

MODELO MATEMÁTICO PARA SEQUENCIAMENTO CONSIDERANDO TEMPO DE TRANSFORMAÇÃO DE PRIORIDADES NO DESLOCAMENTO INTRA-HOSPITALAR

Lorena Carvalho da Paz (UFPR) cpaz.lorenacarvalhopaz@gmail.com

José Eduardo Pécora Júnior (UFPR) pecora@ufpr.br

Gustavo Valentim Loch (UFPR) gustavo.valentim@ufpr.br

Resumo

O transporte de pacientes intra-hospitalar é um processo importante e que requer atenção e melhoria contínua, pois o tempo desse deslocamento pode influenciar diretamente no estado de saúde dos pacientes. Neste trabalho considera-se que existe um número limitado de funcionários para realizar o deslocamento e que cada paciente tem um nível de prioridade para ser deslocado. Além disso, cada nível de prioridade tem um tempo máximo em que o paciente deve ser deslocado e existem também tempos de transformação de nível de prioridade. Logo, após esse tempo limite, o paciente sofre um *upgrade* e sobe de nível para ser atendido mais rapidamente. O problema pode ser modelado e resolvido como sendo um sistema clássico de máquinas paralelas (parallel machine) uma vez que pode ser assumida a homogeneidade dos funcionários que realizam o deslocamento. A contribuição principal do presente trabalho está na inclusão da transformação de níveis de prioridade na fila de atendimento. Portanto, neste trabalho será proposto um modelo de programação linear inteira mista para sequenciamento de pacientes considerando o tempo de transformação de prioridades no deslocamento intra-hospitalar. Como resultados esperados, busca-se reduzir o tempo total (*makespan*) no deslocamento de pacientes e um melhor sequenciamento dos pacientes, pontos fundamentais para a tomada de decisão do atendimento. Com isso, haverá espaço para um deslocamento mais rápido, eficiente e de qualidade respeitando a necessidade hospitalar de cada paciente.

Palavras-Chaves: transporte de paciente, máquinas paralelas, prioridade.

1. Introdução

A importância da otimização matemática está associada à constante necessidade de soluções melhores (mais rápidas e eficientes) para problemas do dia-a-dia. Além disso, tem-se a crescente utilização da otimização matemática em função do aumento de dados disponíveis, da melhoria do poder computacional e das evoluções nos métodos de resolução e sua implementação em *solvers*. Particularmente em hospitais, um dos problemas existentes é a

necessidade de diminuir o tempo de espera de pacientes para serem deslocados entre as unidades de atendimento. Segundo Segev et. al (2012), Grandes hospitais com clínicas, salas de cirurgia, unidades de terapia intensiva, leitos de internação lidam rotineiramente com milhares de transporte de pacientes por dia em múltiplos cuidados complexos ambientes. Isso faz com que o fluxo do paciente físico seja fundamental desafio. Um transporte eficiente, oportuno e seguro para os pacientes em todo o hospital é fundamental para realizar os objetivos médicos do hospital.

Do ponto de vista prático, sabe-se que um mau sequenciamento de chamadas para transporte pode causar vários problemas dentro de um hospital como: aumento do tempo de espera para o deslocamento, intervalos de tempo sem deslocamento, um super dimensionamento de maqueiros para aquele período do dia, funcionários ociosos, entre outros. Um sequenciamento eficaz é capaz de evitar espaços ociosos de tempo e de trabalho e diminuir o tempo de espera dos pacientes. Com o propósito de evitar o mau sequenciamento, este trabalho buscou a otimização do sequenciamento de pacientes para a etapa de deslocamento das macas com pacientes entre unidades hospitalares (centro cirúrgico, laboratórios, UTI, enfermarias, ambulatórios, entre outros) tratando especificamente o nível de prioridade de cada paciente. Para a resolução do sequenciamento, o problema é tratado como o problema de máquinas trabalhando em paralelo.

O problema de máquinas paralelas trata da alocação de um determinado número n de *jobs* independentes, com tempos de execução conhecidos, para um número m de máquinas paralelas. Após a distribuição das *jobs* às máquinas, a soma dos tempos das *jobs* pertencentes à máquina com a maior carga entre todas (*makespan*) deve ser a mínima possível, segundo Muller et al. (2002). Para Cheng et al. (1990), a grande preocupação da teoria de agendamento de múltiplas máquinas é como fornecer uma combinação perfeita, ou quase perfeita, de trabalhos e determinar a sequência dos trabalhos em cada máquina para atingir algum objetivo prescrito. Sendo as máquinas representadas pelo conjunto de macas e maqueiros, os *jobs* pelos pacientes, foi desenvolvido um modelo matemático para minimizar o tempo total (*makespan*), incluindo tempos de deslocamento e atrasos decorrentes da rotina do hospital propriamente dita.

Segundo Tubino (2007), uma das estratégias de gestão que também é usada como regra de prioridade para organizar filas de sequenciamento, é o índice de prioridade, onde o processamento é realizado de acordo com o valor da prioridade atribuída ao cliente ou ao produto (paciente no caso do presente trabalho). Logo, cada paciente recebe um nível de

prioridade na chegada e cada nível de prioridade tem um tempo máximo em que o paciente deve ser deslocado, que se trata do tempo de transformação de prioridades.

Para o desenvolvimento do presente trabalho utilizou-se como base um hospital do Canadá, que disponibilizou informações e dados do processo. Deste hospital, sabe-se que existe uma curva de demanda que se trata do histórico com horários e quantidade de deslocamentos realizados no hospital, bem como a duração de cada deslocamento.

Por meio dos resultados gerados no modelo matemático desenvolvido, é possível ser realizada uma análise nos tempos obtidos, viabilizando um melhor sequenciamento e uma melhor programação das chamadas durante o dia, resultando na diminuição do *makespan* e, por fim, no tempo total do paciente no hospital, prezando sempre pela saúde e a vida dos pacientes.

2. Revisão Sistemática da Literatura

A definição inicial dos termos de busca ocorreu por meio de busca exploratória na base de dados *Web Of Science*, considerando termos já conhecidos das duas áreas (Pesquisa Operacional e Hospitalar). As buscas foram feitas da seguinte maneira: filtro por título, somente em inglês e tipo de documento somente artigos. Ao lado das expressões de busca tem-se o número de artigos encontrados:

- I. *Patient Transportation* (118 artigos)
- II. *Queue Priority* (14 artigos)
- III. *Dynamic Queue* (55 artigos)
- IV. *Dynamic Priority Queue* (8 artigos)
- V. *Change Priority* (9 artigos)
- VI. *Hospital* (686.014 artigos)
- VII. *Model* (6.445.177 artigos)
- VIII. *Parallel Machine* (1.727 artigos)

Após essa primeira etapa, houve uma segunda busca cruzando alguns termos de busca, utilizando o operador lógico *AND*. Algumas buscas não tiveram resultados encontrados.

- I. *Hospital + Patient Transportation* (57 artigos)
- II. *Model + Dynamic Queue* (21 artigos)

- III. *Model + Patient Transportation* (27 artigos)
- IV. *Hospital + Queue Priority* (0 artigos)
- V. *Queue Priority + Patient Transportation* (0 artigos)
- VI. *Parallel Machine + Patient Transportation* (0 artigos)
- VII. *Model + Queue Priority* (0 artigos)

Foi feita a leitura do título e resumo dos artigos encontrados em busca única (*patient transportation, queue priority, dynamic queue, dynamic priority queue e change priority*) e dos artigos de busca com operador lógico, foram selecionados os artigos a seguir para a realização da revisão sistemática do tema proposto. A seguir serão apresentados trabalhos correlatos a problemas de filas, agendamento de *jobs*, tempo de espera, entre outros, mostrando o *gap* que há na literatura para a continuidade da pesquisa.

2.1 Agendamento de *Jobs* (Cirurgias, atendimentos)

Sciomachen et al. (2005) sugeriram modelos de simulação de eventos discretos e usados para avaliar índices de desempenho de interesse relacionados ao agendamento de atividades da sala de operações para departamentos cirúrgicos; em particular, a atenção está concentrada na produtividade das enfermarias em termos de taxa de utilização, produtividade e excedentes. As sequências das atividades cirúrgicas são analisadas de acordo com diferentes regras de prioridade, derivadas da teoria clássica de programação.

Lamiri et al. (2008) criaram um modelo estocástico para o planejamento de salas cirúrgicas (OR) com dois tipos de demanda por cirurgia: cirurgia eletiva e cirurgia de emergência. O problema de planejamento consiste em atribuir casos eletivos a diferentes períodos em um horizonte de planejamento, a fim de minimizar a soma dos custos eletivos relacionados ao paciente e dos custos de horas extras das salas de cirurgia. Em seguida, proposto um método de otimização de Monte Carlo combinando simulação de Monte Carlo e Programação Inteira Mista.

2.2 *Dial-a-ride problem*

O problema *Dial-a-ride* (DARP) consiste em projetar rotas e horários de veículos para n usuários que especificam solicitações de coleta e entrega entre origens e destinos. O objetivo é planejar um conjunto de m rotas de veículos de custo mínimo capazes e acomodá-los da melhor maneira possível, sob um conjunto de restrições. O exemplo mais comum surge em transporte porta a porta para idosos ou pessoas com deficiência. O objetivo do artigo de Cordeau e Laporte (2007) foi de revisar a literatura científica sobre o DARP, destacando as principais características do problema e um resumo dos modelos e algoritmos mais importantes.

Os autores Cordeau e Laporte (2003) descreveram uma heurística de pesquisa tabu para o problema de discagem automática com as seguintes características: os usuários especificam solicitações de transporte entre origens e destinos. Eles podem fornecer uma janela de tempo na hora de partida ou chegada desejada. O transporte é fornecido por uma frota de veículos com base em depósito comum. O objetivo é projetar um conjunto de rotas de veículos de menor custo, capazes de acomodar todos os pedidos. As restrições laterais estão relacionadas à capacidade do veículo, duração da rota e tempo máximo de viagem de qualquer usuário.

2.3 Fila de Prioridade

Hagen et al. (2013) examinaram vários modelos de filas diferentes para unidades de terapia intensiva (UTI) e os efeitos nos tempos de espera, utilização, taxas de retorno, mortalidade e número de pacientes atendidos. Um modelo de simulação baseado em sistema é construído para capturar todos os casos possíveis de fluxo de pacientes após a admissão na UTI.

Agrawal (2010) apresentou uma abordagem teórica de filas para uma classe geral de sistemas de saúde. Foram derivadas novas expressões para avaliar o efeito de interrupções no serviço e usado o modelo resultante para aproximar o tempo de fluxo do paciente. Estudou-se o impacto prejudicial das interrupções de serviço nos tempos de fluxo do paciente. Além disso, um modelo de otimização foi apresentado para determinar o número ideal de médicos/prestadores de serviços necessários durante uma sessão de serviço baseado em número de pessoal, taxas de chegada de pacientes e horários de atendimento.

2.4 Fluxo de Pacientes

Jacobson et al. (2013), após estudos, perceberam que as organizações de assistência médica enfrentam pressões cada vez maiores para oferecer atendimento de qualidade, ao mesmo tempo em que enfrentam custos crescentes, menores reembolsos e novas demandas regulatórias. O artigo fornece uma visão geral dos aplicativos de modelagem de simulação de eventos discretos para clínicas de saúde e sistemas integrados de saúde (por exemplo, hospitais, ambulatórios, departamentos de emergência e farmácias) nos últimos quarenta anos.

Foi projetado um sistema de planejamento para o transporte intra-hospitalar baseado em computador, o Opti-TRANS (c), que suporta todas as fases do fluxo de transporte, incluindo reservas de viagens, envio de solicitações de transporte e monitoramento e relatórios de viagens em tempo real. A metodologia que Hanne et al. desenvolveram em 2009 para resolver o problema de otimização subjacente - um problema dinâmico de discagem com restrições específicas de hospitais, baseia-se em métodos heurísticos rápidos para garantir o fornecimento eficiente e oportuno de transportes. Foi ilustrado o forte impacto do Opti-TRANS no desempenho diário do serviço de transporte de pacientes de um grande hospital alemão.

2.5 Tempo de Espera

Samaha et al. (2003) desenvolveram um artigo com um modelo de simulação das operações no Departamento de Emergência (DE) do Sistema de Saúde Cooper. Devido à grande quantidade de variabilidade que pode ocorrer em um departamento de emergência, o Cooper Health System buscou o uso de simulação para ajudar a avaliar suas operações e possíveis soluções para seus problemas. O objetivo do modelo era que a Rockwell Automation criasse um modelo que descrevesse as operações atuais e avaliasse possíveis alternativas para reduzir o tempo de permanência. O modelo produziu resultados que economizaram tempo considerável ao hospital e ajudaram a evitar custos elevados.

Tan et al. (2013), diante de um problema de aglomeração em departamento de emergência, forneceram uma estrutura integrada para gerenciar filas dinamicamente a partir de perspectivas de demanda e fornecimento. Apresentou-se estratégias inteligentes de priorização dinâmica de pacientes para gerenciar a demanda simultaneamente com políticas dinâmicas de ajuste de recursos para gerenciar o fornecimento. Verificou-se por meio de uma simulação que essa

estrutura melhora o tempo de permanência dos pacientes no pronto-socorro sem restringir a demanda.

2.6 Transporte de Pacientes

Para Fröhlich von Elmbach et al. (2019), o transporte de pacientes dentro de um hospital envolve três grupos principais: os gerentes do hospital, que devem garantir um sistema de transporte eficiente, com carregadores suficientes, para que atrasos de cirurgias ou exames sejam (principalmente) evitados; os pacientes, para que os tempos de espera antes e depois das consultas não devem ser muito longos; e os carregadores, que realizam o transporte físico dos pacientes dentro do hospital. O artigo integra as necessidades dos três grupos mencionados em um modelo matemático, resolvido com a ajuda de um algoritmo de pesquisa tabu personalizado.

Segev et al. (2012) desenvolveram uma ferramenta de simulação para permitir que os tomadores de decisão abordem simultaneamente questões de planejamento e avaliação sobre o transporte de pacientes. Codificaram uma ferramenta de simulação estocástica para um modelo generalizado, tratando todos os fatores que contribuem para o processo como objetos JAVA. Utilizaram o modelo para análises de sensibilidade do número de elevadores dedicados, transportadores dedicados, velocidade do transportador e a hora de início do processo planejado no atraso das partidas de OR e o número de casos com atrasos graves.

3. Metodologia

Tendo em vista a necessidade de se estudar a origem e as características do problema abordado neste estudo, foi realizada a pesquisa bibliográfica para garantir que se trata de um *gap* na literatura, e garantindo assim subsídios para que o estudo passasse para a fase de modelagem. Outro método de pesquisa utilizado foi a modelagem matemática.

É necessário que a modelagem considere o tempo de *setup* entre os transportes, o histórico de deslocamentos, o número de macas disponíveis, as distâncias a serem percorridas de deslocamentos. Neste estudo, para a construção do modelo, serão utilizados dados reais de um hospital canadense. Esses dados sofreram um tratamento prévio e retirada das colunas não

utilizadas, então foram mantidos os horários dos deslocamentos, tempos de processamento, locais de origem e destinos para cada paciente, nível de prioridade na entrada do sistema.

O problema de produção abordado é desenvolvido por um modelo de Programação Linear Inteira Mista (PILM) e tem como objetivo minimizar o *makespan* em várias máquinas. Antes da descrição do modelo, as seguintes hipóteses para o problema são pressupostas:

HIPÓTESES

- Existem n pacientes (jobs) a serem transportados;
- Existem m macas (máquinas) para realizar os transportes
- As m macas contém m maqueiros e esses são considerados homogêneos (todos se deslocam com a mesma velocidade);
- Cada paciente tem um horário de liberação para ser transportado (horário em que o chamado foi adicionado ao sistema);
- Não há preempção durante o sequenciamento, ou seja, as tarefas não podem ser interrompidas durante sua execução;
- Considera-se uma tarefa fictícia zero (0) que precede imediatamente a primeira tarefa de cada maqueiro (máquina).

As variáveis do modelo contêm os seguintes índices:

ÍNDICES DAS VARIVÁVEIS

- i, j Índices para os pacientes, sendo $i \in J = \{0, \dots, n\}$ e $j \in J = \{1, \dots, n\}$
- k Índice para o maqueiro, sendo $k \in K = \{1, \dots, m\}$
- w Índice para os níveis de prioridades, sendo $w \in W = \{1, 2, 3, 4\}$

Os parâmetros de entrada, inteiros e não negativos, analisados nesta dissertação são apresentados a seguir:

PARÂMETROS DE ENTRADA (INTEIROS E NÃO NEGATIVOS)

- s_{ij} Deslocamento do maqueiro entre o paciente i para o j sendo i imediatamente antecessor a j
- p_j Tempo de deslocamento com o paciente j (processamento) em minutos
- r_j Instante de liberação do deslocamento do paciente j em minutos
- Tw_j Tempo de transformação de prioridades, sendo $w \in W$; e $\forall j$ sendo $j \in J$
- M Número grande

As variáveis de decisão são:

VARIÁVEIS DE DECISÃO

- C_{jk} Instante de término do deslocamento do paciente j pelo maqueiro k
- C_{max} Tempo máximo de conclusão dos deslocamentos ou *makespan*, onde $C_{max} = \max C_{jk}, \forall j \in J$ e $\forall k \in K$;
- x_{ijk} = 1, se o paciente i é imediatamente antecessor ao paciente j para a maca k ;
= 0, caso contrário.
- ϵ_{wj} Penalização por atraso em minutos, sendo $w \in W$ e $j \in J$.

A função objetivo e as restrições do problema de sequenciamento aplicado ao setor intra-hospitalar são apresentadas no seguinte modelo de programação linear mista:

$$\min Z = C_{max} + \sum_{w=0}^{|w|} \sum_{j=1}^n \epsilon_{wj} \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^m \sum_{\substack{i=0 \\ i \neq j}}^n x_{ijk} = 1, \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^m \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n x_{ijk} \leq 1, \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{0jk} \leq 1, \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (4)$$

$$\sum_{\substack{h=0 \\ h \neq i,j}}^n x_{hik} \geq x_{ijk}, \quad \forall i, j = 1, \dots, n, \quad i \neq j, \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (5)$$

$$C_{jk} - C_{ik} \geq s_{ij} + p_j + (x_{ijk} - 1)M, \\ \forall i = 0, \dots, n, \quad \forall j = 1, \dots, n, \quad i \neq j, \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (6)$$

$$C_{max} \geq C_{jk}, \quad \forall j = 1, \dots, n, \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (7)$$

$$C_{jk} - r_j \leq T_{wj} + \epsilon_{wj}, \\ \forall j = 1, \dots, n, \quad \forall k = 1, \dots, m, \quad \forall w = 0, 1, 2, 3 \quad (8)$$

$$C_{jk} \geq r_j + p_j, \quad \forall j = 1, \dots, n, \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (9)$$

$$C_{0k} = 0, \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (10)$$

$$C_{jk} \geq 0, \quad \forall j = 1, \dots, n, \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (11)$$

$$x_{ijk} \in \{0,1\}, \quad \forall i = 0, \dots, n, \quad \forall j = 1, \dots, n, \quad i \neq j, \quad \forall k = 1, \dots, m \quad (12)$$

A função objetivo é responsável pela minimização do *makespan* com tempo de transformação de prioridades (1). O conjunto de restrições (2) garante que cada atividade, associada a um maqueiro, possui uma única atividade imediatamente antecessora. O conjunto de restrições (3) afirma-se que existe, no máximo, uma atividade imediatamente sucessora a outra, caso ambas sejam realizadas pelo mesmo maqueiro. O conjunto de restrições indicada em (4) informam que a atividade fictícia, responsável pela inicialização do sistema, pode ser sucedida por no máximo

uma atividade para cada maqueiro. O conjunto de restrições (5) assegura que as atividades predecessoras e sucessoras entre si são efetuadas pelo mesmo maqueiro.

Certifica-se na restrição (6) que o instante de término do deslocamento do paciente j deve ocorrer após a soma entre o instante de término de deslocamento do paciente i (imediatamente anterior a j), o tempo de setup (deslocamento vazio entre os pacientes), e o tempo de deslocamento do paciente j , tendo o mesmo maqueiro. A restrição (7) diz que o tempo máximo de conclusão das atividades deve ser maior ou igual ao instante de término de cada atividade, para todos os maqueiros. Recomenda-se na restrição (8) que o instante de término de deslocamento do paciente j pelo maqueiro k subtraído do instante de liberação desse mesmo paciente (momento em que a chamada entrou no sistema) seja menor ou igual ao tempo de transformação de prioridade somado a uma penalidade caso isso não seja respeitado. A restrição (9) determina que a atividade seja executada após o instante (tempo) de liberação para atendimento ao paciente.

Em (10) é estabelecido que o instante de término da atividade fictícia inicial é nulo para todos os maqueiros. Na restrição (11) determina-se que o instante de término das atividades é não-negativo. O conjunto (12) indica o domínio da variável de decisão x_{ijk} .

4. Resultados Obtidos

O modelo matemático desta pesquisa foi programado na linguagem de programação C# e implementado na IDE Visual Studio 2019 versão 16.5.4 e utilizado o Gurobi como solver de otimização. Os testes computacionais foram realizados em um computador com processador Intel® Core™ i5 8250 U, 8 GB de RAM. Após análise dos dados reais, foi verificado que o deslocamento de pacientes não acontece de maneira igual em todos os dias, porém, foi encontrado um padrão de probabilidade. Em média os padrões se repetem e a partir disso foram gerados diversos cenários para testes. Foram realizados testes com 3 a 10 maqueiros e 5 a 100 pacientes. Tendo esses cenários escolhidos, com os parâmetros conhecidos, foram calculados os tempos finais de cada deslocamento, o *makespan* (horário de término do último deslocamento) e o sequenciamento e alocação de cada paciente em cada maca.

Como dados de entrada tem-se os tempos de transformação de prioridades para teste sendo, 0, 7, 20 e 60 minutos os respectivos tempos para os níveis 1, 2, 3 e 4. A Figura 4 a seguir informa

o índice de cada *job*, tempo de processamento, nível de prioridade na chegada, instante de liberação e o tempo de deslocamento entre os pacientes.

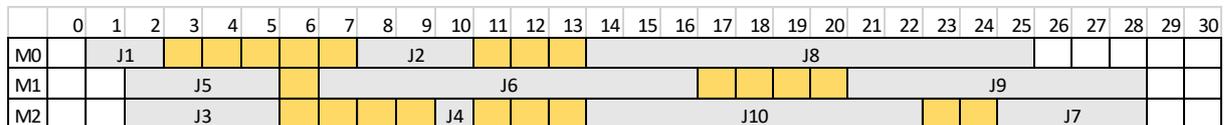
Figura 4 – Dados de entrada do sistema

| IndiceDoJob | TempoDeDeslocamento | NivelDePrioridade | InstanteDeLiberacao | TemposDeSetup |
|-------------|---------------------|-------------------|---------------------|---------------|
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 2 | 1 | 0 | 0 |
| 2 | 3 | 2 | 3 | 0 |
| 3 | 4 | 3 | 1 | 0 |
| 4 | 1 | 2 | 2 | 0 |
| 5 | 4 | 1 | 1 | 0 |
| 6 | 10 | 0 | 6 | 0 |
| 7 | 4 | 2 | 10 | 0 |
| 8 | 12 | 2 | 5 | 0 |
| 9 | 8 | 1 | 20 | 0 |
| 10 | 9 | 3 | 12 | 0 |

Fonte: Elaboração do autor (2020).

A Figura 5 apresenta um exemplo do gráfico de Gantt como resultado da resolução do modelo para instâncias iniciais de validação.

Figura 5 – Gráfico de Gantt para 10 pacientes em 3 macas.



Fonte: Elaboração do autor (2020).

Tem-se o cenário de disponibilidade de 3 maqueiros (M1, M2 e M3) e 10 (J1, ..., J10), o tempo de duração em minutos de cada transporte, sendo cada quadrado equivalente a 1 minuto, o tempo de deslocamento com a maca vazia entre os pacientes e, por fim, com o sequenciamento inicial, obtém-se o tempo de término de processamento do último deslocamento (*makespan*). Os quadrados em cinza significam o tempo durante o transporte de pacientes. Os quadrados em laranja representam o tempo de setup, ou seja, o tempo de deslocamento com a maca vazia entre os pacientes. Em cada um desses dois exemplos foram utilizados diferentes tempos de processamento (transporte), setup e instante de liberação do *job*.

Com os diversos cenários sendo desenvolvidos, é possível avaliar o *makespan* e desempenho geral de tempo. Mantendo-se o número de pacientes e aumentando ou diminuindo o número maqueiros, por exemplo, é perceptível a diferença no tempo. Com o objetivo de validação, teste

do modelo, foram realizados testes com 3 a 10 maqueiros e 5, 10, 20, 25, 50 e 100 pacientes. Com base nisso, também foi possível analisar o tempo de resolução do modelo nos diferentes cenários (Tabelas 1 e 2).

A primeira coluna relata o número de *job* (pacientes), seguido da segunda coluna com o número de maqueiros. O programa foi executado 2 vezes e registrado seu maior e seu menor tempo de resolução. A coluna *GAP* retrata o *gap* alcançado nesse tempo de resolução, o qual vai de 100 ao 0. Foram utilizados, para a validação do modelo apresentado na seção 3.3, os testes com pequenas instâncias (5 *jobs*). Logo, uma análise da solução foi realizada e verificou-se que cada uma das restrições foi satisfeita. Foi possível utilizar os testes de maiores dimensões para se encontrar o limite de resolução do modelo. Ao verificar as Tabelas 1 e 2 pode-se concluir que problemas com mais de 50 *jobs* não são resolvidos dentro do tempo de 30 minutos.

Tabela 1 – Teste instâncias até 20 *jobs*

| Jobs | Maqueiros | Tempo de Execução (s) | | GAP (%) | |
|------|-----------|-----------------------|--------|---------|------|
| | | Mínimo | Máximo | | |
| 5 | 3 | 0.144 | 0.322 | | |
| | 4 | 0.095 | 0.147 | | |
| | 5 | 0.077 | 0.093 | | |
| 10 | 3 | 0.231 | 0.239 | | |
| | 4 | 0.128 | 0.182 | | |
| | 5 | 0.132 | 0.140 | | |
| | 6 | 0.155 | 0.155 | | |
| | 7 | 0.177 | 0.186 | | |
| | 8 | 0.190 | 0.191 | | |
| | 9 | 0.208 | 0.240 | | |
| | 10 | 0.199 | 0.232 | | |
| | 15 | 3 | 1800 | | 18.3 |
| | | 4 | 16.534 | 23.184 | |
| 5 | | 2.759 | 2.832 | | |
| 6 | | 0.857 | 0.993 | | |
| 7 | | 0.271 | 0.330 | | |
| 8 | | 0.373 | 0.406 | | |
| 9 | | 0.860 | 1.226 | | |
| 10 | | 1.440 | 1.621 | | |
| 20 | | 3 | 1800 | | 58.6 |
| | | 4 | 1800 | | 38.7 |
| | 5 | 1800 | | 17.8 | |
| | 6 | 55.983 | 58.181 | | |
| | 7 | 12.987 | 14.849 | | |
| | 8 | 3.121 | 3.288 | | |
| | 9 | 1.455 | 1.737 | | |
| | 10 | 1.014 | 1.151 | | |

Fonte: Elaboração do autor (2020).

Tabela 2 - Teste instâncias de 25 a 100 *job*

| Jobs | Maqueiros | Tempo de Execução (s) | | GAP (%) | |
|------|-----------|-----------------------|--------|---------|------|
| | | Mínimo | Máximo | | |
| 25 | 3 | 1800 | | 73.8 | |
| | 4 | 1800 | | 60.1 | |
| | 5 | 1800 | | 40.8 | |
| | 6 | 1800 | | 13.1 | |
| | 7 | 1800 | | 1.96 | |
| | 8 | 50.424 | 52.635 | | |
| | 9 | 14.051 | 14.985 | | |
| | 10 | 6.679 | 8.069 | | |
| | 50 | 3 | 1800 | | 95.3 |
| | | 4 | 1800 | | 93.4 |
| 5 | | 1800 | | 92.5 | |
| 6 | | 1800 | | 89.5 | |
| 7 | | 1800 | | 89.3 | |
| 8 | | 1800 | | 83.3 | |
| 9 | | 1800 | | 85.7 | |
| 10 | | 1800 | | 77.0 | |
| 100 | | 3 | 1800 | | 95.2 |
| | | 4 | 1800 | | 97.8 |
| | 5 | 1800 | | 97.2 | |
| | 6 | 1800 | | 96.9 | |
| | 7 | 1800 | | 96.2 | |
| | 8 | 1800 | | 95.5 | |
| | 9 | 1800 | | 94.8 | |
| | 10 | 1800 | | 93.7 | |

Fonte: Elaboração do autor (2020).

5. Conclusão

Com o objetivo de minimizar o *makespan* no deslocamento intra-hospitalar realizado por macas, foi desenvolvido um modelo matemático exato levando-se em consideração o número

de pacientes, número de maqueiros, os níveis de prioridades de cada paciente e os tempos de deslocamentos entre as zonas do hospital. Foram utilizados dados baseados em dados reais, considerando assim, dados relevantes para a realização da pesquisa. Os resultados encontrados em cada um dos cenários desenvolvidos fornecem informações de que o tempo de resolução do modelo não é trivial e por isso devem ser aplicadas heurísticas e alternativas matemáticas para a diminuição desse tempo computacional.

REFERÊNCIAS

AGRAWAL, G.. A queuing model for health centre, **International Conference on Electronics and Information Engineering**, v. 1, p. 542-547, 2010.

CHENG, T. C. E.; SIN, C. C. S. A state of the art of parallel-machine scheduling research. **European Journal of Operational Research**, North-Holland, n.47, p. 271-292, 1990.

CHENG, T.C.E.; DING, Q. The time dependent machine makespan problem is strongly NP-complete. **Computers & Operations Research**, v. 26, p. 749-754, 1999.

CORDEAU, J., LAPORTE, G.. A tabu search heuristic for the static multi-vehicle dial-a-ride problem, **Transportation Research Part B** 37, p. 579–594, 2003.

CORDEAU, J., LAPORTE, G.. The dial-a-ride problem: models and algorithms, **Annal Operational Research**, 15, p. 29–46, 2007.

FRÖHLICH VON ELMBACH, A., SCHOLL, A., WALTER, R.. Minimizing the maximal ergonomic burden in intra-hospital patient transportation. **European Journal of Operational Research** 276, p. 840–854, 2019.

HAGEN, M. S., JOPLING, J. K., BUCHMAN, T., LEE, E. K.. Priority queuing models for hospital intensive care units and impacts to severe case patients, AMIA Symposium, vol 2013, p. 841-850, 2013.

HANNE, T., MELO, T., NICKEL, S.. Bringing robustness to patient flow management through optimized patient transports in hospitals, **Interfaces**, 39(3), p. 241-255, 2009.

JACOBSON, S. H., HALL, S. N., SWISHER, J. R.. **Patient Flow Optimization**. New York: Randolph Hall, 2013.

LAMIRI, M., XIE, X., DOLGUI, A., GRIMAUD, F.. A stochastic model for operating room planning with elective and emergency demand for surgery, **European Journal of Operational Research**, v. 185, Issue 3, p. 1026-1037, 2008.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.02.057>.

SAMAHA, S., ARMEL, W. S., STARKS, D. W.. The use of simulation to reduce the length of stay in an emergency department, **Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference**, p. 1907-1911, 2003.

SCIOMACHEN, A., TANFANI, E., TESTI, A.. Simulation models for optimal schedules of operating theatres. **I.J. of SIMULATION**, n. 12-13, v. 6, , p. 26-34, 2005.

SEGEV, D., LEVI, R., DUNN, P. F., SANDBERG, W. S.. Modeling the impact of changing patient transportation systems on peri-operative process performance in a large hospital: insights from a computer simulation study, **Health Care Management Science** 15, p. 155–169, 2012.

TAN, K. W., LAU, H.C., LEE, F. C. Y.. Improving patient length-of-stay in emergency department through dynamic queue management, WSC '13: Proceedings of the 2013 Winter Simulation Conference: Simulation: Making Decisions in a Complex World, Washington DC. , 2362. **Research Collection School Of Information Systems**, 2013.

TUBINO, D. F. **Planejamento e Controle da Produção: Teoria e Prática**. São Paulo: Atlas, 2007.