ANÁLISE DO IMPACTO DE PARÂMETROS DE ATENDIMENTO EM UM PRONTO-ATENDIMENTO UTILIZANDO SIMULAÇÃO HÍBRIDA

David Custódio de Sena
Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI)
Avenida BPS, 1303
davidc.sena@gmail.com

Ana Paula Rennó da Costa
Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI)
Avenida BPS, 1303
anapaula.rennocosta@gmail.com

Rafael Costa Ferreira
Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI)
Avenida BPS, 1303
rafaelunifei87@yahoo.com

José Arnaldo Barra Montevechi
Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI)
Avenida BPS, 1303
montevechi@unifei.edu.br

Alexandre Ferreira de Pinho
Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI)
Avenida BPS, 1303
pinho@unifei.edu.br

Renato Pontes Rodrigues
Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI)
Avenida BPS, 1303
renatoehd@yahoo.com.br

RESUMO

O presente trabalho aplicou a metodologia híbrida de simulação a eventos discretos e simulação baseada em agentes numa unidade de atendimento hospitalar de Itajubá, Minas Gerais. Pretendeu-se analisar o comportamento dos pacientes e suas mudanças durante o processo de atendimento e avaliar qual parâmetro de maior impacto na quantidade de óbitos bem como no seu tempo de atendimento total. O software utilizado para a modelagem computacional foi o AnyLogic® e para tratamento dos dados Minitab®. Para realizar a modelagem computacional foi utilizado a técnica de modelagem de processos IDEF-SIM (*Integrated Definition Methods - Simulation*). Os resultados do modelo demonstraram que o número de leitos e de médicos clínicos foram os maiores responsáveis pelo número de óbitos e o número de leitos foi o maior responsável pelo tempo de permanência médio.

PALAVRAS CHAVE. Simulação a eventos discretos. Simulação baseada em agentes. Hospital. Delineamento de experimento.

Tópicos SIM - Simulação. SA - PO na Área de Saúde.

ABSTRACT

This study applied the hybrid methodology of discrete events simulation and agent-based simulation in hospital care agents in a unit of Itajubá , Minas Gerais. It was intended to analyze the behavior of patients and their change during the process of care and evaluate which parameter of greater impact on the number of deaths as well as in its total service time. The software used for computer modeling was AnyLogic® and treatment of Minitab® data. To perform computer modeling was used the technique of modeling IDEF -SIM processes (Integrated Definition Methods - Simulation) . The model results showed that the number of beds and clinic were the most responsible for the number of deaths and the number of beds was the most responsible of the average total time.

KEYWORDS. Discrete event simulation. Agent-based simulation. Healthcare. Design of experiments.

Paper topics SIM - Simulation. SA - OR in healthcare.

1. Introdução

Um requisito fundamental para o bem estar dos clientes em uma unidade hospitalar é a qualidade do atendimento e o nível de serviço. Para se obter esse requisito é necessário mapear os processos dentro da unidade hospitalar, gerenciar corretamente a capacidade dos postos de trabalho, diminuir o tempo em que o paciente permanece dentro do sistema, dentre outros [Akin et al., 2013].

Diversos métodos têm sido aplicados para melhorar o desempenho do atendimento e consequentemente sua qualidade. Dentre estes métodos está a técnica de modelagem e simulação, metodologia consolidada na literatura que permite modelar, simular e aperfeiçoar sistemas robustos tais quais como as de unidades hospitalares [Akin et al., 2013; Duguay e Chetouane, 2007; Findlay e Grant, 2011].

De acordo com Banks et al. [2005] a modelagem e simulação possibilita testar mudanças, controlar os parâmetros de experimentos e avaliar o desempenho dos sistemas de maneira rápida sem necessitar interferir no sistema real, economizando assim tempo e dinheiro. Apesar da modelagem e simulação ser indicada para estudos em serviços em geral, sua aplicação na área da saúde ainda é restrita por causa das dificuldades decorrentes da construção de modelos computacionais que reflitam intensamente o comportamento humano, especialmente em unidades hospitalares com processos e tempos padrões pouco uniformizados.

O objetivo do trabalho é avaliar qual(is) parâmetro(s) tem maior impacto na quantidade de óbitos, no seu tempo de atendimento total e no número de desistências no processo de atendimento clínico utilizando o delineamento de experimentos (DOE). Assim, os parâmetros verificados foram: quantidades de leitos, quantidade de enfermeiros fixos, quantidade de enfermeiros dinâmicos, quantidade de atendentes, quantidade de clínicos do primeiro atendimento, quantidade de clínicos do segundo atendimento e quantidade de ortopedistas. Essas informações são importantes, pois auxiliam o tomador de decisão no direcionamento dos recursos para poder investir.

Para atingir tal objetivo, a utilização de simulação híbrida auxiliou na contruçõ de um ambiente virtual com dados extraídos diretamente do processo real, permitindo, assim, que as alterações experimentais a ser feitas não representam nenhum impacto real, porém com segurança das informações coletadas. Por sua vez, o DOE permite reduçõ expressiva do número de experimentos, além da análise analítica das influências dos parâmetros com os dados de saída.

O trabalho está dividido em: Introdução, o presente capítulo, capítulo de fundamentação teórica sobre simulação a eventos discretos, simulação baseada em agentes, simulação aplicada na área de saúde, delineamento de experimentos e modelagem conceitual de sistemas através da técnica IDEF-SIM. O capítulo seguinte, método de pesquisa, abrange a metodologia utilizada para a execução do trabalho e o capítulo seguinte apresenta a aplicação desse método de pesquisa tendo a próxima seção a análise dos resultados. E, por fim, o capítulo de conclusão com as considerações finais e sugestões para trabalhos futuros.

2. Fundamentação Teórica

2.1. Simulação a eventos discretos

A simulação a eventos discretos é a demonstração de um item ou evento do sistema, que ao ser simulado não altera o sistema real, podendo assim explorar o modelo e realizar experimentos antes de implantar mudanças no sistema real [Albright e Winston, 2007]. Essa técnica de simulação permite auxiliar no processo de tomada de decisão de uma organização, permitindo simular a realidade [Baldwin et al., 2005]. Os autores Bursi et al. [2015] entendem que a simulação a eventos discretos é uma ferramenta eficiente que pode ser adaptada aos contextos empresarias, para ajudar no gerenciamento da produção e demais operações.

2.2. Simulação baseada em agentes

Segundo Macal e North [2013] a modelagem e simulação baseada em agentes (MSBA) se motiva por investigações sobre a adaptação e surgimento de sistemas biológicos, sua origem histórica se baseia no estudo de sistemas adaptativos complexos (CAS − *Complex Adaptative Systems*). A principal característica do CAS é a capacidade de se adaptar em ambiente de mudanças e

responder com o tempo, eficazmente, a novas situações e adaptações. A MSBA é um conjunto de equações diferenciais, que consiste em descrever um sistema a partir da perspectiva de suas unidades representadas [Bonabeau, 2002]. Para Collier e Ozik [2013], a MSBA é um método de calcular os níveis do comportamento do sistema de grupos individuais, permite também, aos modeladores, especificar as regras comportamentais de cada agente; descrever as circunstâncias ou a topologia em que os indivíduos agem; e, em seguida, executar as regras para determinar possíveis resultados em nível de sistema.

A simulação baseada em agentes será fundamental nesse trabalho para modelar o comportamento da situação do paciente dentro do sistema. É uma característica inerente a ele, independente do que ocorrer com o resto do ambiente, porém influenciando o último. Assim, essa forma de realizar a simulação facilita a aproximação do que ocorre na realidade com o ambiente computacional simulado.

2.3. Simulação em saúde

De acordo com P. R. Harper [2004] e Eldabi e Young [2007] os principais motivos para se utilizar a simulação em unidades hospitalares é o fornecimento de uma metodologia de projeto plausível para o desenvolvimento dos serviços e melhora do atendimento, e isso ocorre principalmente pelo fato da mesma gerar uma ligação com métodos utilizados em processos industriais há muito tempo. De acordo com Chemweno et al. [2014] a simulação na área da saúde pode ajudar a fornecer informações sobre o impacto das mudanças operacionais no atendimento em hospitais.

A simulação em unidades hospitalares é bastante aplicada, pois a simulação fornece uma metodologia compatível com o desenvolvimento de serviços internos, melhorando assim o atendimento, isso ocorre principalmente pelo fato da técnica gerar uma ligaçõ com métodos utilizados em processos industriais há muito tempo [P. R. Harper, 2004; Eldabi e Young, 2007].

2.4. Delineamento de experimentos

Todo experimento, segundo Montgomery [2008], pode ser visto como testes onde as mudanças nas variáveis de entrada são feitas propositalmente dentro do processo, tendo o objetivo de observar a forma como as respostas são afetadas pelas mudanças provocadas nas variáveis de entrada. Por essa razão, a experimentação se tornou uma parte fundamental do método científico, contribuindo para a análise e melhoria das diversas aplicações de engenharia.

Um dos arranjos mais utilizados dentro do DOE é o Fatorial Fracionado, que é composto por uma série de ferramentas matemáticas e estatísticas que são usadas para modelar e analisar problemas para os quais se deseja respostas influenciadas por algumas variáveis, onde se pode fazer uma análise de sensibilidade desta resposta por meio da variação ordenada das variáveis de entrada, provocada pelo arranjo experimental. A equação 1 mostra representação de um processo modelado:

$$\widehat{y} = f(x_1, x_2) + \epsilon \tag{1}$$

Onde:

- x_i â representam as variáveis de entrada.
- ϵ â representa o erro experimental observado na resposta.
- $\widehat{y}$ â representa a resposta do modelo.

Dessa maneira, se uma resposta for bem modelada por uma função linear, a relação aproximada pode ser representada pelo seguinte modelo de primeira ordem mostrado na equação 2.

$$\widehat{y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \ldots + \beta_k X_k + \epsilon \tag{2}$$

Nas equações 2 e 3 usa-se os mesmos símbolos da Equação 1, com a soma desses:

- β_i â coeficientes a serem estimados.
- k â número de variáveis independentes.

Existem modelos que possuem efeitos de interação e, portanto, podem ser analisados pelos métodos de regressão linear múltipla [Montgomery e Runger, 2010]. Uma interação entre duas variáveis pode ser representada por um termo cruzado no modelo, mostrado na equação 3

$$\widehat{y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_i X_i + \beta_{12} X_1 X_2 + \beta_{ij} X_i X_j + \ldots + \beta_k X_k + \epsilon \tag{3}$$

Este é o modelo da equação final gerada pelo arranjo Fatorial Fracionado. Ainda de acordo com Montgomery [2008] esse arranjo usa menos experimentos que o Fatorial Completo, e chega às mesmas conclusões que o primeiro, se a resolução usada for satisfatória.

3. Método de pesquisa

Neste trabalho a metodologia utilizada usará como referência Montevechi et al. [2010], que se constitui em três fases: concepção (modelo conceitual), implementação (modelo computacional) e análise (modelo operacional). O modelo conceitual foi construído através da modelagem conceitual, utilizando a técnica IDEF-SIM. O modelo computacional foi desenvolvido no software AnyLogic® por facilitar o processo de modelagem do sistema integrando a simulação a eventos discretos e a simulação baseada em agentes. Por fim, o modelo operacional foi feito através do delineamento de experimento, que permitiu elencar os fatores que mais possuam impacto na ocorrência de óbitos e tempo de espera dos pacientes.

3.1. Modelagem conceitual através da técnica IDEF-SIM

Leal et al. [2011] acreditam que a modelagem conceitual é importante para o entendimento do modelo que se pretende simular. Dessa forma, os mesmos autores propuseram uma nova técnica de modelagem conceitual, denominada de IDEF-SIM (*Integrated Definition Methods - Simulation*), que utiliza e adapta elementos lógicos de técnicas de modelagem, permitindo assim a elaboração de modelos conceituais com informações úteis ao modelo computacional. Além desta utilização, a técnica permite ainda uma documentação de modelos computacionais [Leal et al., 2011]. O presente artigo utiliza esta técnica tanto para modelagem conceitual quanto para a documentação da lógica utilizada no modelo computacional.

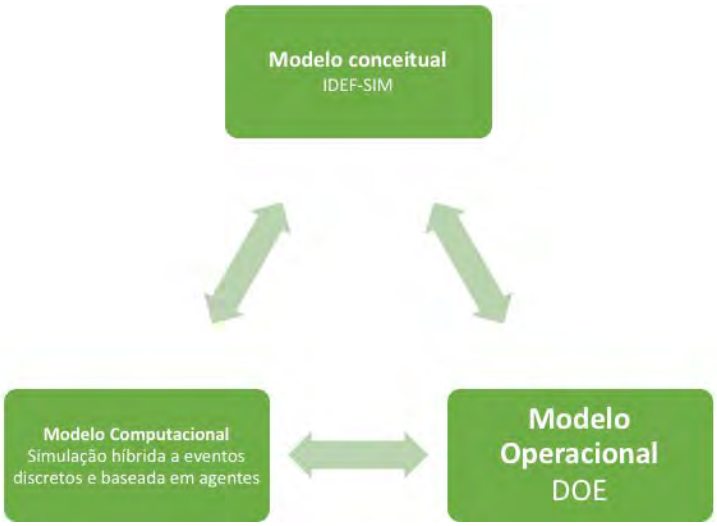

Figura 1: Etapas da metodologia

4. Aplicação do método de pesquisa

A organização em estudo é uma unidade hospitalar e está localizada na cidade de Itajubá e seu regime de funcionamento é de 24 horas em três turnos: manhã, tarde e noite. O objetivo prático é dimensionar a taxa de ocupação dos funcionários nesta unidade hospitalar durante o período (07:00hs as 19:00hs). Além deste objetivo prático, pretende-se analisar o impacto de um aumento da demanda previsto para os próximos três e cinco anos sobre as variáveis de saída tempo de atendimento e número de atendimentos.

4.1. Concepção

A primeira etapa do trabalho consistiu realizar a modelagem conceitual de todo o processo que se pretende simular via simulação a eventos discretos, apresentado na figura 2 e 3. O modelo conceitual auxiliou na coleta de dados e agilizou a construção do modelo computacional.

O IDEF-SIM do modelo conceitual está demonstrado nas figuras 2 e 3. Inicialmente a entidade paciente chega e pode ser atendida por três atendentes diferentes. A ordem de atendimento é FIFO (First in, First Out), ou seja, os primeiros que chegam são os primeiros a serem atendidos. Nestes balcões de atendimento, com capacidade de atender um paciente por vez, se escolhe em qual das quatro áreas é necessário fazer o direcionamento dentro da unidade, escolhendo-o dentre a triagem, ortopedia, enfermaria ou internação.

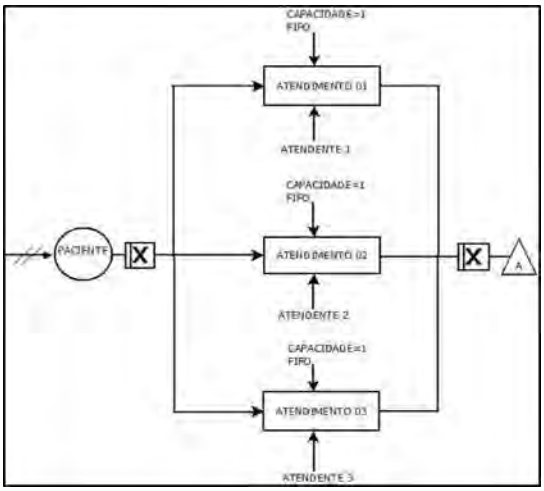

Figura 2: Primeira parte do IDEF-SIM da unidade hospitalar pesquisada

Se o paciente optar ser atendido por um ortopedista ele terá de aguardar na sala de espera até que seu nome seja chamado pelo ortopedista trabalhando no turno. Tal operação corresponde a 12,41% dos casos totais da clínica. Quando chamado, o paciente é então levado à ortopedia. Após sua consulta ele pode receber alta, ser encaminhado para fazer o exame de raio-x ou ser encaminhado à enfermaria. A porcentagem de ocorrência de alta é de 14,80%, de fazer um exame de raio-x é de 37,00% ou de ser encaminhado à enfermaria é de 48,20%.

Se o paciente optar ser atendido por um clínico ele terá de esperar na sala de espera até que seu nome seja chamado pelo enfermeiro trabalhando na triagem naquele turno. Esse fluxo é o mais importante dentro da unidade hospitalar, haja vista que corresponde a 73,79% de ocorrência de todos pacientes tratados. Os primeiros que chegam são os primeiros a serem atendidos. Após esse atendimento na triagem, o paciente aguarda em um dos cinco assentos disponíveis dentro da triagem até que um dos consultórios seja liberado para consulta com o clínico. Ao ser atendido pelo clínico, o paciente pode receber alta em 79,20% dos casos, ou pode dirigir-se à enfermaria em 20,20% dos casos relatados. Ao chegar à enfermaria, o enfermeiro recebe o prontuário que o paciente traz do consultório. O paciente é colocado em uma das 11 macas para receber os devidos cuidados. Esse local conta com até 03 enfermeiros como recurso, sendo que um deles se reveza

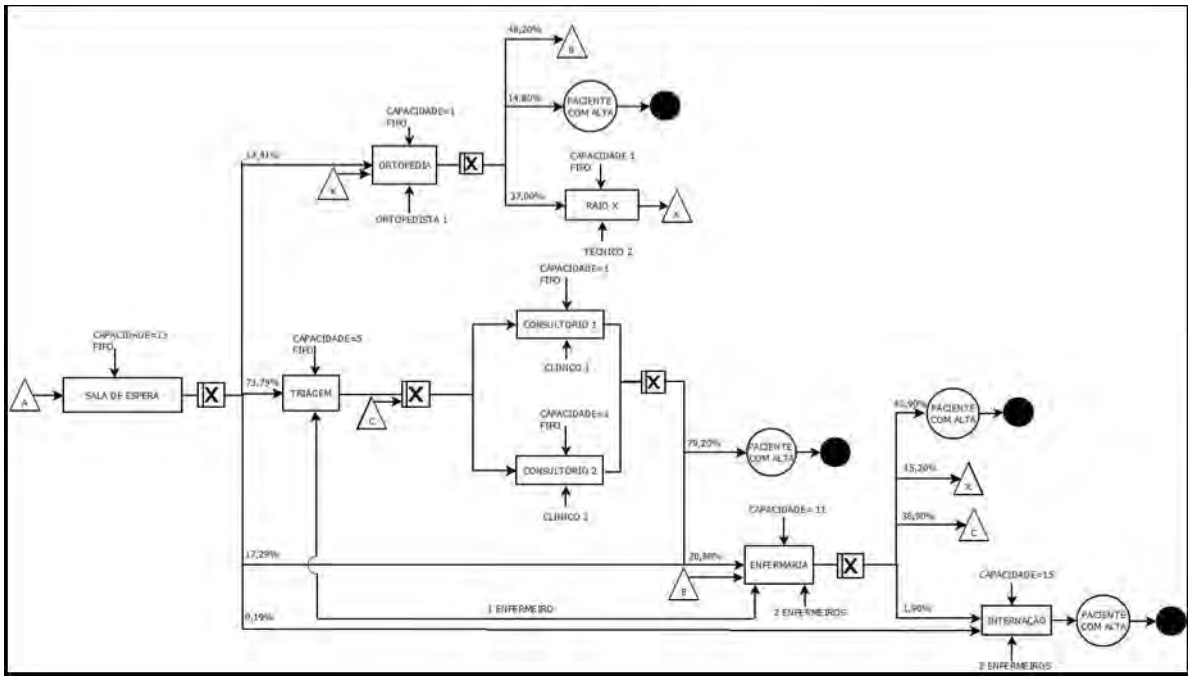

Figura 3: Segunda parte do IDEF-SIM da unidade hospitalar pesquisada

entre a enfermaria e a triagem. Se o paciente ficar muito ruim, o mesmo é encaminhado para a internação, mas isto ocorre apenas em 1,9% dos casos.

A internação tem capacidade para 15 leitos e lá trabalham dois enfermeiros como recurso. Se não necessitar da internação, o paciente retorna a um clínico e posteriormente recebe alta. Quando no balcão de atendimento o paciente optar inicialmente ser encaminhado à internação diretamente (internação atende casos mais graves) não há nenhuma espera. Já se o paciente optar pela última opção restante, que é ser encaminhado à enfermaria diretamente, ele terá de esperar na sala de espera até que o seu nome seja chamado por alguém trabalhando na enfermaria naquele turno. Após ser atendido na enfermaria, este paciente poderá ter alta ou dirigir-se à internação. Ressalta-se que somente retornam ao clínico ou ao ortopedista aqueles que já visitaram primeiramente o ortopedista ou o clínico, ou seja, as porcentagens de 15,20% e 38,90% não se incluem neste fluxo de pacientes.

Os únicos pacientes que recebem alta na enfermaria são aqueles que optaram no balcão de atendimento visitar a enfermaria. No entanto, a porcentagem de 43,90% dos que recebem alta demonstrada na Figura 2 é a porcentagem considerando o total de pacientes que utilizam os serviços da enfermaria. Da mesma maneira os 1,90% que se dirigem à internação também se referem ao total de pacientes advindos da ortopedia, clínicos ou da própria enfermaria, os quais seguem para a internação.

A validação do modelo conceitual foi realizada face a face segundo [Sargent, 2014]. Sendo assim, o modelo conceitual foi validado pela enfermeira chefe que confirmou a sua representatividade real da unidade hospitalar.

Segundo Montevechi et al. [2010], a etapa de concepção é composta por três passos: coleta dos dados, tratamento dos dados e inferência estatística.

Para o tratamento dos dados de entrada não serão utilizados os dados referentes ao turno da noite já que o objeto da modelagem e simulação são os turnos da manhã e da tarde, ou seja, das 07:00 as 19:00. Foram utilizados dados referentes ao primeiro semestre de 2014. Para o atendimento, triagem e raio-x houve a coleta de dados manualmente no local. Os funcionários da unidade hospitalar se colocaram à disposição desta pesquisa e registraram eles mesmos os tempos auferidos

nos processos de atendimento, triagem e raio-x.

4.2. Aplicação do modelo computacional

4.2.1. Processo de atendimento

A modelagem do processo de atendimento dos pacientes deu-se através do uso da simulação a eventos discretos, representado pelas figuras 2 e 3. Os dados são resumidos na tabela 1.

Tabela 1: Dados utilizados no modelo computacional

Dados	Distribuição
Chegadas de entidades por dia	T(86.9, 173, 210) por dia
Atendimento 1, 2 e 3	N(1.8, 2.86) minutos
Triagem	N(1.3, 1.35) minutos
Enfermaria	N(11.87, 9.81) minutos
Ortopedista	N(15.17, 11.52) minutos
Consultório	N(9.57, 7.02) minutos
Raio-x	N(11, 1.62) minutos
Saída de entidades por dia	N(96.7, 17.6) pacientes

A simulação aconteceu durante 17 dias, com 2 dias de aquecimento. Cada cenário contou com 30 replicações, para garantir que a variabilidade fosse estatisticamente capturada.

4.2.2. Comportamento do paciente

A figura 4 apresenta o diagrama de estado baseado no sistema Manchester de classificação de risco do paciente. Esse sistema visa classificar o estado inicial do paciente ao chega à unidade em:

a Emergência: Paciente precisa ser atendido imediatamente ou o paciente corre o risco de sofrer óbito. Nessa situação o paciente é encaminhado para a internação;

b Muito Urgente: Paciente precisa ser atendido até no máximo dez minutos ou o paciente passa para o estado de emergência, ou seja, terá que ser atendido imediatamente. Nessa situação o paciente é encaminhado para a enfermaria, porém sem internação;

c Urgência: Paciente precisa ser atendido até sessenta minutos ou o paciente passa para o estado de muita urgência tendo o tempo máximo de dez minutos, caso ele não seja atendido em dez minutos o paciente passará para o estado de emergência. Nessa situação, em 45% dos casos é encaminhado para a ortopedia, enquanto que o restante é dado alta;

d Pouco Urgente: Paciente pode ser atendido até duas horas ou desistir do atendimento. Nessa situação o paciente é encaminhado para a triagem;

e Não Urgente: Paciente deve ser atendido até no máximo quatro horas ou desistir do atendimento. Nessa situação o paciente é encaminhado para a triagem.

Assim, o comportamento de cada paciente foi modelado individualmente utilizando a simulação baseada em agentes. Através dos dados coletados, foi definido que as probabilidades para cada paciente ao adentrar o hospital é, conforme tabela 2

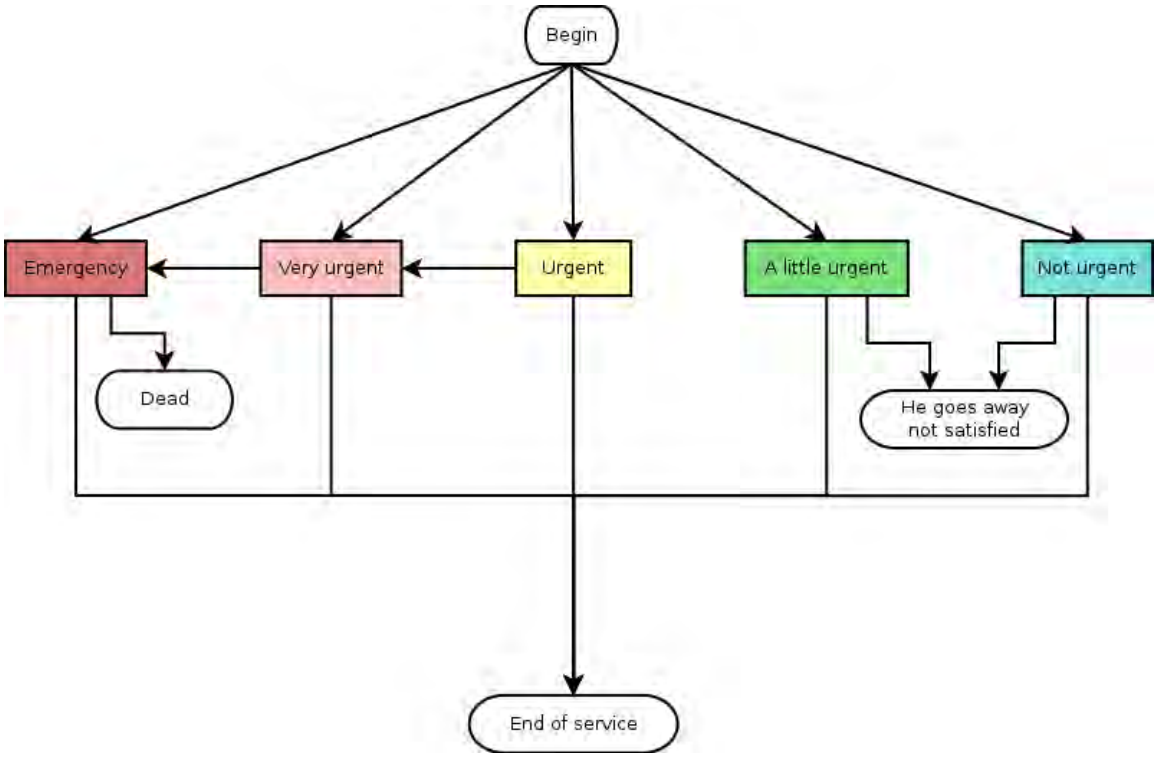

Figura 4: Diagrama de estado baseado no sistema Manchester de classificação de risco do paciente

Tabela 2: Probabilidade do estado inicial de cada paciente

Estado	Probabilidade
Não urgente	50%
Pouco urgente	30%
Urgência	13%
Muita urgência	5%
Emergência	2%

5. Análise dos resultados

Para a realização do DOE, a simulação contou com sete variáveis de entrada, que correspondem ao número de: leitos (A), enfermeiros fixos (B), enfermeiros dinâmicos (C), atendentes (D), clinicos1 (E), clinicos2 (F) e ortopedistas (G). Sendo que o problema tem três variáveis de saída: tempo total, desistências e óbitos. O objetivo é verificar quais variáveis de entrada mais afetam esses resultados através das análises de sensibilidade mostradas nesse capítulo. Foi feito um experimento fatorial fracionado que contém sessenta e quatro pontos cúbicos e cinco pontos centrais, totalizando sessenta e nove experimentos. Vale lembrar que, todo o experimento foi feito com a média das respostas, rodando-se cada cenário com 30 réplicas. Isso é importante considerando que o modelo usado é estocástico e apenas uma réplica prejudicaria a análise. A tabela 3 contém a decodificação dos níveis das variáveis de entrada. Dentro desses limites está a região de solução.

5.1. Fatorial fracionado 1

Na figura 5 se encontra o gráfico de sensibilidade das variáveis de entrada na resposta tempo total, gerado pelo experimento fatorial fracionado.

Percebe-se pela figura 5 que o número de leitos é a variável que têm maior influência no resultado. Porém, as outras variáveis em conjunto tem um peso relevante (apesar de ser menor). A regressão tem um maior R-quadrático, quando considera-se essas variáveis. Nota-se um

Tabela 3: Decodificação dos níveis das variáveis de entrada

Variáveis	-1	0	1
leitos (A)	10	12	14
enfermeiros fixos (B)	1	2	4
enfermeiros dinâmicos (C)	1	2	3
atendentes (D)	1	3	5
clinicos1 (E)	1	2	
3			
clinicos2 (F)	1		2
3			
ortopedistas (G)	1	2	3

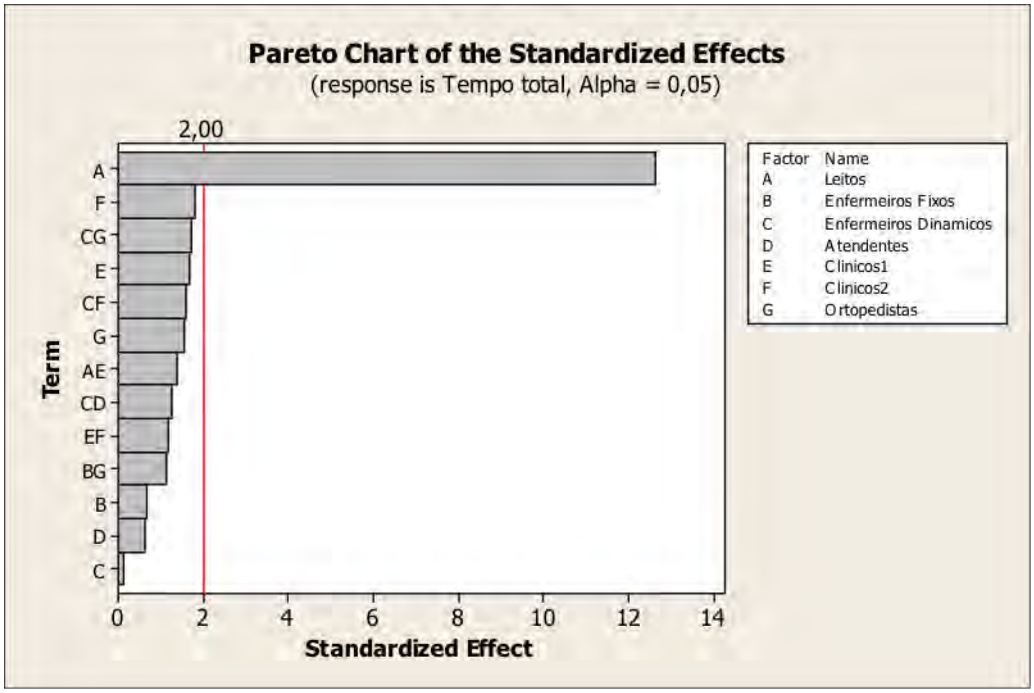

Figura 5: Gráfico de sensibilidade das variáveis de entrada no tempo total

R-quadrático (ajustado) = 73%, o que mostra que o modelo é satisfatório na previsão do resultado. Para validar a análise, foi constatado que os resíduos são normais, o que viabiliza o uso dos dados obtidos.

5.2. Fatorial fracionado 2

Na figura 6 se encontra o gráfico de sensibilidade das variáveis de entrada na resposta Óbitos, gerado pelo experimento fatorial fracionado.

Percebe-se pela figura 6 que o número de leitos é novamente a variável que têm maior influência no resultado, sendo que o número de enfermeiros fixos também tem um peso relevante, além da interação de enfermeiros dinâmicos com clínicos 1. Nota-se um R-quadrático (ajustado) = 84,4%, o que mostra que o modelo é satisfatório na previsão do resultado. Para validar a análise, também foi constatado que os resíduos são normais, o que viabiliza o uso dos dados obtidos.

5.3. Fatorial fracionado 3

O experimento não teve sucesso para a resposta número de desistências, isso corresponde a dizer que o R quadrático foi baixo devido a pouca influência das variáveis de entrada nessa resposta. Em outras palavras, parece existirem outras razoes mais fortes que influenciam no número de desistências no hospital.

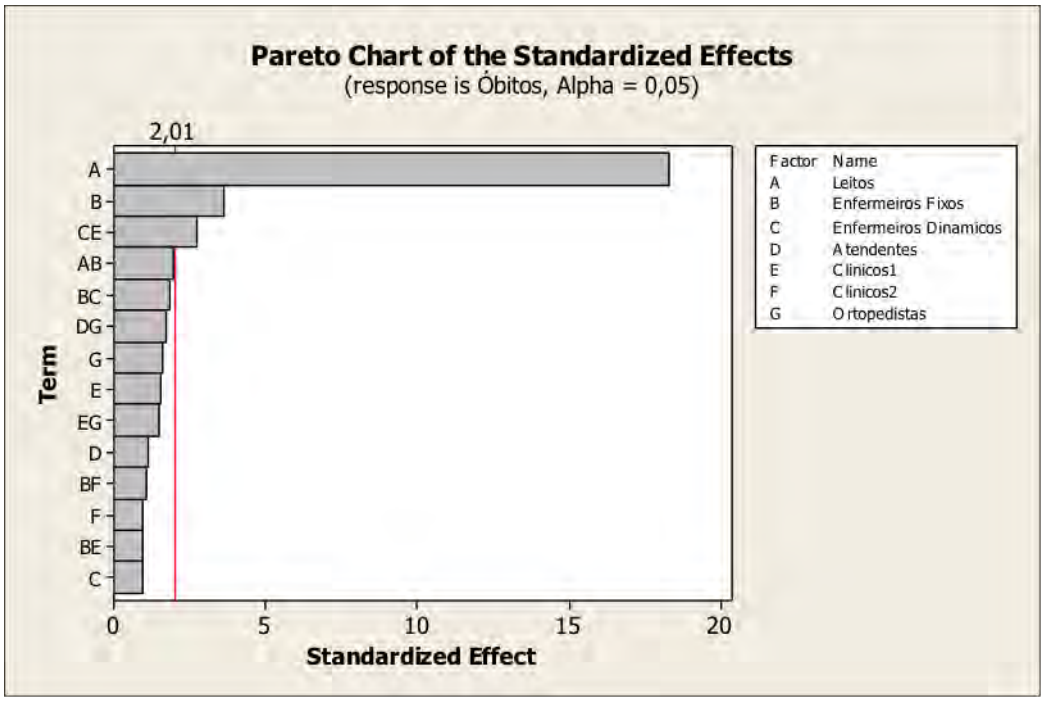

Figura 6: Gráfico de sensibilidade das variáveis de entrada no número de Óbitos

6. Conclusão

O presente trabalho teve como objetivo avaliar quais são os parâmetros que possui maior impacto na quantidade de óbitos, no seu tempo de atendimento total e no número de desistências no processo de atendimento clínico utilizando o delineamento de experimentos (DOE). Dessa forma, com a simulação e experimentos, foi possível observar que o número de leitos teve um impacto bem significativo em duas respostas, número de óbitos e tempo médio de atendimento. Esse impacto tão forte motivou-se principalmente pelo caso de não ter leito disponível, o paciente em estado de emergência provavelmente irá a óbito, o que impacta em todo o restante do processo de atendimento. Como sugestão para trabalhos futuros, recomenda-se aumentar o número de período observado e utilizar outros métodos para analisar os dados, além de algum método de otimização que busque alcançar o número ideal de recursos totais.

Agradecimentos

Os autores agradecem a CAPES, CNPq e Fapemig pelo auxílio proporcionado ao longo desta pesquisa.

Referências

Akin, G., Ivy, J. S., Huschka, T. R., Rohleder, T. R., e Marmor, Y. N. (2013). Capacity Management and Patient Scheduling in an Outpatient Clinic Using Discrete Event Simulation. (2005):2215–2226.

Albright, S. C. e Winston, W. L. (2007). *Management Science Modeling*. Thomson SouthWestern.

Baldwin, L. P., Eldabi, T., e Paul, R. J. (2005). Business process design: flexible modelling with multiple levels of detail. *Business Process Management Journal*, 11(1):22–36.

Banks, J., II, J. S. C., Nelson, B. L., e Nicol, D. M. (2005). *Discrete-event System Simulation*. Prentice-Hall international series in industrial and systems engineering. Pearson Prentice Hall. ISBN 9780131293427.

Bonabeau, E. (2002). Agent-based modeling: methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 99 Suppl 3:7280–7287. ISSN 0027-8424.

Bursi, F., Ferrara, A., Grassi, A., e Ronzoni, C. (2015). Simulating continuous time production flows in food industry by means of discrete event simulation. *International Journal of Food Engineering*, 11(1):139–150.

Chemweno, P., Thijs, V., Pintelon, L., e Horenbeek, A. V. (2014). Discrete event simulation case study: Diagnostic path for stroke patients in a stroke unit. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 48:45–57. ISSN 1569-190X.

Collier, N. e Ozik, J. (2013). Test-driven agent-based simulatino development. *Proceedings of the 2013 Winter Simulation Conference*, p. 1551–1559.

Duguay, C. e Chetouane, F. (2007). Modeling and Improving Emergency Department Systems Using Discrete Event Simulation. *Simulation*, 83(4):311–320. ISSN 0037-5497.

Eldabi, T. e Young, T. (2007). Towards a framework for healthcare simulation.

Findlay, M. e Grant, H. (2011). An application of discrete-event simulation to an outpatient healthcare clinic with batch arrivals. In *Winter Simulation Conference*. ISBN f.

Leal, F., Costa, R. F. d. S., Montevechi, J. A. B., de Almeida, D. A., e Marins, F. A. S. (2011). A practical guide for operational validation of discrete simulation models. *Pesquisa Operacional*, 31(1):57–77.

Macal, C. M. e North, M. J. (2013). Introductory Tutorial on Agent-Based Modeling and Simulation. In *Winter Simulation Conference*. ISBN 9781479920761.

Montevechi, J. A. B., Leal, F., Pinho, A. F., Da Silva Costa, R. F., Moura De Oliveira, M. L., e Faustino Da Silva, A. L. (2010). Conceptual modeling in simulation projects by mean adapted IDEF: An application in a Brazilian tech company. *Proceedings - Winter Simulation Conference*, (2008):1624–1635. ISSN 08917736.

Montgomery, D. C. (2008). *Design and analysis of experiments*. John Wiley & Sons.

Montgomery, D. C. e Runger, G. C. (2010). *Applied statistics and probability for engineers*. John Wiley & Sons.

P. R. Harper, M. A. P. (2004). On the Challenges of Healthcare Modelling and a Proposed Project Life Cycle for Successful Implementation. *The Journal of the Operational Research Society*, 55 (6):657–661. ISSN 01605682, 14769360.

Sargent, R. G. (2014). Verifying and validating simulation models. In *Winter Simulation Conference*. ISBN 9781479974863.