

CENTRO UNIVERSITÁRIO FEI
DOUGLAS SABOIA FERREIRA

SISTEMA DE SUPORTE À DECISÃO BASEADO EM SIMULAÇÃO PARA EVITAR
SITUAÇÕES DE TENSÃO EM SISTEMAS DE EMERGÊNCIA HOSPITALAR.

São Bernardo do Campo

2019

DOUGLAS SABOIA FERREIRA

SISTEMA DE SUPORTE À DECISÃO BASEADO EM SIMULAÇÃO PARA EVITAR
SITUAÇÕES DE TENSÃO EM SISTEMAS DE EMERGÊNCIA HOSPITALAR.

Dissertação de Mestrado apresentada ao Centro Universitário FEI, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica. Orientado pelo Prof. Dr. João Chang Junior.

São Bernardo do Campo

2019

Ferreira, Douglas Saboia.

Sistema de suporte à decisão baseado em simulação para evitar situações de tensão em sistemas de emergência hospitalar / Douglas Saboia Ferreira. São Bernardo do Campo, 2019.

67 p. : il.

Dissertação - Centro Universitário FEI.

Orientador: Prof. Dr. João Chang Junior.

1. discrete-event simulation. 2. modelling. 3. healthcare simulation. 4. agent-based simulation. 5. agent based model. I. Chang Junior, João, orient. II. Título.

Aluno: Douglas Saboia Ferreira

Matrícula: 217105-6

Título do Trabalho: Modelagem e avaliação do desempenho de um departamento de emergência hospitalar: uma abordagem de simulação por evento discreto baseada em agente.

Área de Concentração: Produção

Orientador: Prof. Dr. João Chang Junior

Data da realização da defesa: 19/12/2019

ORIGINAL ASSINADA

Avaliação da Banca Examinadora:

São Bernardo do Campo, / / .

MEMBROS DA BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. João Chang Junior	Ass.: _____
Prof. Dr. Alexandre Augusto Massote	Ass.: _____
Prof. Dr. Alfredo Manoel da Silva Fernandes	Ass.: _____

A Banca Julgadora acima-assinada atribuiu ao aluno o seguinte resultado:

APROVADO

REPROVADO

VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO

**APROVO A VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO EM QUE
FORAM INCLUÍDAS AS RECOMENDAÇÕES DA BANCA
EXAMINADORA**

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

Prof. Dr. Rodrigo Magnabosco

Dedico esta pesquisa para minha família e a minha namorada Estefânia pelo apoio e fé na conquista deste objetivo.

AGRADECIMENTOS

Agradeço antes de tudo e primeiramente a Deus.

Agradeço a minha família pelo incentivo e apoio, além da compreensão por todas as ausências neste período

Agradeço a minha namorada Estefânia pelo apoio e contribuição durante a jornada.

Agradeço ao Professor Doutor João Chang Junior pela orientação, paciência e atenção.

Agradeço os professores da produção do Centro Universitário FEI por todas as aulas.

Agradeço aos médicos Thales e Felipe do Hospital Infantil Sabará por todo apoio e suporte.

“E Jesus, respondendo, disse-lhes: Ide, e
anunciai a João as coisas que ouvis e vedes”

Mateus 11:4

RESUMO

O alto período de permanência e a superlotação nos departamentos de emergência, são dois problemas recorrentes no setor de saúde, seja no serviço público ou privado. Para diminuir o tempo médio de permanência e combater a superlotação, não há dúvidas quanto a necessidade de dimensionar adequadamente diversos recursos, desde médicos, enfermeiros, recepcionistas, até a disposição física dos ambientes; ao mesmo tempo que devem ser consideradas as restrições orçamentárias e físicas. Para lidar com essas situações, este trabalho adotou uma abordagem multimétodo baseado na teoria de agentes e eventos discretos. A simulação modelou o departamento de emergência no Hospital Infantil Sabará (HIS), localizado na capital do estado de São Paulo, São Paulo. Foram simulados os comportamentos dos pacientes, recepcionistas, enfermeiros de triagem, enfermeiros de emergência e médicos. Para avaliar o desempenho deste sistema, foram testados cenários diferentes, em cada cenário, indicadores-chave de desempenho foram acompanhados. Foi desenvolvido um sistema de suporte à decisão (DSS) baseado em simulação para execução dos cenários elaborados, a fim de melhorar sua gestão pelo sistema hospitalar. As saídas de cada simulação foram a quantidade de pacientes atendidos e o tempo de permanência no Departamento de Emergência (DE). Este estudo também demonstra o impacto potencial devido a um dimensionamento adequado da equipe composta por médicos, enfermeiros e técnicos.

Palavras-chave: *discrete-event simulation; modelling; healthcare simulation, agent-based simulation, agent based model, agent-based modelling.*

ABSTRACT

The high length of stay and overcrowding in emergency departments are two recurring problems in the health sector, whether in the public or private service. To reduce the average length of stay and combat overcrowding, there is no doubt about the need to adequately measure various resources, from doctors, nurses, receptionists, to the physical arrangement of the environments; while considering budgetary and physical constraints. To deal with these situations, this paper has adopted a multi method approach based on the theory of discrete agents and events. The simulation modeled the emergency department at the Sabará Children's Hospital (HIS), located in the state capital of São Paulo, São Paulo. The behaviors of patients, receptionists, screening nurses, emergency nurses and doctors were simulated. To evaluate the performance of this system, different scenarios were tested, in each scenario, key performance indicators were followed. A simulation-based decision support system (DSS) was developed for the execution of the elaborated scenarios in order to improve its management by the hospital system. The outputs of each simulation were the number of patients attended and the length of stay in the Emergency Department (DE). This study also demonstrates the potential impact due to an adequate sizing of the team of doctors, nurses and technicians.

Keywords: *discrete-event simulation; modelling; healthcare simulation, agent-based simulation, agent based model, agent-based modelling.*

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Método de pesquisa	15
Figura 2 – Interação agente ambiente	22
Figura 3 – Interação agente com agente	24
Figura 4 – Fluxo simplificado da experiência dos pacientes no DE	38
Figura 5 – Distribuição recepção de pacientes no departamento de emergência	39
Quadro 1 – Protocolo MTS	40
Quadro 2 – Tempo de tratamento em cada seção do departamento de emergência	40
Figura 6 – Distribuição pacientes no DE – Dias da semana.....	42
Figura 7 – Distribuição pacientes no DE – Dias da semana e hora	43
Quadro 3 – Tempo de atendimento por seção comparado com a simulação	46
Figura 8 – Interface Anylogic.....	47
Figura 9 – Interface Anylogic – Setup Execução.....	45
Figura 10 – Interface Anylogic – Simulação em execução.....	49
Figura 11 – Simulação estado crítico.....	51
Quadro 4 – Resultado da simulação com cenários corretivos	53

LISTA DE SIGLAS

ALOS	Average length of stay
DE	Departamento de emergência
DSS	Decision Support Systems
ED	Eventos Discretos
HIS	Hospital Infantil Sabará
KPI	Key performance indicator
LOS	Length of stay
LWBS	Leave without being seen
MBA	Modelagem baseada em agente
MSBA	Modelagem e simulação baseada em agente
MTS	Manchester Triage System
RFID	Radio-Frequency IDentification
SBA	Simulação baseada em agentes
TO	Total output
TWT	Total waiting time TWT

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
1.1 DECLARAÇÃO DO PROBLEMA	12
1.2 OBJETIVO	12
1.3 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA	13
1.4 ABRANGÊNCIA	13
1.5 METODOLOGIA.....	13
1.5.1 Classificação da Pesquisa.....	13
1.5.2 Coleta de Dados	15
1.6 ESTRUTURAÇÃO DO TRABALHO.....	15
2 REVISÃO DA LITERATURA	17
2.1 INTRODUÇÃO.....	17
2.2 CONSIDERAÇÕES GERAIS.....	17
2.3 SIMULAÇÃO POR EVENTOS DISCRETOS.....	18
2.3.1 Utilização da Simulação por Evento Discreto aplicado para área da saúde.....	20
2.4 MODELAGEM BASEADA EM AGENTE	21
2.4.1 Estrutura de um Modelo Baseado em Agente	21
2.4.2 Propriedades da Modelagem Baseada em Agente.....	22
2.4.2.1 Agente Autônomo	23
2.4.2.2 Interação dos Agentes	24
2.4.2.3 Processo de Tomada de Decisão dos Agentes.....	25
2.4.2.4 Protocolo de Ordenação.....	26

2.4.2.5 Ambiente do Agente	26
2.4.2.6 Aprendizado dos Agentes.....	27
2.5 APLICAÇÃO DA MODELAGEM BASEADA EM AGENTE.....	28
2.5.1 Aplicações à Área da Saúde.....	30
2.6 DEPARTAMENTO DE EMERGÊNCIA (PRONTO-SOCORRO).....	32
2.7 VALIDAÇÃO E VERIFICAÇÃO DE MODELOS DE SIMULAÇÃO	33
2.7.1 Validação do Modelo.....	34
2.7.2. Verificação do Modelo	35
3 MODELO DEPARTAMENTO DE EMERGÊNCIA.....	37
3.1 INTRODUÇÃO	37
3.2 HOSPITAL INFANTIL SABARÁ	37
3.2.1 Descrição do Sistema	37
3.2.2 Análise e estratificação dos dados	39
3.3 DESCRIÇÃO DOS AGENTES DO MODELO DE SIMULAÇÃO	43
3.4 DESCRIÇÃO DO SOFTWARE UTILIZADO NA SIMULAÇÃO	44
3.5 DESCRIÇÃO DOS INDICADORES CHAVES	45
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	47
4.1 INTRODUÇÃO.....	47
4.2 CONFIGURAÇÃO DO MODELO	47
4.3 VERIFICAÇÃO E VALIDAÇÃO	48
4.4 RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES.....	48
4.4.1 Comportamento do DE com as ações corretivas	49
4.4.2 Comportamento do DE com as ações corretivas – Estado Crítico.....	51
5 CONCLUSÃO.....	53

5.1 RESUMO DA PESQUISA.....	53
5.2 LIMITAÇÕES DO ESTUDO	54
5.3 DISCUSSÕES E INTERPRETAÇÕES DOS RESULTADOS	54
REFERÊNCIAS	55

1 INTRODUÇÃO

O aumento da expectativa de vida da população e as inovações tecnológicas têm aumentado os custos na área da saúde no Brasil e no mundo (BAHOU et al., 2017). Preocupações com a redução dos custos hospitalares não são exclusividades de países em desenvolvimento. Mesmo em países desenvolvidos, como a Inglaterra, onde a área da saúde é considerada uma das mais avançadas do mundo Davis et al. (2014), observa-se um grande potencial para reduções através do melhor gerenciamento de uso dos recursos e instalações hospitalares (GREENROYD, 2017). Dessa forma, o setor tem sido pressionado constantemente por uma melhor gestão dos recursos e redução dos custos. Devido a este cenário desafiador, há uma crescente demanda por introdução de novas tecnologias na indústria da saúde para temas não ligados a clínica médica (VERAS et al., 2018).

O aumento dos custos e a maior demanda pelos serviços hospitalares, levam os gestores da área da saúde a buscarem estratégias que aumentem a eficiência no atendimento. O desafio constante é fornecer um serviço de alta qualidade a custos reduzidos. Para tanto, se faz necessário a utilização de ferramentas que permitam a análise e auxiliie na tomada de decisão (VERAS et al., 2018).

Neste contexto, encaixa-se a aplicação das ferramentas de modelagem e simulação, as quais podem ser muito úteis para a eliminação de ineficiências e melhora na alocação de recursos (STOPARO et al., 2009).

O método de Eventos Discretos (ED) é um conceito amplamente utilizado e documentado na literatura aplicado à indústria da saúde. Modelos formais e a simulação são ferramentas úteis e eficazes para o planejamento de capacidade e melhoria da eficiência dos sistemas de saúde. Sistemas hospitalares podem efetivamente ser modelados por ED, cuja dinâmica depende da interação dos eventos que exibam alto grau de simultaneidade e paralelismo (DOTOLI et al., 2010).

A Modelagem Baseada em Agente (MBA) é um conceito mais recente e com grande variedade de aplicações, incluindo: ciências sociais, economia, gestão, biologia e engenharia. A MBA consiste, basicamente, em grupos de agentes que são capazes de interagir uns com os outros, com o ambiente, e aprender durante o processo de simulação. Eles também são capazes de tomar decisões e participar da auto-organização (Macal & North, 2010). A característica da MBA faz dela uma ferramenta adequada para simular uma variedade de sistemas complexos (Kohler, Gumerman & Reynolds, 2005). A modelagem e simulação

baseada em agente (MSBA) tem sido cada vez mais utilizada pelos pesquisadores para aplicações em sistemas dinâmicos complexos em saúde. (TRACY et al. 2018).

1.1 DECLARAÇÃO DO PROBLEMA

Os problemas no setor de saúde tornam esta indústria um dos centros de atenção dos estudos de simulação computacional, com o objetivo de fornecer uma ferramenta adequada para os tomadores de decisão. O processo de tomada de decisão em sistemas complexos é uma tarefa difícil devido à alta complexidade e interdisciplinaridade.

Por sua natureza, o sistema de saúde não possui interrupções, ou seja, opera todos os dias do ano. Dessa forma, diferentemente da indústria de manufatura, não é possível interromper o seu processo produtivo para uma avaliação de desempenho. Adicionalmente, o processo produtivo da indústria da saúde se dá, principalmente, na interação humana, o que traz complexidade a qualquer sistema. Neste sentido, a simulação auxilia na avaliação destes sistemas complexos que devem levar em consideração o comportamento humano.

Os pacientes chegam aos departamentos de emergência (DE) com diferentes problemas de saúde e com diferentes graus de necessidade. Os DEs devem fornecer serviços e tratamentos adequados. A relação entre o paciente e o hospital, especificamente DE, é dinâmica; com base em suas experiências e observações o paciente pode abandonar o DE, voltar, e, eventualmente, com uma piora no quadro clínico, ou seja, pacientes com diferentes experiências pregressas podem tomar diferentes decisões durante seu tempo de estadia no DE.

Os DEs há mais de duas décadas sofrem com problema de superlotação, este não é um problema apenas nacional, também é considerado um problema mundial. Na revisão da literatura há estudos sobre este problema nos Estados Unidos, no Reino Unido, entre outros. Evidentemente, não há uma ferramenta ou solução disponível para determinar as causas da superlotação dos DEs, dessa forma, como resultado, os pacientes, seja no sistema público de saúde ou no sistema privado, estão sofrendo de longos períodos de espera (LOS), enquanto gestores hospitalares estão lutando contra a falta de recursos.

1.2 OBJETIVO

Os sistemas que se envolvem com interações humanas são mais complexos para serem simulados, considerando os efeitos humanos no setor de saúde como um dos exemplos mais complexos da indústria de serviços. A maioria dos estudos relacionados a este problema

utilizou o método de ED, que não tem como principal função modelar as interações humanas. Portanto, este estudo propõe um modelo considerando os efeitos humanos no setor de saúde, baseado em uma modelagem multimétodo: ED e MBA. Os principais objetivos deste estudo podem ser listados abaixo:

1. Desenvolver um modelo para o fluxo de pacientes (ED) e a simulação baseada em agentes (SBA) do Departamento de Emergência.
2. Desenvolver um sistema de suporte à decisão (DSS), baseado em um estudo de caso real.

1.3 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA

Embora as aplicações de MBA no setor de saúde estejam se tornando uma tendência e um bom número de artigos possa ser encontrado na literatura, a maioria desses estudos foi realizado em países desenvolvidos e, pelo que sabemos, esses estudos têm sido limitados no Brasil. A indústria de saúde é uma indústria de alto custo, portanto, a crise econômica em curso no país levou os setores de saúde para uma situação crítica. Em alguns casos recentes, a crise fez com que alguns DEs encerrassem algumas de suas seções ou até mesmo fechassem as portas interrompendo o atendimento.

1.4 ABRANGÊNCIA

O projeto de pesquisa busca contribuir com um estudo de modelos computacionais que representem o sistema de um Departamento de Emergência hospitalar com as inovações tecnológicas da simulação baseada em agentes. A contribuição acadêmica será uma orientação para a obtenção de resultados comparativos da simulação computacional com diversos cenários simulados contra o cenário baseado no mundo real com dados obtidos junto a instituição.

1.5 METODOLOGIA

1.5.1 Classificação da Pesquisa

Essa pesquisa classifica-se:

Quanto à **natureza**:

Aplicada, ou seja, por instância prática, que os resultados sejam aplicados ou usados mediante a solução dos problemas que ocorrem na realidade (APPOLINARIO, 2006). Esta pesquisa se faz aplicada por justamente utilizar o método da simulação com base em um problema e dados do mundo real.

Quanto aos **objetivos**:

Exploratória, tem por finalidade aproximar o pesquisador ao fato ou fenômeno pesquisado (SANTOS, 1999). O objetivo da pesquisa exploratória é de proporcionar maior familiaridade do pesquisador com o problema, tornar o problema mais explícito ou construir hipóteses para aprimorar ideias ou confirmar intuições (GIL, 2002). Na maioria dos casos, essas pesquisas envolvem levantamento bibliográfico, entrevistas com pessoas que possuem experiência prática com o problema pesquisado e análise de exemplos que estimulem a compreensão (GIL, 2002).

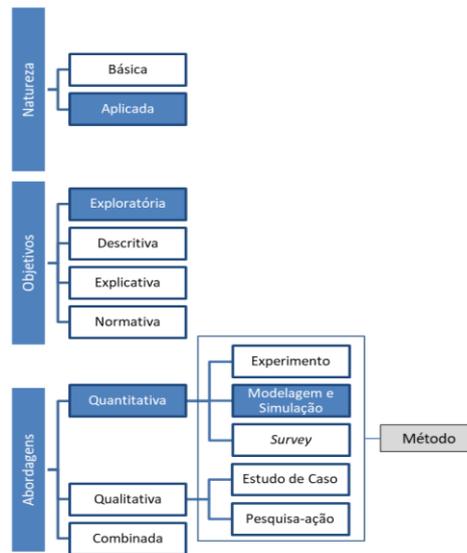
Quanto à **abordagem** do problema:

Quantitativa, considera que tudo pode ser quantificável, o que significa traduzir em números opiniões e informações para classificá-las e analisá-las (SILVA et al, 2001). Esta abordagem, necessariamente, implica no uso de recursos e de técnicas estatísticas. Esta pesquisa se faz quantitativa por realizar uma análise dos resultados obtidos com a simulação, além dos dados obtidos da instituição.

Quanto ao **método** de pesquisa:

Simulação, é o método de criar modelos que representem um processo ou sistema do mundo real. É uma importante ferramenta de planejamento que procurar emular, por meio de relações lógicas, o funcionamento de sistemas reais complexos demais para serem modelados matematicamente (CAUCHICK, 2012). O uso de simulação, consiste em técnicas computacionais para simular a operação de sistemas produtivos, baseado em um conjunto de variáveis em dado domínio, de forma a investigar a relação causal e quantitativa entre essas variáveis (BERTRAND; FRANSOO, 2002).

Figura 1 – Método de pesquisa



Fonte: Autor

1.5.2 Coleta de Dados

Thiollent (2007) descreve as principais técnicas para coleta de dado como sendo: entrevistas individuais e/ou coletivas e aplicações de questionários convencionais. Para Mello et al. (2012), há dois tipos de dados para serem coletados: dados primários, devem ser coletados através de estatística operacional, relatórios e informes gerenciais; dados secundários, são abstraídos com observações, discussões e entrevistas.

Em Coughlan e Coughlan (2002), há diversas formas para realizar a coleta dos dados, sendo assim, se faz necessário o envolvimento constante e interativo dos participantes com os pesquisadores. As informações são geradas e podem ser obtidas formalmente, por reuniões e entrevistas ou informalmente.

A coleta dos dados para esta pesquisa foi realizada por observações, entrevistas e, principalmente, acesso as bases de dados histórica do sistema de gestão integrado utilizado pela instituição. O capítulo 3 aborda com mais detalhes este tópico, além de conter uma análise e estratificação dos dados obtidos.

1.6 ESTRUTURAÇÃO DO TRABALHO

Na sequência deste capítulo, esta pesquisa descreve no capítulo 2 a fundamentação teórica na qual detalha toda literatura abordada nas áreas de simulação baseada em agentes e eventos discretos. A estrutura metodológica que compõe o capítulo 3 aborda o

desenvolvimento da utilização da ferramenta de simulação do departamento de emergência, contendo a validação do modelo de simulação. O desenvolvimento de cenários e os resultados da simulação estão ilustrados no capítulo 4. No capítulo 5 se encerra com a conclusão, limitação deste estudo e recomendações para futuras pesquisas.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 INTRODUÇÃO

A revisão da literatura foi realizada de forma abrangente e com temas relevantes relacionados aos métodos de simulação baseada em agentes e eventos discretos. Na sequência, são apresentadas pesquisas aplicadas à área da saúde e especificamente ao Departamento de Emergência (DE).

2.2 CONSIDERAÇÕES GERAIS

O aumento dos custos e a maior demanda pelos serviços hospitalares, levam os gestores da área da saúde a buscarem estratégias que aumentem a eficiência no atendimento. O desafio constante é fornecer um serviço de alta qualidade a custos reduzidos. Para tanto, se faz necessário a utilização de ferramentas que permitam a análise e auxiliem na tomada de decisão (VERAS et al., 2018). Departamentos hospitalares, centros cirúrgicos, clínicas e ambulatórios, constantemente buscam servir ao maior número de pacientes, dispondo normalmente de recursos limitados. Consequentemente, pesquisadores e profissionais investigam novas abordagens que permitam a aplicação de metodologias e ferramentas na área da saúde, provenientes de diferentes campos da indústria (DOTOLI et al., 2010).

O Brasil possui bons dados de saúde, mas é necessário melhorar a sua análise. O uso de tecnologia de *big data* e de simulação de sistemas complexos, técnicas frequentemente empregadas em outras áreas do conhecimento, deve ser expandida na área da saúde (VERAS et al., 2018).

A revisão literária abrange os conceitos gerais de Eventos Discretos e Modelagem Baseada em Agentes aplicados à área da saúde, em especial para departamentos hospitalares e clínicas de saúde. A pesquisa foi realizada, principalmente, com base nas publicações realizadas nos últimos dez anos (2008-2018), utilizando as seguintes palavras-chaves: *discrete-event simulation; modelling; healthcare simulation, agent-based simulation, agent based model, agent-based modelling*. As principais fontes de pesquisa foram: *Scopus; Web of Science; Google Scholar*.

2.3 SIMULAÇÃO POR EVENTOS DISCRETOS

Nos últimos anos, a simulação por eventos discretos (ED) foi amplamente utilizada nas pesquisas acadêmicas e como importante ferramenta na busca por melhoras nos serviços de saúde (BARIL et al.2015). Gunal e Pidd (2010) em seu trabalho de revisão da literatura concluem que ED tem sido amplamente utilizada na modelagem de sistemas na área de saúde. Também o número de artigos publicados aumentou significativamente desde 2004 (GUNAL; PIDD, 2010).

O uso de ED na área da saúde, além da quantidade de publicações, também pode ser aplicado para um espectro amplo de problemas. Pan et al. (2017), aplicam ED para validar um modelo que simula a sobrevida global e outros desfechos clínicos dos pacientes em uma clínica de oncologia com base nas características do tratamento recebido e histórico da progressão da doença. O tempo previsto para quimioterapia e a sobre vida foram consistentes com os dados finais observados na pesquisa. Monnickendam et al. (2018) aplicou a técnica ED para auxiliar na determinação dos custos dos procedimentos efetuados em sala cirúrgica. O estudo demonstrou que procedimentos com longa duração e não programados, podem mascarar custos reais na ordem de 31% a 48%.

No sentido de melhorar o atendimento sob a perspectiva da jornada do paciente Babashov et al., (2017), utilizam ED em uma clínica de oncologia para tratamento de câncer por radioterapia em Londres, aplicou-se a simulação desde o local em que os pacientes são recepcionados até o local de tratamento, considerando todos os passos, recursos utilizados e sequência de todo o processo. O modelo identificou parâmetros sensíveis e não sensíveis do sistema, demonstrou as variações nos parâmetros com simulações levando em consideração o aumento no fluxo de pacientes e/ou números de médicos. Neste sentido de melhorar a jornada do paciente Rodrigues et al. (2017), aplicam um modelo de simulação por ED em um hospital, modelam o fluxo dos pacientes em diversos ambientes, incluindo a internação e a UTI. Ele recomenda o modelo para hospitais altamente congestionados e com UTI, isso devido aos pacientes passarem mais tempo em tratamento nesta unidade. O modelo demonstrou que as adições de leitos no hospital auxiliam na diminuição das filas e custos.

Abordagem diferente foi realizada por ASAMOA et al. (2016), apresentam um estudo multi método sobre como a obtenção das informações, em tempo real, dos pacientes que usam a tecnologia RFID (*Radio-Frequency IDentification*) e aplicado em um modelo por ED, impactam as filas e o uso dos recursos disponíveis na instituição. A pesquisa elaborou um modelo de referência em que os pacientes visitavam os laboratórios sem o conhecimento dos

tamanhos das filas nas instalações. Para o mesmo ambiente, modelou um segundo cenário, com o uso do RFID, de forma que os pacientes tinham conhecimento prévio do tamanho das filas nos diversos laboratórios; usando esta informação, o paciente pode escolher o laboratório com a menor fila. O estudo mostra que a visibilidade oferecida pela tecnologia RFID, resulta em diminuição dos tempos de espera e melhora na utilização de recursos.

Ünlüyurt e Tunçer (2016) propõem uma mescla de ED com otimização aplicados no serviço médico de emergência de Istambul. Com um modelo por ED compararam, dentro de um mesmo cenário, dois modelos diferentes de otimização. Objetivo foi confirmar que é possível obter diferentes resultados e dados mais analíticos, mesmo quando aplicado em um mesmo ambiente. Os estudos evidenciaram os pontos que cada modelo pode ser melhorado e qual tem o melhor desempenho, levando em consideração a métrica proposta na pesquisa.

Além da aplicação da simulação para avaliar departamentos específicos, há trabalhos que visam uma generalização do ambiente hospitalar, buscando avaliar de maneira holística, o comportamento e influência entre diferentes áreas. É o caso do trabalho apresentado por Bem-Tovim (2016), com um modelo chamado HESMAD, faz uso de modelos matemáticos e estatísticos baseados em dados históricos. Os dados e funções obtidas foram embarcados em um sistema de simulação de ED, que permitiu visualizar a dinâmica da interação entre médicos e outros profissionais, auxiliando no processo de gestão.

Augusto et al. (2016) propõe uma nova metodologia para realizar, automaticamente, uma análise dos tratamentos clínicos. A partir dos registros de eventos dos processos de atendimento, com o auxílio da mineração de dados, os eventos foram utilizados para construir caminhos de redes que são convertidas em gráficos de estado. O estudo foi aplicado em pacientes com problemas cardiovasculares e elegíveis para receber um marca-passo. O experimento propôs avaliar o impacto das decisões médicas, como implantar ou não um marca-passo, pode impactar na taxa de mortalidade. Esta abordagem provou ser uma maneira inovadora de extrair conhecimento de um banco de dados hospitalar, permitindo o desenho e teste de novos cenários.

Ainda no sentido multimétodo BARIL et al. (2015) apresenta a utilização de ED, *Lean, Kaizen e Jogos de Negócios* aplicados em uma clínica oncológica. Um modelo de simulação foi definido para validar as ideias propostas pelos participantes em um evento *Kaizen*. O método de resolução de problemas DMAIC (Definir, Medir, Analisar, Implantar e Controlar) foi usado de forma simplificada, com o intuito de implementar as ideias de melhorias sugeridas pelos participantes mais rapidamente. O estudo mostra que esta abordagem fornece uma vantagem importante e permite rápida obtenção de resultados.

2.3.1 Utilização da Simulação por Evento Discreto aplicado para área da saúde

O estudo sobre a interação entre pacientes, médicos, enfermeiros, técnicos e equipes de suporte, confirma que a simulação pode ser vista como uma ferramenta de grande utilidade para a eliminação de ineficiências e melhora na alocação de recursos para determinados setores (STOPARO et al., 2009). Modelos formais e a simulação são ferramentas úteis e eficazes para o planejamento de capacidade e melhoria da eficiência dos sistemas de saúde. Sistemas hospitalares podem efetivamente ser modelados por Eventos Discretos (ED), cuja dinâmica depende da interação dos eventos que exibam alto grau de simultaneidade e paralelismo (DOTOLI et al., 2010). Em Bahou et al. (2017) a simulação por ED é aplicada em um centro de doenças do coração da Escócia, onde é avaliado se uma agenda de atendimento previamente aprimorada, seria suficiente para atender a demanda esperada de pacientes, ou se novas ações mais radicais seriam necessárias, como a realocação de recursos ou expansão da capacidade de atendimento, tendo em vista a resolução do problema. Já no trabalho apresentado em Greenroyd et al. (2017), a simulação é utilizada como uma ferramenta para a análise do agendamento dos pacientes, buscando melhorar diversas métricas de avaliação do serviço prestado, como o tempo de espera do paciente; nível de satisfação; taxa de utilização das salas clínicas; utilização das equipes técnicas; utilização dos médicos, entre outras. Ao final, foi possível avaliar o impacto de diferentes cenários com a ferramenta de simulação, permitindo a criação de uma agenda que aumentasse a capacidade de atendimento, mas sem impactar negativamente em métricas como a ocupação do corpo clínico, utilização do espaço, lotação e tempo de espera dos pacientes. Os trabalhos apresentados em Laskowski, Mukhi (2009) e Hoot et al., (2008) aplicam a simulação a centros de atendimento de emergência. Centros de emergência normalmente operam em escalas de 24 horas, 7 dias por semana e assim, demandam altos custos operacionais. Além disso, a equipe de atendimento necessita prestar o melhor atendimento possível; em muitos casos, lidam diretamente com a vida das pessoas (YOUSEFI; FERREIRA, 2017). Para melhorar a compreensão dos problemas epidemiológicos, da propagação de doenças como o Ebola, HIV, Hantavírus, ou vírus influenza (MIELCZAREK et al. 2010). Para modelagem de simulação em agendamento, organização de hospitais, doenças transmissíveis, triagem, custos de doença e avaliação econômica FONE et al. (2003). Para modelar e analisar os fluxos nos processos em clínicas de saúde, de forma a otimizar os custos com recursos humanos, equipamentos, ociosidade médica e atrair novos pacientes (JUN et al. 1999).

2.4 MODELAGEM BASEADA EM AGENTE

A modelagem e simulação baseada em agente é um método cada vez mais popular para visualizar, analisar e gerar dados sobre sistemas dinâmicos complexos em saúde. Sistemas complexos consistem em componentes autônomos e interativos; os agentes podem se adaptar tanto no nível individual ou da população, fornecendo, dessa forma, os requisitos necessários para este tipo de problema (TRACY et al. 2018). A modelagem baseada em agente (MBA) é uma abordagem computacional em que os agentes com um conjunto específico de características, interagem entre si e com seu ambiente, de acordo com regras predefinidas. Oferece uma maneira de modelar sistemas que são compostos de agentes que interagem e influenciam uns aos outros, aprendem a partir de suas experiências, e adaptam seus comportamentos para ser mais adequado ao seu ambiente (MACAL; NORTH, 2010).

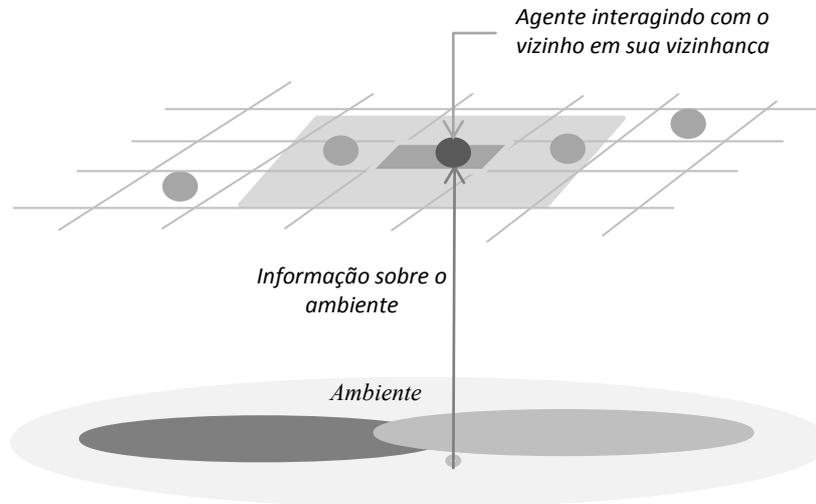
2.4.1 Estrutura de um Modelo Baseado em Agente

Um modelo típico baseado em agente, representado graficamente na figura 2, possui três elementos (MACAL et al., 2010):

1. Um conjunto de agentes, com seus atributos e comportamentos;
2. Um conjunto de relações de agentes e métodos de interação;
3. O ambiente dos agentes: os agentes interagem com seu ambiente, além de outros agentes.

Para desenvolver um MBA é necessário identificar, modelar e programar elementos, além de um mecanismo computacional, para simular o comportamento e interações entre os agentes durante a execução da simulação. Softwares de modelagem baseado em agente, linguagens de programação ou outra implementação pode fornecer este recurso. Para executar um modelo baseado em agente é preciso fazer com que os agentes executem repetidamente seus comportamentos e interações.

Figura 2 – Interação agente ambiente



Fonte: Autor adaptado de Macal, 2010, pag.152

2.4.2 Propriedades da Modelagem Baseada em Agente

Os agentes em um MBA podem representar coisas muito diversas, tais como: veículos, equipamentos, projetos, produtos, ideias, organizações, investimentos, territórios, pessoas em diferentes funções, etc. (BORSHCHEV, 2013). Na sua aplicação para a área da saúde, os agentes podem representar: pacientes, médicos, técnicos, enfermeiros, equipamentos, etc. (RAHMAT et al., 2013). Wooldridge define um agente como um sistema computacional que está situado em algum ambiente; é capaz de ação autônoma em seu ambiente para alcançar seus objetivos (WOOLDRIDGE, 2002).

Uma característica definidora da modelagem baseada em agentes é que ela permite o surgimento de fenômenos para um grupo populacional, que são maiores e diferentes do que comportamentos individuais. A modelagem baseada em agentes é, portanto, referida como uma abordagem de baixo para cima (*bottom-up*), em que os comportamentos no nível micro dão origem à dinâmica no nível macro (TRACY et al. 2018).

Sistemas complexos são formados por elementos ou agentes heterogêneos, indivíduos, organizações, cujas interações imprevisíveis podem gerar um comportamento organizado que persiste ao longo do tempo. Quando os agentes são capazes de se adaptarem as mudanças devido às circunstâncias, os sistemas são considerados adaptativos e assim chamados de sistemas adaptativos complexos (NIANOGO, 2015).

Outras propriedades da MBA incluem autonomia, heterogeneidade, *feedback* e *estocasticidade*. A *autonomia* implica que os agentes tomem decisões sobre como agir, dadas

as circunstâncias e as regras comportamentais programadas. A *heterogeneidade* é refletida nas diferenças entre os agentes e entre partes do ambiente, que podem ter múltiplas características estáticas e variáveis no tempo. Mudanças nas características do agente e do ambiente podem ser ampliadas de formas inesperadas ao longo do tempo por meio de *feedback*, em que experiências passadas mudam as respostas futuras. A *estocasticidade* permite que o modelo se desdobre de uma forma probabilística, em oposição a determinística, com comportamentos influenciadores de aleatoriedade e mudanças no modelo. Como resultado dessas propriedades, os MBAs podem ser usados para considerar relações não lineares influenciadas por múltiplos níveis e interações interpessoais de maneira que são frequentemente mais flexíveis do que as oferecidas por outras abordagens. Como tal, abordagens de sistemas complexos em geral, com a MBA, permitem um leque mais amplo de questões de pesquisa do que as abordagens analíticas tradicionais podem responder, com o potencial de lançar uma nova luz sobre os problemas de saúde da população (TRACY et al. 2018).

Muitas outras propriedades podem ser associadas ao agente incluindo mobilidade, continuidade temporal, comportamento colaborativo, entre outros. Com base no fato de uma entidade ser capaz de satisfazer todas ou algumas das propriedades acima, os agentes poderiam ser especificados como uma agência fraca ou forte. No entanto, é extremamente difícil caracterizar agentes baseando-se apenas nestas propriedades. Para isso, é necessário avaliar o design do modelo, a função que será executada e a racionalidade com que é demonstrado (BALAJI; SRINIVASAN, 2010).

2.4.2.1 Agente Autônomo

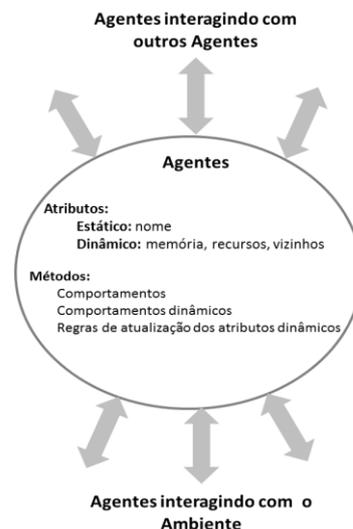
Um agente toma decisões de forma autônoma, com base em algumas regras, depois de sentir o ambiente, ou seja, após as interações entre agentes e com o ambiente. Um exemplo típico é um termostato que muda o seu estado ligar ou desligar conforme a variação da temperatura. O agente é inteligente e capaz de ações autônomas e flexíveis, suas ações podem mudar no tempo como resultado de interações, mostra um comportamento direcionado por objetivos, entre outros (TROISI, 2004). Os agentes operam sem a interferência direta do ser humano ou outros, e tem algum tipo de controle sobre suas ações e estado interno (WOOLDRIDGE; JENNINGS, 1995).

A característica definidora mais importante de um agente é a sua capacidade de agir autonomamente, ou seja, sem controle externo e somente em resposta as situações que encontram. Os agentes são dotados de comportamentos que permitem a eles tomar decisões

independentes. Normalmente, os agentes são ativos, executando suas ações para atingir seus objetivos em vez de meramente passivos. Os agentes têm certas características (MACAL et al., 2010):

- Um agente é autônomo, modular e único. O requisito de modularidade implica que um agente tem um limite.
- Um agente é autônomo e autodirigido. Pode funcionar de forma independente em seu ambiente e nas interações com outros agentes.
- Um agente tem um estado que varia ao longo do tempo. O estado do agente consiste em um conjunto ou subconjunto de atributos.
- Um agente é social, tendo interações dinâmicas com outros agentes que influenciam seu comportamento. Agentes possuem protocolos para interação com outros agentes
- Um agente pode ser adaptativo, por exemplo, podendo ter regras ou mecanismos mais abstratos e modificarem seus comportamentos.
- Um agente pode ser direcionado a um objetivo, tendo metas para alcançar, não necessariamente objetivos para maximizar, em relação aos seus comportamentos.

Figura 3 – Interação agente com agente



Fonte: Autor adaptado de Macal, 2010, pag.154

2.4.2.2 Interação dos Agentes

Os agentes podem executar diversos comportamentos apropriados para o sistema que representam e são capazes de evoluir, permitindo apresentar comportamentos

imprevistos ou não programados. No contexto da interação social, os agentes representam as pessoas, por exemplo, enfermeiros e pacientes, e interações entre os agentes representam os processos de interações sociais (RAHMAT et al., 2013). O comportamento de um agente é determinado pelo seu ambiente, permitindo o comportamento heterogêneo dentro de uma população de agentes que compartilham as mesmas regras. A dinâmica do sistema global é um produto das interações das populações de agentes (FOLCIK, 2007). Os agentes interagem com outros agentes por meio de algum tipo de linguagem de comunicação (WOOLDRIDGE; JENNINGS, 1995).

A MBA se preocupa com as relações e interações entre os agentes tanto quanto o comportamento do agente em si. Um dos principais problemas da modelagem, no que se refere às interações, está em especificar quem está, ou poderia estar conectado com quem, e os mecanismos da dinâmica dessas interações. Um dos princípios da MBA é que as informações estão disponíveis apenas localmente para o agente. Sistemas baseados em agentes são sistemas descentralizados, não há uma autoridade central que controla globalmente as informações disponíveis para todos os agentes ou controla seu comportamento em um esforço para otimizar o desempenho do sistema. Agentes interagem com outros agentes, mas nem todos os agentes interagem diretamente com todos os outros agentes o tempo todo, assim como no mundo real. Os agentes geralmente interagem com um subconjunto de agentes, denominados vizinhos do agente. A informação local é obtida com as interações com os vizinhos, não qualquer agente ou todos os agentes, e de seu ambiente (MACAL; NORTH, 2010).

2.4.2.3 Processo de Tomada de Decisão dos Agentes

Um sistema com diversos agentes possui um processo de tomada de decisão diferente de um sistema com agente único. A incerteza associada aos efeitos de uma ação específica e a variação dinâmica no meio ambiente como resultado da ação de outros agentes torna a tomada de decisão uma tarefa difícil. A tomada de decisão é a metodologia utilizada para encontrar uma ação conjunta ou ponto de equilíbrio que maximize a recompensa recebida por cada agente participante no processo de construção da decisão. A tomada de decisão pode ser definida como um modelo típico da teoria dos jogos. A estratégia da teoria dos jogos é a forma mais simples para tomada de decisão. Nela, cada agente escolhe suas ações no início do jogo e simultaneamente as ações escolhidas são executadas por todos os agentes (BALAJI; SRINIVASAN, 2010).

2.4.2.4 Protocolo de Ordenação

A técnica clássica da coordenação entre agentes, em uma arquitetura distribuída, ocorre por meio dos protocolos de comunicação. Protocolo é geralmente uma linguagem de alto nível que especifica o método de coordenação entre os agentes e uma série de tarefas e formas para alocação de recursos. É o protocolo que determina qual informação será trocada entre os agentes e o formato da informação disseminada. Além disso, o protocolo se envolve na negociação entre os agentes para chegar a uma solução adequada. O processo de negociação segue as seguintes características (BALAJI; SRINIVASAN, 2010):

- a negociação é um processo local entre agentes e não envolve um protocolo centralizado;
- a comunicação entre todos os agentes participantes ocorre nos dois sentidos;
- cada agente realiza sua avaliação baseado em sua própria percepção do ambiente;
- o acordo final é realizado através da seleção mútua do plano de ação.

Cada agente assume o papel de *Manager* e *Contractor* conforme a necessidade. O *Manager*, essencialmente, fatia os grandes problemas em problemas menores (subproblemas) e encontra *Contractors* para executarem essas funções de forma eficaz. Um *Contractor* pode se tornar um gerente para decompor o subproblema, reduzir o custo computacional e aumentar a eficiência (BALAJI; SRINIVASAN, 2010).

2.4.2.5 Ambiente do Agente

Os agentes interagem com o ambiente e com outros agentes. O ambiente pode simplesmente ser usado para fornecer informações sobre a localização espacial de um agente em relação a outros agentes ou pode fornecer um rico conjunto de informação. Por exemplo, modelos de dispersão atmosférica podem fornecer dados específicos de poluentes atmosféricos em um determinado local. O ambiente pode restringir assim as ações do agente. Outro exemplo, um modelo de transporte baseado em agentes incluiria a infraestrutura, capacidades dos nós e ligamentos de uma rede rodoviária. Essas capacidades criariam congestionamento e limitariam o número de agentes movendo-se na rede de transporte (MACAL; NORTH, 2010). Os agentes percebem seu ambiente e reagem em tempo hábil às mudanças que ocorrem nele, e além de responder ao ambiente, os agentes são capazes de

apresentar um comportamento orientado a metas tomando sua própria iniciativa. (WOOLDRIDGE; JENNINGS, 1995).

Os agentes integram um mesmo ambiente, em certas condições podem executar tarefas de forma autônoma ou, como na maioria das situações, fazem conforme se desenvolvem e cooperam com outros agentes. Um agente está situado em um ambiente e o ambiente pode ser visto como tudo o que envolve um agente. Assim sendo, o ambiente pode ser definido como o local em que todas as interações entre os agentes acontecem. No ambiente ocorre a dispersão do controle, dos dados e do conhecimento pela comunidade de agentes (JUCHEM; BASTOS, 2001).

As ações dos agentes influenciam não apenas seu próprio ambiente como também influenciam o dos vizinhos. Isso exige que cada agente deve prever o acionamento dos outros agentes para decidir a ação ideal que será direcionada para o objetivo. Esse tipo de leitura simultânea pode resultar em um comportamento não estável e possivelmente causar o caos. O problema é ainda mais complicado, se o ambiente for dinâmico. Então, cada agente precisa diferenciar os efeitos causados no ambiente por ações de outros agentes e por ações próprias (BALAJI; SRINIVASAN, 2010).

2.4.2.6 Aprendizado dos Agentes

A constante construção ou modificação da estrutura de crenças; baseada nas informações de entrada, consequências ou ações necessárias para atingir a meta local; transformadas em conhecimento, pode ser utilizada como uma definição de aprendizagem de um agente. Com base nesta definição, a aprendizagem do agente pode receber três tipos de classificações (BALAJI; SRINIVASAN, 2010):

- 1) aprendizagem ativa;
- 2) aprendizagem reativa;
- 3) aprendizagem baseada na consequência;

A atualização do conhecimento do agente com a estratégia da ação ótima, corresponde a seleção do melhor modelo de crença, ou seja, o que tem a maior probabilidade de seleção ação adequada (BALAJI; SRINIVASAN, 2010).

2.5 APLICAÇÃO DA MODELAGEM BASEADA EM AGENTE

A modelagem baseada em agente pode ser usada em uma grande variedade de aplicação, pode abranger desde aspectos físicos, biológicos, ciências sociais até relacionados a gestão. As várias aplicações da MBA estão resumidas nesta seção.

Lemoine et al (2016) aplica a simulação baseada em agentes para examinar a relação de causa-efeito entre o aumento da oferta de transporte público com a distância, em minutos, que uma pessoa percorre a pé. Os agentes modelados foram: domicílio, local de trabalho e status socioeconômico. O comportamento dos agentes consiste em selecionar o meio de transporte conforme seu poder aquisitivo.

Em estudo parecido realizado por Yang et al. (2011), avaliam de que forma o ambiente afeta o comportamento do cidadão, no que se refere a distância percorrida a pé. Um modelo baseado em agente foi desenvolvido para simular o comportamento do indivíduo numa cidade. Foram atribuídas propriedades a cada indivíduo, agentes, tais como: idade, capacidade de caminhar, local de origem, etc. Yang; Roux (2013) realizaram trabalho parecido, entretanto, com o objetivo de explorar de que forma as várias políticas podem influenciar o deslocamento, a pé ou de bicicleta, das crianças para a escola.

Sob o ponto de vista penal Lum et al (2014), aplica a simulação baseada em agentes para testar a hipótese de que o tempo de encarceramento entre americanos negros e brancos, podem ser explicadas pelas diferenças raciais. Os agentes modelados são indivíduos em grupos sociais com maior ou menor propensão a crimes, e o comportamento dos agentes se dá nas relações sociais. Ainda sob o ponto de vista sociocriminal Yonas et al. (2013), elabora um MBA em que agentes juvenis recebem probabilidades iniciais e aleatórias de perpetrar um crime e adultos têm probabilidades aleatórias de testemunhar e denunciar estes crimes. O objetivo foi avaliar se a elucidação de crimes com o apoio da comunidade pode influenciar o agente juvenil a não cometer crimes. Aplicado a área social Pan et al. (2007) apresenta um *framework* baseado em multi agentes para simular o comportamento humano e social durante uma evacuação de emergência. Neste modelo cada agente é equipado com um sensor visual para analisar o ambiente. O sensor visual foi desenvolvido usando o método de raios. Ao lançar raios laser, com base no campo de visão do agente, é possível verificar a intersecção dos raios e de um objeto próximo, o que permite, ao agente, determinar a distância do sensor ao objeto de intersecção, e o tipo do objeto que o raio intercepta. Um agente também pode sentir um objeto com o contato corporal, ou seja, sempre que uma colisão física acontecer, o agente reconhece a localização e o tipo de objeto com o qual colidiu. A informação recebida

dos sensores é utilizada pelo agente para tomar decisões. O estudo trouxe grande contribuição por permitir avaliar de forma micro o comportamento dos agentes para este tipo de cenário.

A MBA é frequentemente utilizada para avaliar a disseminação de doenças, neste caso, para simular as reações e respostas em caso de bioterrorismo. Pode-se verificar como uma doença, maliciosamente introduzida, se espalha através de grupos conectados, além de testar as várias opções de detecção e resposta. Os agentes foram modelados como indivíduos e incorporados em redes sociais (CARLEY et al., 2006).

Na área das Ciências Biológicas Folcik et al. (2007) exhibe no modelo chamado SBI (Simulador Básico Imune) as interações entre as células do sistema imunológico inato e adaptativo, em resposta a uma infecção viral. As diversas células imunes são exemplos de agentes neste modelo. O modelo traduziu de forma efetiva os mecanismos de interação celular e reproduziu os padrões comportamentais complexos do sistema imunológico. Ainda no campo da biologia Troisi et al. (2005) aplica a simulação baseada em agentes para modelar a automontagem das moléculas. Agentes consistem em moléculas individuais, e os comportamentos dos agentes consistem nas leis físicas de interação molecular.

Na área econômica North et al. (2010) aplica a MBA para desenvolver um modelo para o mercado consumidor, levando em consideração a interdependência dos consumidores, varejistas e fabricantes. Os agentes são compradores individuais que frequentam uma loja virtual, a indústria, empresários do varejo, entre outros. O modelo simula a interação entre estes agentes e potenciais ganhos para a cadeia como um todo. Sánchez et al. (2005) utiliza MBA para fornecer as empresas do setor de conteúdos digitais uma ferramenta que permita decisões de estratégia de negócios para se tornarem mais competitivas, adaptando modelos tradicionais de negócios para a nova realidade digital. Os jornalistas, agências de notícias, portais, mídia on-line, empresas, sites de busca, provedores de serviços de internet e provedores de tecnologia, foram os agentes modelados neste sistema.

No âmbito da antropologia Kohler et al. (2005) simulam um MBA em que diversos agentes interagem, representado famílias individuais distribuídas num ambiente pré-histórico no sudoeste norte-americano. O trabalho objetivou simular, neste ambiente simulado, a deterioração dos recursos naturais ao longo do tempo e identificar os fatores que contribuíram para isso. Wilkinson et al. (2007) usaram modelagem baseada em agentes para entender o crescimento e declínio dos antigos mesopotâmios.

Modelos baseados em agentes, em muitos sistemas do mundo real, consistem em uma mistura de componentes físicos e sociais, denominados sistemas sócio técnicos. Exemplos de sistemas para os quais a MBA é utilizada em larga escala incluem tráfego rodoviário, controle

de tráfego aéreo, comando militar, controle de operações, infraestruturas e mercados físicos, energia elétrica e mercados de energia integrados (MACAL; NORTH, 2010).

2.5.1 Aplicações à Área da Saúde

Em Yousefi, Ferreira (2017), um modelo de simulação baseado em agentes, a perspectiva do modelo está nas entidades que compõem o sistema: médicos, enfermeiros, pacientes, etc. Todos os agentes da equipe participam do processo de tomada de decisão para realocar os recursos no departamento de emergência. A simulação modelou o comportamento dos pacientes, recepcionistas, enfermeiras de triagem, enfermeiras de pronto-socorro e médicos. Os pacientes puderam decidir se permaneciam no sistema ou deixavam o departamento em qualquer momento do tratamento.

Kalton et al. (2016) simulam o impacto na melhora da coordenação dos cuidados dos provedores de saúde mental em uma área metropolitana, os agentes que compõem o modelo são: hospitais, prisões, centros comunitários de saúde mental, instalações de vida assistida e unidades de estabilização de crises. Os resultados do modelo permitiram uma melhor abordagem na coordenação dos esforços entre os prestadores de serviços, bem como testes de hipóteses sobre mudanças nas prestações de cuidados ao paciente.

Rahmat et al. (2013) utiliza a MBA para avaliar a eficácia do processo de triagem e retriagem num hospital da Malásia. No geral, os resultados mostram que a triagem pode ajudar os pacientes com condições clínicas deterioradas a obter cuidados prioritários, reduzindo significativamente o tempo de espera.

Epstein (2009) desenvolveu um MBA para simular uma pandemia, de H1N1, em escala global. O modelo foi elaborado com 6.5 bilhões de agentes distintos, com redes sociais complexas, movimentações e interações locais do dia-a-dia. A epidemia se desenvolve em um mapa planetário, codificado por cores para o estado da evolução da doença. O modelo demonstra a situação dos casos após 4,5 meses de simulação, com a pandemia começando em Tóquio, no Japão. O estudo foi utilizado por diversas agências de saúde americana para auxiliar na elaboração de políticas públicas.

Escudero et al. (2016) desenvolveu um MBA para simular um ambiente real, em Nova Iorque, para estimar a taxa de transmissão e infecções de HIV por relação sexual e drogas injetáveis. O modelo foi simulado com dados reais obtidos no período de 1996 a 2012. O modelo gerou as taxas de transmissão por injeção de drogas e relações sexuais. Neste sentido Grefenstette et al. (2013) utiliza um MBA chamado FRED (Framework for

Reconstructing Epidemic Dynamics), para avaliar possíveis epidemias de influenza, com dados de censos de acesso aberto que capturam as heterogeneidades demográficas e geográficas da população, incluindo redes sociais domésticas, escolares e de trabalho. A conclusão é que os planejadores de saúde pública podem usar o modelo para explorar os efeitos de intervenções como programas de vacinação e políticas de fechamento escolar em resposta a uma pandemia.

Kumar et al. (2015) utilizam MBA para avaliar quais características sociais podem contribuir para o aumento na transmissão e infecção pelo influenza vírus. Usando um modelo com representação realística da família, faixa etária, densidade populacional nos setores avaliados, taxas de contato nos locais de trabalho, escolas, domicílios e vizinhanças, definiram as taxas de influenza relacionadas à pobreza. O modelo demonstrou que as taxas de transmissão aumentam em grupos populacionais com nível de pobreza maior. Para auxiliar no desenvolvimento de políticas públicas no combate ao influenza vírus Lee et al. (2009), simulou num MBA quais devem ser os públicos prioritários a receberem vacinas durante uma pandemia de influenza em um cenário em que a vacina está com oferta limitada. O estudo demonstra quais são os grupos prioritários que devem ser vacinados.

Para avaliar os aspectos sociais que podem contribuir com a obesidade, na heterogênea sociedade americana, Mark et al. (2016), simulou os efeitos da disponibilidade de comércios de alimentos, infraestrutura para atividade física e qualidade do ensino superior nas disparidades do índice de gordura corporal entre brancos e negros. O estudo confirma que com a melhora do acesso à informação, equipamentos públicos para atividades, promover eventos relacionados a atividades físicas ao público de origem negra e de menor poder aquisitivo, podem diminuir a diferença na taxa de obesidade entre brancos e negros em até 90%.

Em uma abordagem sobre a resistência dos médicos e pacientes para a adoção de novas tecnologias aplicadas a área da saúde Verella et al. (2009), aplicam um MBA que descreve o processo de adoção de novas tecnologias de monitoramento contínuo de glicose para pacientes com diabetes tipo 1. O modelo foca particularmente nas interações paciente-médico, com os pacientes descobrindo a tecnologia com a comunicação boca a boca, aplicando pressão aos seus médicos para adoção de novos dispositivos, e os médicos procurando saber qual a aceitação geral da tecnologia antes de recomendar aos seus pacientes. O estudo contribuiu para os diversos agentes e provedores de assistência à saúde, grupos de defesa do paciente, terceiros e fabricantes de dispositivos a entender o impacto de suas decisões sobre novas tecnologias.

2.6 DEPARTAMENTO DE EMERGÊNCIA (PRONTO-SOCORRO)

As ferramentas de simulação baseadas em computador são modelos bem conhecidos para estudar o comportamento dos hospitais e, em particular, dos DEs e seus subsistemas e processos. Para fazer essas análises, na maioria dos casos eles comparam os resultados de vários cenários. Os cenários tornam os tomadores de decisão capazes de conhecer as reações do sistema às mudanças.

Kadri et al. (2014) desenvolveram um sistema de suporte à decisão baseado em simulação para prever e prevenir situações de lotação em um pronto-socorro, a fim de melhorar sua gestão pelo sistema hospitalar. Um modelo de simulação de eventos discretos foi construído para visualização dos cenários. Os resultados comprovaram a importância da antecipação e gerenciamento de cenários em situações de superlotação em departamentos de emergência.

Estudo de Seila et. al., (2009) investiga as vantagens e desvantagens, bem como ameaças e oportunidades em simulações de computador no setor de saúde. O estudo mostra que, embora tenha passado muito tempo desde as primeiras aplicações da simulação no setor de saúde, nos últimos 40 anos de história da otimização no setor de saúde, as otimizações em alguns casos estão funcionando manualmente.

Cabrera et al. (2011) propuseram um modelo para projetar um sistema de suporte à decisão em um Departamento de Emergência. O objetivo era usar o modelo como uma ferramenta para ajudar os gerentes a estabelecer estratégias e diretrizes de gerenciamento para otimizar e melhorar o seu funcionamento. Yeh & Lin (2007) aplicaram um modelo de simulação computacional e um algoritmo genético para melhorar os horários das enfermeiras em um departamento de emergência em Taiwan. Zeinali et al. (2015) desenvolveram uma simulação de eventos discretos para simular a rotina do DE e o tempo total de espera foi selecionado como um fator para avaliar o desempenho do sistema.

Cardoen et al. (2010) mostram que a maioria dos estudos neste campo são baseados em modelos de simulação de eventos discretos e combinados com a análise de cenários. A análise de cenário é usada como uma ferramenta de otimização e funciona executando o mesmo modelo de simulação com diferentes configurações. Embora, obviamente, essa abordagem não possa ser aceita como uma abordagem de otimização, ela pode ser útil.

Komashie et al. (2005) desenvolveram um modelo utilizando simulação de eventos discretos para modelar as operações em um departamento de emergência, em Londres. O objetivo foi determinar o impacto dos recursos nos processos chaves.

Ahmed e Alkhamis (2009) concatenaram simulação e otimização para projetar uma ferramenta de apoio à decisão para a corrida de um departamento de emergência do hospital governamental no Kuwait. Os resultados obtidos mostram que a nova abordagem foi capaz de reduzir o tempo total de espera no setor de emergência e aumentar o número total de pacientes com alta hospitalar. Os resultados mostram um aumento de 28% no número de altas por dia e uma redução de 40% no tempo total de espera.

Forster et al. (2003) mostraram que o aumento da ocupação hospitalar é um importante indicador do aumento do tempo de permanência na sala de emergência. Uma taxa de ocupação de leitos próxima a 90%, pode indicar um aumento no tempo de permanência na emergência, este indicador pode ser determinante para a superlotação do DE.

Zeng et al. (2012) apresentaram um modelo de simulação em um hospital comunitário. O objetivo deste modelo de simulação é emular o fluxo do paciente na emergência departamento.

A influência na lotação dos DEs quando mais leitos são adicionados, é o objeto de estudos de Khare et al. (2009), confirmou que o aumento nos leitos de DE causaria redução no tempo total para pacientes internados. Sua pesquisa confirma que melhorar a taxa de saída de pacientes de DE para a internação, diminui o tempo total da experiência do paciente no DE.

Ruohonen et al. (2006) apresentaram um modelo que descreveu as operações especiais de assistência médica no pronto-socorro do Hospital Central de Jyvaskyla, Finlândia. O objetivo deste modelo é testar o impacto de uma nova abordagem de triagem nos tempos de espera dos pacientes e especialmente o tempo de estadia do paciente

2.7 VALIDAÇÃO E VERIFICAÇÃO DE MODELOS DE SIMULAÇÃO

Esta seção descreve o uso de métodos de validação e verificação de modelos. São abordadas as técnicas para este propósito bem como as principais preocupações que o pesquisador deve se atentar.

Modelagem baseada em agentes é um método relativamente novo e com uso crescente. Uma razão que explica o aumento da sua adoção consiste na eficiência em representar e descrever a interação entre agentes heterogêneos. Modelos baseados em agentes são mais eficientes em incorporar conhecimento existente sobre interações e decisões humanas. A desvantagem da MBA está na complexidade da sua validação (COOLEY et al., 2011). A verificação e validação de modelos são críticas no desenvolvimento de um modelo

de simulação. Infelizmente, não há conjunto de testes específicos que podem ser facilmente aplicados para determinar o correto funcionamento de um modelo. Além disso, não existe um algoritmo para determinar quais técnicas ou procedimentos utilizar. Cada projeto de simulação apresenta um novo desafio para o desenvolvimento de modelos (SARGENT, 2013). No geral, a validação de modelos é um problema comum em modelagem computacional. Determinar se o modelo é o correto e se capta os mecanismos essenciais por trás do fenômeno modelado é importante. Os resultados do modelo podem ser comparados com os dados obtidos para tirar conclusões sobre a aderência e as suposições do modelo (COOLEY et al. 2011).

2.7.1 Validação do Modelo

São diversas as definições de validação que constam na literatura. Nesta seção apresento três definições bastante citadas.

Schlesinger et al. (1979) definem validação como a comprovação de que um modelo computadorizado, dentro dos limites especificados, esteja consistente com a aplicação pretendida. Macal (2005) define a validação como um processo para determinar a extensão em que um modelo ou simulação representa com precisão o mundo real da perspectiva de seu uso pretendido. A última definição apresentada é a de Ziegler (1972) que distingue três tipos de validação:

- validade replicativa - o modelo corresponde a dados disponíveis externamente que foram gerados pelo sistema modelado;
- validade preditiva - o modelo corresponde aos dados que podem ser adquiridos a partir do sistema modelado; e
- validade estrutural - o modelo reflete o comportamento do processo observado e corresponde ao processo que produziu o comportamento.

O processo de validação de um modelo tem por objetivo confirmar se a simulação é uma representação válida do objeto de estudo. Uma maneira de determinar sua validade é comparar a saída do modelo com os dados coletados do processo estudado (COOLEY et al., 2011).

A validação de um modelo é uma tarefa difícil, à medida que o modelo é desenvolvido, os modeladores devem elaborar previsões teóricas e realizar comparações empíricas de dados. Esses testes podem ser feitos com níveis variados de sofisticação. Em alguns casos, é possível procurar uma equivalência simples. Em outros casos, deve-se

executar o modelo centenas de vezes para garantir que os resultados sejam robustos. Depois de projetar o modelo, os pesquisadores devem gastar uma quantidade substancial de tempo testando o desempenho do modelo em diversas condições (COOLEY et al., 2011).

Há várias técnicas de validação, elas devem ser executadas após a verificação do modelo. Algumas delas podem suplantam a necessidade de verificação, alguns exemplos destas técnicas estão descritos abaixo (COOLEY et al., 2011):

- Calibração - é o processo de ajuste de um modelo para refletir o mundo real. Esta abordagem é geralmente usada para estabelecer a viabilidade do modelo computacional.
- Teste modelo/modelo – consiste em validar um modelo comparando o resultado como outro modelo. A comparação entre os modelos permite ao pesquisador reconhecer diferenças significativas e seus pressupostos que causaram a diferença.
- Análise de sensibilidade - configuração dos parâmetros do modelo para determinar a sensibilidade quando pequenas mudanças são realizadas.
- Teste de componente – validação dos componentes do modelo permite examinar o desempenho dos componentes individualmente. Especialmente para os casos de simulação com animação, ela suporta este tipo de teste para comparar o resultado visualmente exibido no modelo com os observados nos dados de origem.
- Validação por especialista – após o modelo ser concebido e executado, pode ser validado por um especialista do processo estudado, modelos animados e resultados tabulados de forma amigável para interpretação, são indicados para este tipo de validação.

Para Sargent (2013) a melhor abordagem para a validação de um modelo é a participação de usuário(s) especialista(s) que auxiliem desde a sua construção, num processo interativo, até a tomada de decisão sobre a sua validade.

2.7.2. Verificação do Modelo

Devido à complexidade na programação computadorizada, como consequência de um erro no modelo, pode haver falhas no resultado. A verificação é o processo de certificar se um programa faz o que era planejado fazer. No caso da simulação, as dificuldades de verificação estão relacionadas as diversas execuções do modelo, o que significa que cada execução pode ser diferente. Portanto, é essencial depurar a simulação usando um conjunto de casos de teste,

prevendo situações extremas em que os resultados são mais facilmente previstos. Com um conjunto de casos de testes, cada vez que uma grande mudança é realizada no modelo, pode-se executar a simulação com base nestes casos de testes; dessa forma, ajuda a garantir que mais erros não tenham sido introduzidos (COOLEY et al., 2011).

Para Sargent (2013) a verificação do modelo é definida como a garantia que o modelo computadorizado e sua implementação estão corretos. Ao utilizar uma linguagem de simulação a necessidade primária de verificação consiste em garantir que a simulação está livre de erros, se o objeto de estudo está corretamente representado no modelo computacional, o conjunto de dados utilizados para geração das informações estão adequados, e que o modelo foi programado na linguagem de simulação correta. Para determinar se o modelo foi programado corretamente, a melhor abordagem de verificação, é a estruturação e execução de testes passo-a-passo para o conjunto de componentes modelados.

A verificação está relacionada com a depuração do modelo, identificação de erros na codificação, e certificação que o modelo faz o que foi programado para fazer. As técnicas utilizadas para verificação do modelo podem ser: depuração do código, execução de testes passo-a-passo e testes unitários (NIANOGO, 2015).

3 MODELO DEPARTAMENTO DE EMERGÊNCIA

3.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, o estudo de caso do mundo real e os dados coletados são explicados. Há uma descrição do funcionamento do DE do Hospital Infantil Sabará, os agentes modelados na simulação e os indicadores chaves (*Key Performance Indicator (KPI)*) são apresentados e discutidos.

3.2 HOSPITAL INFANTIL SABARÁ

3.2.1 Descrição do Sistema

No Brasil há uma classificação das atividades prestadas pelas unidades hospitalares. Usualmente, pelo tipo de atendimento, as unidades são classificadas em: básico ou primário, secundário ou terciário.

A Atenção Primária é constituída pelas Unidades Básicas de Saúde (UBS), pelos Agentes Comunitários de Saúde (ACS), pela Equipe de Saúde da Família (ESF), pelo Núcleo de Apoio à Saúde da Família (NASF), entre outros.

A Atenção Secundária é formada pelos serviços especializados ambulatorial e hospitalar, com densidade tecnológica intermediária entre a atenção primária e a terciária, historicamente interpretada como procedimentos de média complexidade. Esse nível compreende serviços médicos especializados, de apoio diagnóstico e terapêutico e atendimento de urgência e emergência.

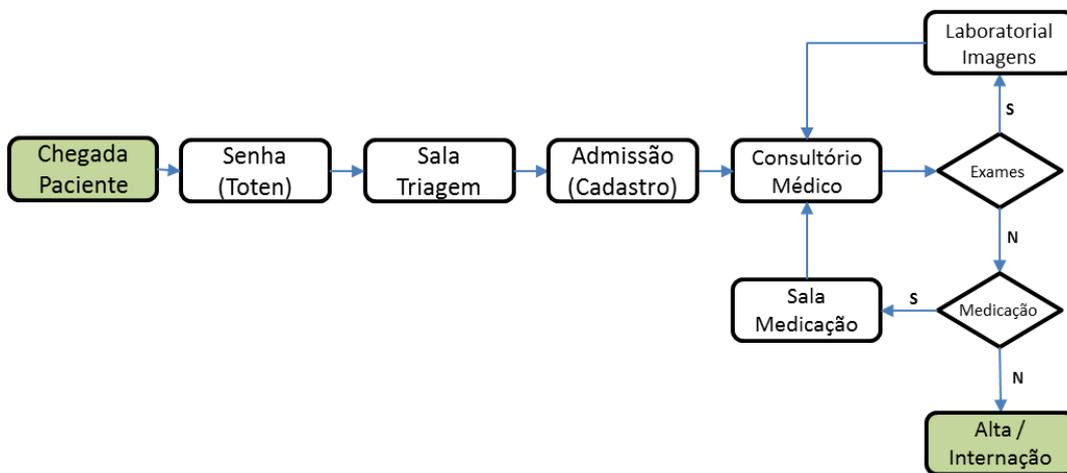
A Atenção Terciária ou alta complexidade designa o conjunto de terapias e procedimentos de elevada especialização. Organiza também procedimentos que envolvem alta tecnologia e/ou alto custo, como oncologia, cardiologia, oftalmologia, transplantes, parto de alto risco, traumatologia-ortopedia, neurocirurgia, diálise, entre outros. Envolve ainda a assistência em cirurgia reparadora (de mutilações, traumas ou queimaduras graves), cirurgia bariátrica, cirurgia reprodutiva, reprodução assistida, genética clínica, terapia nutricional, distrofia muscular progressiva, osteogênese imperfeita e fibrose cística.

Neste contexto, o Hospital Infantil Sabará (HIS) é uma instituição privada na cidade de São Paulo, capital do estado de São Paulo. Presta serviços nos níveis secundários e terciários. É um hospital de médio porte, com 80 leitos. O departamento de emergência do

HIS opera 24 horas por dia e recebe, em média, 279 pacientes por dia. O HIS, como parte da rede de saúde do país, é responsável por prestar atendimento aos pacientes de urgência clínica e cirúrgica, traumatológica ou não traumatológica. O DE contém diferentes seções: pediatria, ortopedia, salas de emergência. Cada uma dessas seções fornece serviços para pacientes com base em seus problemas. A Unidade de Terapia Intensiva (UTI) e o Departamento de Emergência receberam, respectivamente, o menor e o maior número de pacientes entre todas as seções, com 0,25% e 93,56% de todos os pacientes para o ano de 2018. Os principais recursos neste DE são os seguintes: recepcionistas, enfermeiras de triagem, médicos, enfermeiros e técnicos de enfermagem.

A Figura 4 exibe o fluxo, sintético, de pacientes no departamento de emergência. O procedimento começa com a chegada do paciente no hospital, o DE encontra-se no piso térreo. Os pacientes podem chegar por condução própria ou ambulância, sempre acompanhados pelos pais ou responsável. Todos os pacientes, exceto aqueles de emergência, retiram a senha e aguardam serem chamados para a triagem. Posteriormente, eles vão à sala para equipe de enfermagem efetuar a triagem. Na sala, a acuidade do paciente é verificada com base no protocolo *Manchester Triage System* (MTS).

Figura 4 – Fluxo simplificado da experiência dos pacientes no DE



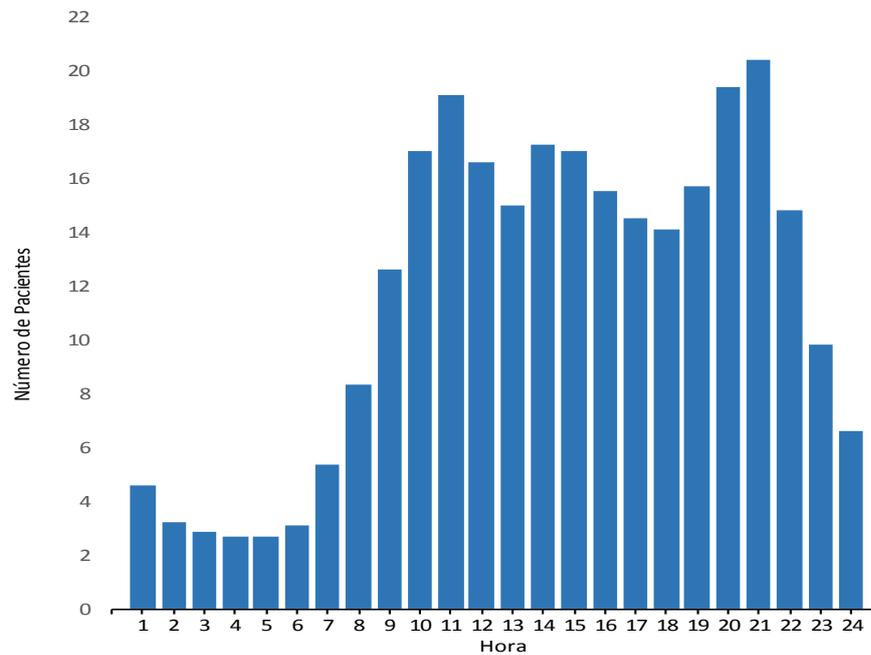
Fonte: Autor.

Após a triagem, todos os pacientes, exceto os de emergência, aguardam ser chamados pela recepção para registrar suas informações pessoais, fazer abertura da ficha de cadastro e determinar a forma de pagamento. Terminado o cadastro, os pacientes aguardam a disponibilidade de um médico para o primeiro atendimento. Todo este processo acontece no piso térreo do hospital. As salas médicas encontram-se no primeiro andar do prédio. Para evitar atrasos no deslocamento dos pacientes do térreo ao primeiro andar, os próximos cinco

pacientes da fila são chamados para uma sala de espera no primeiro andar de frente às salas médicas. Os pacientes podem ir ao laboratório, ultrassonografia ou sala de raios-x para um exame mais aprofundado, ou indicado para medicação, conforme determinação médica. Após o tratamento, o paciente pode deixar o departamento de emergência ou, dependendo da necessidade, ir para a sala de observação ou seguir para internação. O processo no DE começa com a retirada da senha e termina quando o paciente é liberado ou internado.

3.2.2 Análise e estratificação dos dados

Para fazer um modelo confiável de simulação de DE é necessária a obtenção e análise de dados. Os principais elementos analisados para esta simulação são os seguintes: a quantidade de tempo que cada etapa do processo ou serviço prestado necessitou (por exemplo, internação, triagem, laboratório, etc.), a taxa de chegada de paciente e quantidade de paciente no DE. De janeiro de 2018 a dezembro de 2018, cerca de 1.700.000 dados foram obtidos e analisados para gerar os insumos apropriados ao modelo. Os números do fluxo de chegada dos pacientes no HIS podem ser vistos na Figura 5. Os pacientes chegam por seu próprio meio ou de ambulância. O processo de chegada dos pacientes ao DE é um processo de Poisson não homogêneo, conforme figura 5, onde $\lambda(t)$ é a função da chegada estimada de paciente por hora.

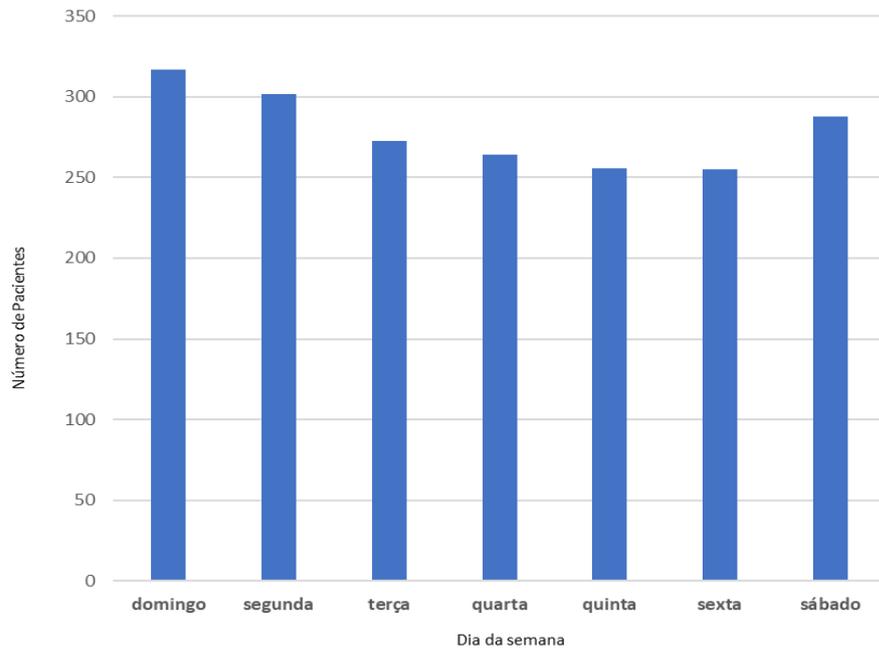


Fonte: Autor.

O fluxo de pacientes varia entre o inverno e / ou períodos epidêmicos e períodos normais. Além disso, o número de pacientes na chegada ao DE varia consideravelmente de acordo com o mês e o dia da semana. A figura 6 mostra os números reais relacionados a média das chegadas diárias de janeiro a dezembro de 2018. De acordo com esta figura, o domingo representa o maior número de chegadas, seguidas de segunda e sábado. De acordo com a equipe médica do DE, o fluxo de pacientes aumenta entre [10h e 13h] e entre [19h e 22h].

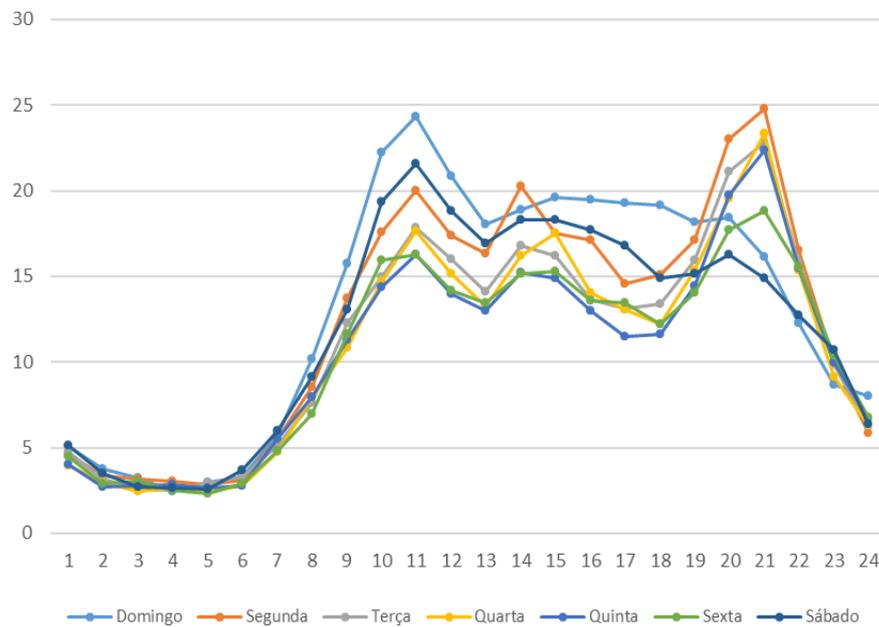
A Fig. 7 mostra o número real de chegadas diárias médias durante o período de janeiro a dezembro 2018, o que confirma essas observações. Em geral, parece que a maioria das chegadas está entre às 10h00 e 20h00. De acordo com esta figura, o número de pacientes que chegam é relativamente tranquilo antes das 9h00, mas, começa a subir depois das 10h00, mantém-se relativamente estável e sofre uma desaceleração após as 21h00.

Figura 6 – Distribuição pacientes no DE – Dias da semana.



Fonte: Autor.

Figura 7 – Distribuição pacientes no DE – Dias da semana e hora.



Fonte: Autor.

Na sala de triagem, a acuidade de cada paciente é verificada com base no MTS, que contém conjuntos de informações que devem ser aferidas para categorizar os pacientes em cinco grupos prioritários, sendo eles: Imediato ou Emergência (vermelho), Urgência (amarelo), Pouco Urgente (azul), Pouco Urgente com prioridades (idade inferior a 59 dias,

imunossupressão, entre outros - Laranja) e Não urgente (Azul). O Quadro 1 mostra o nível de prioridade para cada categoria, assim como a quantidade de tempo que cada tipo de paciente pode permanecer no DE antes de ser atendido no HIS.

A análise dos dados demonstrou que 74,92% dos pacientes foram classificados na cor verde, 15,47% na cor amarela, 6,19% laranja e 2,57% na cor azul, enquanto a taxa da cor vermelha é de 0,65%.

Em relação ao tempo médio de permanência, conforme a classificação pelo protocolo MTS, podemos perceber, com a análise dos dados, que há uma variação no tempo médio de permanência conforme a classificação recebida pelo paciente: cor vermelha, 03h11min; cor amarela, 02h51min; cor azul, 01h49min; cor laranja, 01h55min; cor verde; 01h52. As classificações mais severas (Quadro 1), ou seja, com maior grau de urgência, registraram um tempo de permanência maior quando comparado com as classificações menos severas.

O total de 876 pacientes desistiram de atendimento ao longo de 2018, isso representa 0,86% do total de pacientes atendidos no período. A literatura informa que a principal causa de desistência é o alto tempo de espera devido a lotação. Referente aos pacientes que desistiram, aproximadamente, 82% foram classificados com prioridade verde, ou seja, com o menor grau de urgência no protocolo MTS e cerca de 11% não foram categorizados, provavelmente desistiram antes mesmo da triagem, os demais estão distribuídos nas outras classificações. No capítulo 3.6 explicamos melhor este e os demais indicadores utilizados no modelo para determinar a performance do sistema.

Quadro 1 – Protocolo MTS

Nível de Prioridade	Cor	Tempo para o atendimento
Emergência	Vermelho	Imediato
Urgência	Amarelo	até 60 minutos
Pouco Urgente	Azul	até 90 minutos
Pouco Urgente com prioridades	Laranja	até 90 minutos
Não Urgente	Verde	Ordem de chegada

Fonte: Autor.

O Quadro 2 fornece algumas informações sobre o tempo que os pacientes podem gastar em cada área do departamento de emergência. As principais funções exercidas pela equipe do DE no HIS estão listadas com as devidas distribuições estatísticas. Este estudo adicionou detalhes ao agente paciente para tornar a simulação o mais próximo possível da realidade.

Quadro 2 – Tempo de tratamento em cada seção do departamento de emergência

Sequência	Área	Distribuição (min)
1	Chegada Pacientes	Lognormal (-1.2e+003, 7.1, 0.00355)
2	Triagem	Uniform (5, 12)
3	Cadastro / Admissão	Uniform (3, 11)
4	Consultório Médico	Uniform (5, 49)
5	Sala Medicação	Triangular (60, 80, 90)
6	Exames	Triangular (35, 40, 70)

Fonte: Autor.

3.3 DESCRIÇÃO DOS AGENTES DO MODELO DE SIMULAÇÃO

Após estudar o comportamento do DE junto a revisão da literatura, os seguintes agentes foram selecionados para esta simulação:

Pacientes: agente paciente são pacientes que vão para a DE para serem tratados. Os agentes pacientes são criados com um processo de Poisson não homogêneo para ir ao DE e aguardar um tratamento. Cada agente paciente tem o seguinte comportamento possível no processo da simulação:

- a) Esperando por um tratamento: os agentes paciente aguardam até serem atendidos, ou seja, um recurso esteja disponível.
- b) Serviço de atendimento: os agentes paciente podem receber um serviço ou tratamento.
- c) Movendo-se para diferentes seções: Os pacientes podem ir a diferentes seções (sala de triagem, consultório, raio-x ou laboratório e sala de medicação) do DE para receber o serviço ou tratamento.

Médicos: agentes médico são os cuidadores mais importantes do DE e são capazes de fazer as seguintes ações:

- a) Esperando por um paciente.
- b) Prestar serviço.

Técnicos de laboratório: agentes técnicos de laboratório são responsáveis pelos exames de raios X e laboratoriais e são capazes de realizar as seguintes ações:

- a) Esperando por um paciente.
- b) Prestar serviço.

Enfermeiros: agentes de enfermagem são outro tipo de cuidadores, possuem também o papel de supervisão. As seguintes ações são introduzidas para um agente de enfermagem:

- a) Esperando por um paciente.
- b) Prestar serviço.

Técnico de Enfermagem: técnicos de enfermagem são capazes de realizar as seguintes ações:

- a) Esperando por um serviço.
- b) Prestar serviço.

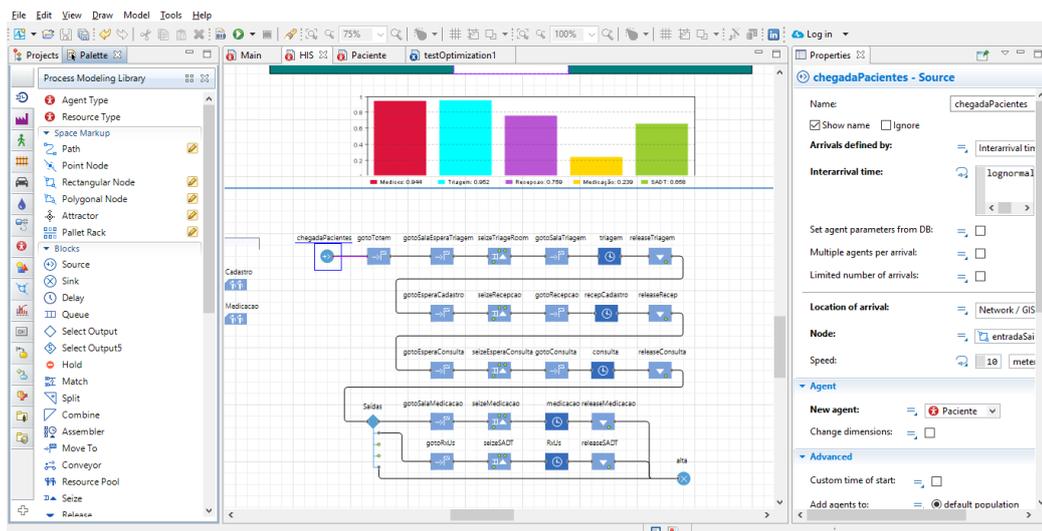
Camas ou macas: as camas estão entre os agentes mais simples. Eles têm dois comportamentos principais como segue:

- a) Alterar o status de ocupado para livre e vice-versa.
- b) Alterar o status de limpo para sujo e vice-versa.

3.4 DESCRIÇÃO DO SOFTWARE UTILIZADO NA SIMULAÇÃO

O projeto foi desenvolvido no sistema, de código proprietário, de origem russa, chamado AnyLogic, na sua versão 8. Ele fornece uma plataforma de simulação baseada em agente, eventos discretos e sistemas dinâmicos, tem origem no centro de pesquisa The Distributed Computer Network da Saint Petersburg Technical University e tem sido aplicado com sucesso em diferentes áreas do SBA. (Lokhandwalaa, et al., 2018; Kumar et. al., 2018; Rafferty et al., 2018; Lieder, et al., 2017). A figura 8 permite a visualização da interface.

Figura 8 – Interface Anylogic

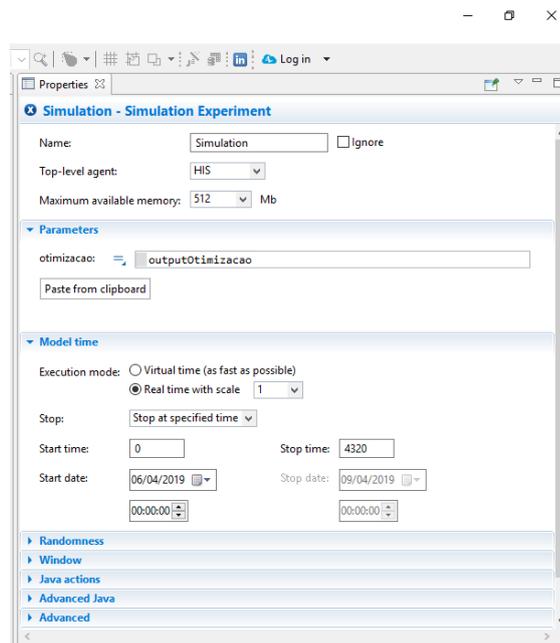


Fonte: Autor.

Além de interface amigável, que faz do Anylogic uma plataforma de simulação adequada, ele permite uma abordagem multimétodo e programação na linguagem java, além de ser possível realizar configurações pré-estabelecidas para execução do modelo, isto pode

ser visto na figura 9. Adicionalmente, a capacidade do Anylogic em fornecer visualizações 2D e 3D do modelo facilita sua compreensão.

Figura 9 – Interface Anylogic – Setup Execução



Fonte: Autor.

3.5 DESCRIÇÃO DOS INDICADORES CHAVES

Ainda não existe uma ferramenta abrangente disponível para analisar a superlotação dos DEs e, como resultado, a maioria dos trabalhos descritos na literatura, vide capítulo 2.6, utilizam, principalmente, o indicador chave (KPIs) chamado LOS (*length of stay*) para avaliar a performance dos DEs, abaixo uma breve descrição do indicador:

Length of stay (LOS): na tradução livre: tempo de permanência. Compreende o tempo total que o paciente permaneceu no sistema, desde a retirada da senha, no caso do Hospital Infantil Sabará, até a dispensa ou internação.

Adicionalmente, este trabalho avaliou mais dois indicadores de performance para o DE. Estes indicadores também são mencionados na literatura, entretanto, com menor recorrência; para efeito de discussão dos resultados da simulação, não são os KPIs principais.

- a) *Tempo de Espera (TE)*: tempo de espera em cada departamento. Discrimina o tempo que o paciente aguardou para receber serviço ou tratamento em cada etapa do atendimento.
- b) *Total output (TO)*, na tradução livre: produção total. Ele contempla o número total de pacientes atendidos, ou seja, indica o rendimento total do sistema.

A utilização destes KPIs fora previamente validada junto a equipe responsável pela administração do DE, no HIS. Esta discussão foi necessária para entendimento dos dados que seriam necessários na realização dos estudos.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta os resultados desta pesquisa com a simulação do estudo de caso do Hospital Infantil Sabará. Aborda a forma que o modelo foi verificado, validado e discute os resultados.

4.2 CONFIGURAÇÃO DO MODELO

O modelo (figura 10) foi construído por partes, essa abordagem permite a comparação de cada etapa do processo com o sistema real. O modelo pode ser interpretado na sua constituição como sendo dois grandes blocos: o primeiro, representa a chegada do paciente, retirada da senha, passando pela triagem e cadastro, até o atendimento pelo médico no consultório; o segundo, conforme uma distribuição probabilística, o paciente (agente paciente) pode ser direcionado a sala de medicação, Raio-X ou Ultrassonografia, ou, por fim, ser encaminhado para alta.

Dessa forma, cada etapa do processo foi modelada, executada e, posteriormente, foram comparados os dados resultantes da execução com os dados fornecidos pela instituição.

Para eliminar qualquer viés no início da simulação, o modelo foi executado por 4320 minutos (3 dias). Após a construção e validação de cada etapa, as partes foram integradas, constituindo, assim, o sistema completo do DE.

O intervalo de confiança para comparar os resultados da simulação com os resultados reais foi estabelecido em 95% ($\alpha = 0,05$). Para todas as métricas de desempenho, a margem de erro de cada intervalo de confiança foi calculada por tentativa e erro. Para aproximar o número de replicações, este processo continuou até que a margem de erro fosse inferior a 5% da média.

4.3 VERIFICAÇÃO E VALIDAÇÃO

Conforme já detalhado no capítulo 2, a verificação e validação são duas das etapas mais significativas em qualquer simulação de modelo. A validação tem a ver com a criação do modelo corretamente. A animação criada na simulação foi validada com o coordenador responsável pelo DE, no HIS; ele confirmou que a versão atual do modelo representa o estudo de caso em questão.

A verificação diz respeito à construção do modelo certo. Portanto, parametrizar o modelo, comparar os seus resultados com o comportamento real do sistema e repetindo esse processo, o modelo de simulação pode ser melhorado até que seus resultados sejam aceitáveis. Para validar o modelo de simulação, o tempo em que os pacientes gastaram nas áreas do DE foi extraído do sistema de informações do HIS e comparado com os tempos gerados pela simulação. A comparação confirma que não houve diferenças significativas entre os resultados obtidos no modelo, levando em consideração do tempo de permanência (LOS) dos pacientes nas diferentes seções do DE, e aqueles do sistema real, levando em consideração o nível de confiança de 95% ($\alpha = 0,05$). Os resultados obtidos podem ser vistos no Quadro 3, ela contém o tempo médio de LOS das áreas do DE comparado com os resultados da simulação. Adicionalmente, o sistema simulado atendeu, no período, 823 pacientes; sendo que, no sistema real, em média, atende-se 838 pacientes para o mesmo período.

Quadro 3 – Tempo de atendimento por seção comparado com a simulação

Sequência	Área	Tempo Atual	Tempo Simulação	Intervalo de Confiança (95%)
1	Triagem	8.83	8.67	[6.21 – 11.45]
2	Cadastro / Admissão	6.40	7.02	[5.25 – 7.15]
3	Atendimento Médico	26.05	27.39	[22.94 – 29.15]
4	LOS	1:46:25	1:45:05	[1:13:06 – 2:18:55]

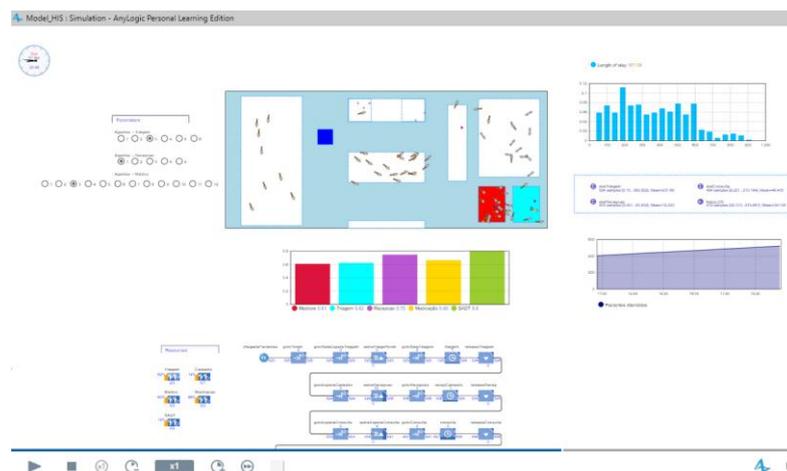
Fonte: Autor.

4.4 RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES

A Figura 10 mostra a interface gráfica da simulação. O Anylogic possui três partes principais, incluindo interface, parametrizações e o código baseado em java. A parte das parametrizações é usada opcionalmente para fornecer algumas informações sobre o modelo e

a simulação. A interface é o que o usuário está lidando, ela permite a interação do usuário, inclusive durante a execução do modelo, para alterar as variáveis parametrizáveis e observar o resultado na animação da simulação. Além disso, esta permite ao usuário ver os resultados estatísticos, utilização de recursos, dados de telemetria do sistema; tudo isso durante o processo de execução.

Figura 10 – Interface Anylogic – Simulação em execução



Fonte: Autor.

4.4.1 Comportamento do DE com as ações corretivas

Com base nas situações de imperfeições registradas no capítulo anterior, observamos que os horários de degradação do sistema estão entre as 10h00 e 22h00. O objetivo capítulo é propor ações corretivas para reduzir o LOS no DE a um nível aceitável usando algumas alternativas:

Cenário C1: um recepcionista foi adicionado ao cenário base. O objetivo era reduzir LOS com um número mínimo de recursos a serem adicionados.

Cenário C2: um recepcionista e um enfermeiro foram adicionados. O objetivo aqui era reduzir LOS com um número mínimo de enfermeiros.

Cenário C3: um recepcionista, um enfermeiro e um médico foram adicionados. O objetivo aqui era reduzir LOS com um número mínimo de médicos a serem adicionados.

Cenário C4: um recepcionista, um enfermeiro, um médico e uma nova sala de ultrassonografia foram adicionados. O objetivo aqui era reduzir LOS com um número mínimo de médicos e recursos físicos.

Cenário C5: um recepcionista, um enfermeiro, um médico e duas novas salas de ultrassonografia foram adicionados. O objetivo aqui era reduzir LOS com a adição de recursos físicos.

Diversos outros cenários foram testados, adição de recepcionistas, médicos, enfermeiros, entretanto, nestes outros cenários, não houve ganho significativo no LOS. Adicionalmente, foram selecionados em conjunto com a administração do HIS, cenários factíveis de serem executados pela administração. No Quadro 4 estão os resultados das execuções com os ganhos obtidos em cada um dos cenários.

Quadro 4 – Resultado da simulação com cenários corretivos

Cenários	Adição Cadastro	Adição Medicação	Adição Médico	Adição USG/RX	LOS Consulta (min)	LOS Total (min)	Total Pacientes Atendidos
Base	0	0	0	0	42.40	105.05	823
C1	1	0	0	0	43.16	105.05	823
C2	1	1	0	0	43.12	90.49	825
C3	1	1	1	0	43.16	90.32	825
C4	1	1	1	1	42.39	83.58	829
C5	1	1	1	2	42.38	82.57	824

Fonte: Autor.

Diversos cenários foram testados, entretanto, no Quadro 4, há os resultados mais relevantes das ações corretivas para cada cenário selecionado. A coluna LOS Consulta, é o tempo médio de permanência do paciente desde a chegada no sistema até o termino da consulta. Já a coluna LOS Total, é o tempo médio de permanência do paciente desde a chega no sistema até sua saída (alta ou internação).

É possível notar que o tempo médio de espera do paciente diminuiu de 105 minutos para 90 min, quando comparados os cenários C1 com o C2. Outro ganho importante de tempo ocorreu no C4, entretanto, para este cenário, é necessário o investimento de recursos físicos.

Os cenários C2 e C3 foram os melhores porque permitiram reduzir o LOS de forma mais significativa. É importante salientar que o cenário C2 é economicamente mais interessante, pois não requer grandes investimentos em recursos físicos.

Antes de aplicar ações corretivas, o tempo de permanência dos pacientes no DE era entre 7 min e 172 min, em 80% dos casos, e inferior a 96 min, em 50% dos casos. Após aplicar as ações corretivas, utilizando o cenário C2, o tempo de permanência dos pacientes no DE foi inferior a 100 min em 50% dos casos e entre 15 e 130 min em 80% dos casos.

No cenário C4, o tempo de permanência dos pacientes no DE foi inferior a 87 min em 50% dos casos, e entre 16 e 117 min em 80% dos casos. Pode-se observar que o tempo de permanência dos pacientes foi reduzido, aplicando o cenário C2 em comparação com a situação real no DE e sem nenhuma ação corretiva. O mesmo acontece com o tempo médio de permanência do paciente aplicando o cenário C4 em comparação com a situação real do DE.

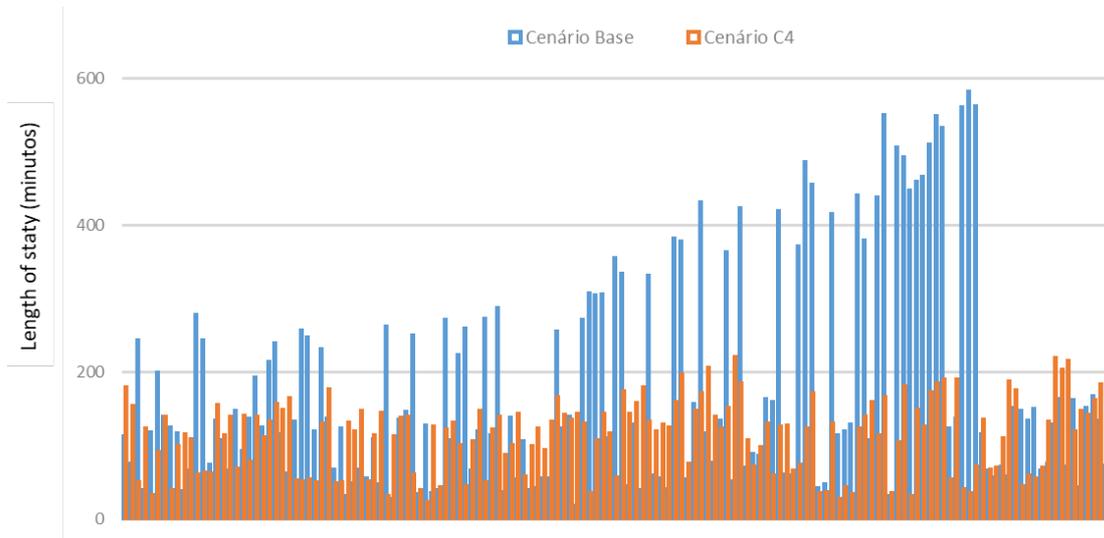
4.4.2 Comportamento do DE com as ações corretivas – Estado Crítico

O cenário C4 foi simulado para o estado crítico no DE do HIS. Estado crítico é a degradação inaceitável da situação de funcionamento, isso pode levar até ao fechamento, ainda que temporário, do DE. No caso de estados degradados e com a ausência de ações corretivas ou se ações específicas de gerenciamento implantadas não forem eficazes para lidar com o aumento do fluxo de pacientes, o DE passa para estado crítico. Nesse caso, o gerenciamento corresponde à implantação de ações e medidas emergenciais importantes para tentar retornar a um estado operacional aceitável.

Não há na literatura um valor para definir o estado crítico, este cenário foi definido com base na estratificação dos dados e em conjunto com os gestores do hospital. Para o HIS, o tempo de permanência do paciente aumenta consideravelmente quando o DE recebe mais de 350 pacientes/dia, quando isso ocorre, a média passa de 106 minutos, no estado normal, para 127 minutos, no estado crítico, ou seja, há um aumento aproximado de 20% no tempo de espera.

A figura 11 mostra o tempo de permanência do paciente no DE antes e depois das ações corretivas com o cenário C4. No cenário Base, o LOS médio foi de 159 min, para um total de 348 pacientes atendidos, sendo que, com o cenário C4, o LOS médio foi de 119 min, para um total de 373 pacientes atendidos. Na comparação entre os tempos, houve uma redução de 25% na média LOS, e no total de pacientes atendidos, um aumento de 7% de atendimentos.

Figura 11 – Simulação estado crítico



Fonte: autor.

Deve-se notar que a eficácia da adição de recursos humanos depende do fluxo de paciente; por exemplo, número de chegadas por hora; e a disponibilidade dos recursos materiais. Para o caso de um processo com várias etapas, adicionar um recurso na parte inicial do processo, que levou a um tempo menor de espera, sem adicionar recursos para as etapas subsequentes, pode gerar outras situações de tensão. A primeira etapa pode gerar um maior número de pacientes que as etapas seguintes são capazes de receber, então, é importante estudar as dependências entre todos os serviços do DE (KADRI, 2013).

No caso de estabelecimentos de saúde, a equipe de saúde depende muito da comunicação e coordenação. Como o fator humano desempenha um papel importante nas operações de assistência à saúde, a fim de garantir a robustez sistema de saúde, o desenvolvimento bem-sucedido do DSS para o estabelecimento hospitalar deve basear-se em abordagens centradas no homem, que são indispensáveis para o aumento da confiabilidade e eficiência do processo de atendimento (KADRI, 2013).

5 CONCLUSÃO

O objetivo deste capítulo é resumir os resultados obtidos a partir deste estudo e destacar as contribuições deste trabalho. Em seguida, são abordadas as limitações deste estudo.

5.1 RESUMO DA PESQUISA

O principal objetivo deste estudo é simular um sistema de apoio à decisão para uma das partes mais complexas do setor de saúde. Para fornecer um sistema adequado, depois de revisar a literatura relevante e a coleta de dados, foram utilizadas ferramentas computacionais, incluindo simulação baseada em agentes com eventos discretos.

Os DEs contêm inúmeras interações e decisões humanas que são feitas por seres humanos. A SBA demonstra sua capacidade de simular sistemas complexos que possuem comportamentos humanos. Portanto, neste estudo, uma abordagem SBA foi implementada para simular DE em nível macro e micro.

Neste trabalho, um DE em São Paulo foi selecionado. Após a obtenção dos dados e o estudo do comportamento do sistema, foi implementada uma simulação baseada em agentes e eventos discretos utilizando o Anylogic 8.0. A fim de melhorar o desempenho do DE, diferentes cenários foram construídos para encontrar uma melhor configuração do sistema e reduzir o tempo médio de permanência dos pacientes no DE.

5.2 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Existem limitações para todas as formas de pesquisa. Aqui listamos algumas das limitações deste estudo.

- O comportamento humano foi limitado para apenas alguns aspectos que, de alguma forma e já descrito na literatura, afeta este sistema.
- O DE foi analisado de forma isolada, ou seja, os impactos de outros setores no DE, como falta de leitos na internação, não foram considerados.

5.3 DISCUSSÕES E INTERPRETAÇÕES DOS RESULTADOS

Este estudo confirma que implementar um modelo baseado em eventos discretos com agentes para um Departamento de Emergência, fornece os subsídios necessários para a tomada de decisão dos gestores hospitalares de forma a melhor utilizarem seus recursos.

Um dos KPIs mais comuns na literatura referente aos estudos do setor de saúde é o tempo médio de permanência (ALOS) dos pacientes. Este indicador é um dado evidente, pressupõem-se que quanto maior o tempo em que os pacientes passam no sistema, maior a quantidade de recursos que a instituição deverá disponibilizar. Além disso, a possibilidade do paciente deixar o sistema também aumentará. A outra razão para escolher o ALOS neste estudo foi a possibilidade de validar os resultados, as informações referentes ao ALOS podem ser obtidas com os dados do Hospital. Portanto, o ALOS foi selecionado como o principal KPI e o objetivo definido foi a melhor alocação de recursos para diminuir o ALOS.

As simulações evidenciaram de que forma a variação na quantidade de recursos afetam a produção da seção e o LOS. As simulações nos dão uma oportunidade para investigar o comportamento do sistema e encontrar suas desvantagens e tentar resolvê-las.

Futuras pesquisas podem ser conduzidas para avaliar a performance do sistema hospitalar de forma integrada, ou seja, deve-se levar em consideração desde predição de chegada de pacientes até a liberação de leitos, passando pela lotação do departamento de emergência.

REFERÊNCIAS

A BÍBLIA SAGRADA. Português. Bíblia Online. Acessado em: www.bibliaonline.com.br.
Data do acesso: 05/06/2019.

AHMNED, M. A.; ALKHAMIS, T. M. Simulation optimization for an emergency department healthcare unit in Kuwait. **European Journal of Operational Research**, p. 936-942, 2009.

ASPLIN, B. R.; MAGID, D. J.; RHODES, K. V.; SOLBERG, L. I.; LURIE, N.; CAMARGO, C. A. (2003). A conceptual model of emergency department crowding. *Annals of Emergency Medicine*, 42(2), 173-180.

APPOLINÁRIO, F. **Metodologia da ciência – filosofia e prática da pesquisa**. São Paulo: Editora Pioneira Thomson Learning, 2006.

ARENALES, M.; ARMENTANO, V.; MORABITO, R.; YANASSE, H. **Pesquisa Operacional**. 2 ed. São Paulo: Elsevier. 2015.

ASAMOAHA, A. et al. RFID-based information visibility for hospital operations: exploring its positive effects using discrete event simulation. **Health Care Manag Sci.** 2016.

AUGUSTO, V. et al. EVALUATION OF DISCOVERED CLINICAL PATHWAYS USING PROCESS MINING AND JOINT AGENT-BASED DISCRETE-EVENT SIMULATION. Winter Simulation Conference. p.2135-2146, 2016.

BABASHOV, V. et al. Reducing Patient Waiting Times for Radiation Therapy and Improving the Treatment Planning Process: a Discrete-event Simulation Model (Radiation Treatment Planning). **Clinical Oncology.** vol. xxx, p.1-7, 2017.

BAHOU, N.; FENWICK, C.; ANDERSON, G.; VAN DER MEER, R.; VASSALOS, T. Modeling the critical care pathway for cardiothoracic surgery. **Health Care Manag. Sci.**, pp. 1–12, 2017.

BALAJI, P. G.; SRINIVASAN, D. An introduction to multi-agent systems. In: SRINIVASAN, D.; JAIN, L. C. **Innovations in multi-agent systems and applications – 1.** Berlin: Springer, 2010. Cap. 1, p. 1-27.

BARIL, C.; GASCON, V.; MILLER, J.; CÔTÉ, N. Use of a discrete-event simulation model during a Lean process: a case study in healthcare. **European Journal of Operational Research.** vol. 229, agosto 2015.

BEN-TOVIM, D.; FILAR, J.; HAKENDORF, P.; QIN, S.; THOMPSON, C.; WARD, D. **Hospital Event Simulation Model: Arrivals to Discharge–Design, development and application.** Simul. Model. Pract. Theory, vol. 68, pp. 80–94, 2016.

BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Modeling and Simulation: Operations Management Research Methodology Using Quantitative Modeling. **International Journal of Operations and Production Management**, v. 22, n. 2, p. 241-264.

BORSHCHEV, A. The big book of simulation modeling: **multimethod modeling with AnyLogic 6.** EUA: Anylogic North America, 2013.

CARDOEN, B.; DEMEULEMEESTER, E.; BELIEN, J. Operating room planning and scheduling: A literature review. **European Journal of Operational Research.** vol. 201, pp. 921-932, abril 2009.

CABRERA, E.; TABOADA, M.; IGLESIAS, M. L.; EPELDE, F.; LUQUE, E. Optimization of healthcare emergency departments by agent-based simulation. **Procedia computer science**, 4, p.1880-1889, 2011.

CARLEY, M. K. et al. BioWar: Scalable Agent-Based Model of Bioattacks. **IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS**. vol.36, p. 252-265, mar. 2006.

COOLEY, P.; SOLANO, E. Agent-based model (ABM) validation considerations. Proc. SIMUL 2011:Third Int. Conf. Adv. Syst. Simul., Barcelona, Spain. pp. 126–31, oct. 2011.

COUGHLAN, P.; COUGHLAN, D. **Action research. Action research for operations management**. International Journal of Operations & Production Management, v. 22, n.2, p. 220-240, 2002.

DATASUS. Cadernos de Informações de Saúde. Disponível em: <http://tabnet.datasus.gov.br/tabdata/cadernos/sp.htm>. Acesso em: fevereiro de 2017.

DAVIS, K.; STREMIKIS, K.; SQUIERES, D.; SCHOEN, C. Mirror, mirror on the wall: How the performance of the U.S. health care system compares internationally. *Commonw. Fund*, no. June, pp. 1–32, 2014.

DERLET, R. W.; RICHARDS, J. R. (2000). Overcrowding in the nation's emergency departments: complex causes and disturbing effects. **Annals of Emergency Medicine**, p. 63-68., 2011.

DOTOLI, M.; FANTI, M. P.; IACOBELIS, G.; MARTINO, L.; MORETTI, A. M.; UKOVICH, W. Modeling and management of a hospital department via Petri nets. Health Care Management WHCM 2010 IEEE Workshop. pp. 1–6, 2010.

FANTI, M. P.; et al. A Petri net model of an integrated system for the Health Care At Home management. **IEEE International Conference on Automation Science and Engineering**. p. 18-22, aug. 2014.

EPSTEIN, M. J. et al. Modelling to contain pandemics. **NATURE**. vol. 460, p. 687, aug. 2009.

ESCUADERO, J. D. et al. Acute HIV Infection Transmission Among People Who Inject Drugs in a mature Epidemic Setting. **DEPARTMENT OF HEALTH & HUMAN SERVICES**. vol. 30, p. 2537 – 2544, out. 2016.

FOLCIK, A. V. et al. The Basic Immune Simulator: An agent-based model to study the interactions between innate and adaptive immunity. *Theoretical Biology and Medical Modelling*. p. 1-18, set. 2007.

FONE, D. et al. Systematic review of the use and value of computer simulation modelling in population health and health care delivery. *Journal Public Health Med.* . p. 325-335, dec. 2003.

Forster, A. J., Stiell, I., Wells, G., Lee, A. J., & Van Walraven, C. (2003). The effect of hospital occupancy on emergency department length of stay and patient disposition. *Academic Emergency Medicine*, 10(2), 127-133

GIL, A. C. Como elaborar projetos de pesquisa. 4. Ed. São Paulo: Atlas, 2002.

GREFENSTETTE, J. J. FRED (A Framework for Reconstructing Epidemic Dynamics): an open-source software system for modeling infectious diseases and control strategies using census-based populations. **BMC Public Health** 2013. - Vol. 13, pp. 2–14, 2013.

GREENROYD, F. L.; HAYWARD, R.; PRICE, A.; DEMIAN, P.; SHARMA, S. Maximising Patient Throughput using Discrete-event Simulation. Proc. 7th Int. Conf. Simul. Model. Methodol. Technol. Appl. - Vol. 1, Simultech, pp. 204–214, 2017.

GUNAL, M.M.; PIDD, M. Discrete event simulation for performance modelling in health care: a review of the literature. **Journal of Simulation**, vol. 4, p.42-51, 2010.

HAN, J. H.; ZHOU, C.; FRANCE, D. J.; ZHONG, S.; JONES, I.; STORROW, A. B., ARONSKY, D. The effect of emergency department expansion on emergency department overcrowding. **Academic Emergency Medicine** 14, p.338-343, 2007.

HIIER, F.; LIEBERMAN, J. Introdução à Pesquisa Operacional. 9 ed. São Paulo: Bookman, 2013.

HOOT, N. R. *et al.* Forecasting Emergency Department Crowding: A Discrete Event Simulation. **Ann. Emerg. Med.**, vol. 52, no. 2, pp. 116–125, 2008.

JUCHEM, M. et al. Engenharia de Sistemas Multiagentes: Uma Investigação sobre o Estado da Arte. TECHNICAL REPORT SERIES. Relatório Técnico 014/2001, vol. 14, p.1-43, abr. 2001.

JUN, B. J. Application of discrete-event simulation in health care clinics: A survey. **Journal of the Operational Research Society**. vol. 50, p.109-123, 1999.

KADRI, F. et al. A simulation-based decision support system to prevent and predict strain situations in emergency department systems. **Simulation Modelling Practice and Theory**, p.32-51, 2014.

KALTON, A. Multi-Agent-Based Simulation of a Complex Ecosystem of Mental Health Care. **Journal Med Syst.** vol. 40, p.38-46, 2016.

KOMASHIE, A et al. Modeling emergency departments using discrete event simulation techniques. **Proceedings of the Winter Simulation Conference**, pp.2681–685, 2005.

KHARE, R. K.; POWELL, E. S.; REINHARDT, G.; LUCENTI, M.. Adding more beds to the emergency department or reducing admitted patient boarding times: which has a more significant influence on emergency department congestion? *Annals of Emergency Medicine*, 53, p.575-585, 2009.

KOHLER, T. et al. SIMULATING ANCIENT SOCIETIES. *Scientific American*, vol. 14, p.77-84, jul. 2005.

LASKOWSKI, M.; MUKHI, S. Agent-based simulation of emergency departments with patient diversion. **Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering**, 2009, vol. 1 LNICST, pp. 25–37.

LEE, Y. B. et al. A computer simulation of vaccine prioritization, allocation, and rationing during the 2009 H1N1 influenza pandemic. **Vaccine.** p. 4875-4879, mai. 2010.

LEMOINE, D. P. et al. Using agent based modeling to assess the effect of increased Bus Rapid Transit system infrastructure on walking for transportation. **Preventive Medicine.** p. 39-45, mar. 2016.

LIU, Z.; CABRERA, E.; REXACHS, D.; LUQUE, E. A generalized agent-based model to simulate emergency departments. Paper presented at the In The Sixth International Conference on Advances in System Simulation. 2014.

LUM, K. et al. The contagious nature of imprisonment: an agent-based model to explain racial disparities in incarceration rates. **Journal of the Royal Society.** p. 1-12, jun. 2014.

MACAL, C.M. Tutorial on agent-based modelling and simulation. **Journal of Simulation**, vol. 4, p.151-162, 2010.

MARINHO, A. “Um estudo sobre as filas para transplantes no Sistema Único de Saúde brasileiro,” *Cad. Saúde Publica*, vol. 22, no. 10, pp. 2229–2239, 2006.

MARK, G. O. et al. Neighbourhood food, physical activity, and educational environments and black/White disparities in obesity: a complex systems simulation analysis. **Journal Epidemiol Community Health.** p. 862- 867, abr. 2016.

MELLO, C. H. P.; TURRIONI, J. B.; XAVIER, A. F.; CAMPOS, D. F. **Pesquisa-ação na engenharia de produção: proposta de estruturação para sua condução**. *Produção*, v. 22, n. 1, p. 1-13, 2012.

MIELCZAREK, B. et al. Application of computer simulation modeling in the health care sector: a survey. **Society for Modeling and Simulation International**, vol. 88, p.197-216, 2010.

MONNICKENDAM, G. et al. Why the distribution matters: Using discrete event simulation to demonstrate the impact of the distribution of procedure times on hospital operating room utilisation and average procedure cost. **Operations Research for Health Care**, vol. 16, p.20-28, 2018.

NIANOGO, A. R. et al. Agent-Based Modeling of Noncommunicable Diseases: A Systematic Review. **American Journal of Public Health**, vol. 105, p.20-31, 2015.

NORTH, J. M. et al. Multiscale Agent-Based Consumer Market Modeling. **Wiley Periodicals**, vol. 4, p.37-47, feb. 2010.

OLSHAKER, J. S., RATHLEV, N. K. (2006). Emergency department overcrowding and ambulance diversion: the impact and potential solutions of extended boarding of admitted patients in the emergency department. **The Journal of emergency medicine**, 30, p. 351-356, 2006.

PAN, F. et al. Modeling Clinical Outcomes in Prostate Cancer: Application and Validation of the Discrete Event Simulation (DES) Approach. **Journal Value in Health**, vol. 4, p.1-7, 2017.

RAHMAT, H. M. et al. Agent-based Modelling and Simulation of Emergency Department Re-triage. **IEEE Business Engineering and Industrial Applications Colloquium (BEIAC)**. p. 219-224, 2013.

RUOHONEN, T., et al. Simulation model for improving the operation of the emergency department of special health care. **Proceedings of the Winter Simulation Conference**, p. 453–458, 2006.

RODRIGUES, F. et al. Discrete event simulation model for planning Level 2 „step-down“ bed needs using NEMS. **Operations Research for Health Care**, p.1-13, 2017.

SANTOS, Antonio Raimundo dos. **Metodologia científica: a construção do conhecimento**. Rio de Janeiro: DP&A, 1999.

SANCHES, L. M. et al. Multi-Agent Based Simulation of News Digital Markets. **International Journal of Computer Science & Applications**, vol.2, p.7-14, 2005.

SARGENT, R.G. Verification and validation of simulation models. **Journal of Simulation**, vol. 7, p.12-24, dez. 2013.

SEILA, A. F.; BRAILSOFFORD, S. Opportunities and challenges in health care simulation *Advancing the Frontiers of Simulation*, p.195-229): Springer, 2009.

SCHLESINGER, R.G. Terminology for model credibility. **Society for Modeling and Simulation International**, p.103-104, marc. 1979.

SIEBERS, P. O. et al. Discrete-event simulation is dead, long live agent-based simulation! **Journal of Simulation**, vol. 4, issue 3, p.204-210, set. 2010.

SPEDO, S.; NICANOR, D. S. P.; OSWALDO, T. O difícil acesso a serviços de média complexidade do SUS: o caso da cidade de São Paulo, Brasil. **Physis Revista de Saúde Coletiva**, vol. 20, n.3, pp. 953-972, maio 2010.

STROPARO, J.; LINCK, G.; PROTIL, R.. Estudo da taxa de ocupação do centro cirúrgico através de modelagem e simulação de sistemas. 2009. Dissertação – Programa de Pós Graduação – PUC RS.

TABOADA, M.; CABRERA, E.; IGLESIAS, M. L.; EPELPE, F., LUQE, E. An agent-based decision support system for hospitals emergency departments. **Procedia computer science**, p.1870-1879, 2011.

THIOLLENT, M. **Metodologia da pesquisa-ação**. São Paulo: Cortez, 2007.

TRACY, M. et al. Agent-Based Modeling in Public Health: Current Applications and Future Directions. **Annual Review of Public Health**, vol. 39, p.77-94, set. 2018.

TROISI, A. et al. An agent-based approach for modeling molecular self-organization. **The National Academy of Sciences of the USA**, vol. 102, p.255-260, jan. 2005.

ÜNLUYURT, T. et al. Estimating the performance of emergency medical service location models via discrete event simulation. **Computers & Industrial Engineering**. vol. 102, p.467-475, 2016.

VERAS, Mariana et al. Gastos públicos com saúde: breve histórico, situação atual e perspectivas futuras. **Estudos Avançados**, vol. 32, n. 92, p.47-61, abr. 2010.

YANG, Y. et al. A Spatial Agent-Based Model for the Simulation of Adults' Daily Walking Within a City. **American Journal of Public Health**, vol. 40, p.353-361, 2011.

YANG, Y.; ROUX-DIEZ, V. et al. Using an agent-based model to simulate children's active travel to school. **International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity**, vol. 10, p.1-8 2013.

YEH, J.-Y.; LIN, W.-S. (2007). Using simulation technique and genetic algorithm to improve the quality care of a hospital emergency department. *Expert Systems with Applications*, p.1073-1083, 2007.

YOUSEFI, M.; FERREIRA, R. P. M. An agent-based simulation combined with group decision-making technique for improving the performance of an emergency department. **Brazilian J. Med. Biol. Res.**, vol. 50, n. 5, p. e5955, 2017.

YONAS, A. M Dynamic Simulation of Crime Perpetration and Reporting to Examine Community Intervention Strategies. **Health Education & Behavior**, vol. 40, p.87 - 97, 2013.

WILKINSON, J. T Urbanization within a Dynamic Environment: Modeling Bronze Age Communities in Upper Mesopotamia. **American Anthropologist**, v.109, n.1, p.52-68, marc.2007.

WOOLDRIDGE, M. **An Introduction to MultiAgent Systems**. Liverpool: John Wiley & Sons, 2002. (LIVRO)

WOOLDRIDGE, M.; JENNINGS, N. R. Intelligent agents: theory and practice. **The Knowledge Engineering Review**, v.10, n.2, p.115-152, 1995.

ZEIGLER, P. B. Towards a Formal Theory of Modeling and Simulation: Structure Preserving Morphisms. **Journal of the Association for Computing Machinery**, vol.19, no.4, p.742-764, out. 1979.

ZEINALI, F.; MAHOOTCHI, M.; SEPEHRI, M. M.. Resource planning in the emergency departments: A simulation-based metamodeling approach. **Simulation Modelling Practice and Theory**, p'. 123-138, 2015.

ZENG, Z., et al. A simulation study to improve quality of care in the emergency department of a community hospital. **J. Emerg. Nurs.** p.322-328, 2012.

