Di Gaspero, L., Mazzaracchio, V., Policante, G., e Schaerf, A. (2023). Solving a real-world nurse rostering problem by simulated annealing. *Operations Research for Health Care*, 36:100379.
- Dogru, A. K., Melouk, S. H., Çapar, İ., e Weida, T. J. (2023). Managing interruptions in appointment schedules via patient notification. *Computers & Operations Research*, 159:106352.
- Klassen, K. J. e Yoogalingam, R. (2008). An assessment of the interruption level of doctors in outpatient appointment scheduling. *Operations Management Research*, 1:95–102.
- Niu, T., Lei, B., Guo, L., Fang, S., Li, Q., Gao, B., Yang, L., e Gao, K. (2023). A review of optimization studies for system appointment scheduling. *Axioms*, 13(1):16.



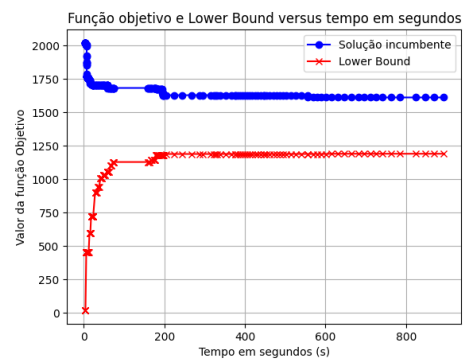
(a) Instância 1) Solução incumbente e lower bound em modelo **sem** solução inicial



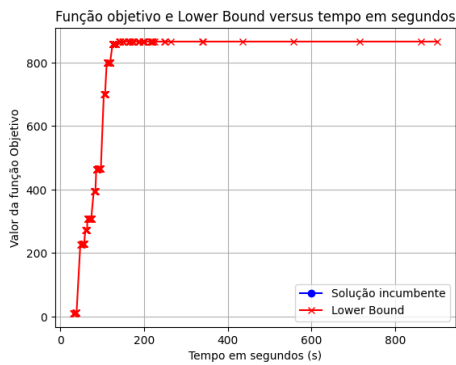
(b) Instância 1) Solução incumbente e lower bound em modelo **com** solução inicial



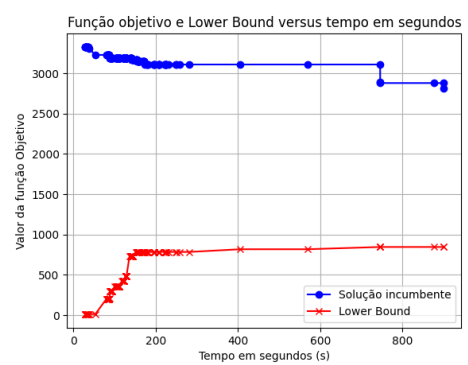
(c) Instância 2) Solução incumbente e lower bound em modelo **sem** solução inicial



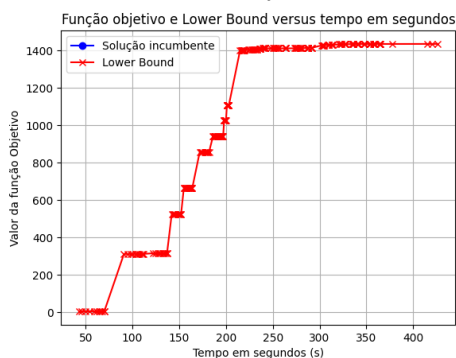
(d) Instância 2) Solução incumbente e lower bound em modelo **com** solução inicial



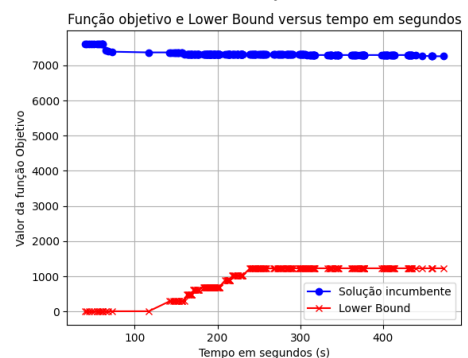
(e) Instância 3) Solução incumbente e lower bound em modelo **sem** solução inicial



(f) Instância 3) Solução incumbente e lower bound em modelo **com** solução inicial



(g) Instância 4) Solução incumbente e lower bound em modelo **sem** solução inicial



(h) Instância 4) Solução incumbente e lower bound em modelo **com** solução inicial

Figura 4: Comportamento da solução incumbente e do *Lower Bound* para cada uma das instâncias geradas executando o modelo em 900 segundos (15min) sem e com uma solução inicial fornecida pela heurística gulosa construtiva