

ANÁLISE COMPARATIVA DA COMPLEXIDADE DE MODELOS DE SIMULAÇÃO

João Paulo Barbieri

Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI
Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG
j.p.barbieri@hotmail.com

Matheus Murno Bernardo

Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI
Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG
matheusmurno@gmail.com

Alexandre Ferreira Pinho

Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI
Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG
pinho@unifei.edu.br

José Arnaldo Barra Montevechi

Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI
Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG
montevechi@unifei.edu.br

Tiago Dela Savia

Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI
Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG
tiagodsavia@outlook.com

RESUMO

A simulação é uma ferramenta que permite conceituar, planejar, analisar e otimizar sistemas de manufatura. A abordagem mais tradicional de simulação é a Simulação a Eventos Discretos. Tal abordagem já se mostrou eficaz para diversos problemas reais enfrentados pela área de manufatura. Outra abordagem de simulação que vem ganhando popularidade é a Simulação Baseada em Agentes. O uso aplicado dessa nova abordagem de simulação no contexto industrial tem sido bem sucedido. Apesar das divergências, a Simulação a Eventos Discretos pode ser combinada com a Simulação Baseada em Agentes, dando origem a Simulação Híbrida. Na literatura existem discussões acerca de quando utilizar a Simulação a Eventos Discretos e/ou a Simulação Baseada em Agentes. Devido a essas discussões e a ausência de concordância, o presente artigo tem como objetivo mensurar a complexidade dos modelos discretos e híbridos de simulação. Observa-se que os modelos híbridos são mais complexos do que os modelos discretos.

PALAVRAS-CHAVES. Simulação Baseada em Agentes, Simulação a Eventos Discretos, Complexidade de modelos computacionais.

Tópico (Simulação)

ABSTRACT

Simulation is a tool that allows you to conceptualize, plan, analyze and optimize manufacturing systems. The most traditional approach is the Discrete Event Simulation. Such an approach has already proved effective for a number of real problems faced by the manufacturing area. Another simulation approach that is gaining in popularity is Agent-Based Simulation. The applied use of this new simulation approach in the industrial context has been successful. Despite the divergences, the Discrete Event Simulation can be combined with the Agent-Based Simulation, giving rise to the Hybrid Simulation. In the literature, there are discussions about when to use Discrete Event Simulation and/or Agent-Based Simulation. Due to these discussions and lack of agreement, this paper aims to measure the complexity of discrete and hybrid simulation models. It is observed that the hybrid models are more complex than the discrete models.

KEYWORDS. Agent-Based Simulation, Discrete Event Simulation, Complexity of computational models.

Paper topic (Simulation)

1. Introdução

Sendo uma das ferramentas de análise mais poderosas, a simulação é um método que auxilia na concepção, planejamento, análise e otimização de sistemas de manufatura [Shannon 1975; Schönemann *et al.* 2015]. Há diversos tipos de abordagem de simulação, porém a abordagem mais utilizada para analisar e compreender a dinâmica dos sistemas de manufatura é a Simulação a Eventos Discretos [Negahban e Smith 2014].

Por mais de quarenta anos, a base da comunidade científica de simulação, que atua dentro da área de Pesquisa Operacional, tem sido a Simulação a Eventos Discretos [Siebers *et al.* 2010]. Não é à toa que, para muitos pesquisadores da área de Pesquisa Operacional, a palavra simulação é tratada como sinônimo do termo Simulação a Eventos Discretos [Brailsford 2014].

O aumento progressivo do tamanho e da complexidade dos sistemas reais vem desafiando a modelagem e a simulação de tais sistemas através da Simulação a Eventos Discretos [Cicirelli *et al.* 2011]. Na literatura são diversas as críticas voltadas para a Simulação a Eventos Discretos. Por exemplo, [Dubiel e Tsimhoni 2005] argumentam que, em determinados casos, há uma elevada dificuldade em simular um sistema utilizando a Simulação a Eventos Discretos.

No campo da modelagem e simulação de sistemas de manufatura, [Baines e Kay 2002], [Baines *et al.* 2004] e [Digiesi *et al.* 2009] trazem argumentos suficientes indicando que elemento humano presente nos sistemas de manufatura é representado como simples recurso por meio da Simulação a Eventos Discretos. Ademais, tais pesquisadores ainda afirmam que o comportamento dinâmico do elemento humano é normalmente negligenciado.

No início dos anos de 1990, a Simulação Baseada em Agentes surge com a promessa de algo novo, interessante e com grande grau de aplicação dentro do contexto da Pesquisa Operacional [Siebers *et al.* 2010]. Nos últimos anos, a Simulação Baseada em Agentes teve um aumento de popularidade e isso se deve principalmente ao fato de que essa nova abordagem de simulação possibilita capturar o comportamento humano com grande nível de detalhe [Brailsford 2014].

Os benefícios trazidos pelo uso da Simulação Baseada em Agentes são alvos de críticas. [Brailsford 2014] argumenta que tais benefícios também podem ser atingidos utilizando somente a Simulação a Eventos Discretos. Em outras palavras, por exemplo, as entidades de um modelo de Simulação a Eventos Discretos podem ter o mesmo comportamento que os agentes de um modelo de Simulação Baseada em Agentes.

Vale destacar que a Simulação a Eventos Discretos pode ser combinada com a Simulação Baseada em Agentes. Isso ocorre quando os processos de um sistema real são representados por meio da Simulação a Eventos Discretos e os agentes presentes nesses processos são retratados através da Simulação Baseada em Agentes [Siebers *et al.* 2010].

Em meio às críticas, pesquisadores continuam aplicando tanto os conceitos da Simulação a Eventos Discretos quanto os da Simulação Baseada em Agentes. Nesse cenário, as definições sobre a Simulação Baseada em Agentes efetuadas [Macal 2016] trazem uma nova perspectiva sobre como classificar um modelo de Simulação Baseada em Agentes. Com base nas propriedades dos agentes, as quatro definições de [Macal 2016] são: Simulação Baseada em Agentes Individual, Simulação Baseada em Agentes Autônoma, Simulação Baseada em Agentes Interativa e Simulação Baseada em Agentes Adaptativa.

Na literatura é visível a ausência de concordância sobre quando se deve utilizar a Simulação a Eventos Discretos e/ou a Simulação Baseada em Agentes. Nesse cenário, [Brailsford 2014] afirma que não haverá consenso enquanto não se provar que um modelo de Simulação a Eventos Discretos não é capaz de retratar o mesmo que um modelo Simulação Baseada em Agentes. Devido às discussões e essa ausência de concordância, o presente artigo tem como objetivo mensurar a complexidade dos modelos discretos e híbridos de simulação.

2. As duas abordagens de simulação e o conceito de complexidade

A Simulação a Eventos Discretos sempre possuiu laços históricos com a área de Pesquisa Operacional [Siebers *et al.* 2010]. De maneira específica, o uso aplicado da Simulação a Eventos Discretos já se mostrou eficaz para diversos problemas reais que existem em sistemas de manufatura. Sendo uma das técnicas de simulação mais usada, a Simulação a Eventos Discretos

auxilia na análise e compreensão do comportamento dinâmico inerente aos sistemas de manufatura [Negahban e Smith 2014].

Além da área de manufatura, a Simulação a Eventos Discretos também é aplicada em outras áreas. De acordo com [Chwif e Medina 2015], a aplicação da Simulação a Eventos Discretos abrange diversos tipos de sistema como aeroportos e portos, bancos, centrais de atendimento, escritórios, parques de diversões, restaurantes, supermercados, dentre outros. Ademais, a Simulação a Eventos Discretos também possui aplicação na área da saúde. Neste caso, pode-se citar os trabalhos científicos desenvolvidos por [Cooper *et al.* 2008] e por [Brailsford *et al.* 2012].

No âmbito conceitual, a Simulação a Eventos Discretos é uma técnica de simulação utilizada para modelar sistemas que sofrem modificações ao longo do tempo. Devido às variáveis de estado presentes nesses sistemas, tais mudanças ocorrem em pontos distintos no tempo, dando origem aos eventos. Os eventos são acontecimentos instantâneos que possuem a capacidade de alterar o estado atual do sistema [Law 2007]. Assim, a Simulação a Eventos Discretos possibilita reproduzir os acontecimentos dinâmicos de um determinado sistema real [Ingalls 2008].

Há a expectativa de que um modelo de Simulação a Eventos Discretos seja satisfatoriamente próximo da realidade e consiga representar as variáveis aleatórias pertencentes ao sistema real. Essa representação das variáveis aleatórias ocorre por meio da modelagem dos dados de entrada que, por sua vez, dá origem às distribuições de probabilidade que possibilitam, por exemplo, realizar inferências acerca das propriedades de uma determinada variável aleatória do sistema real [Chwif e Medina 2015].

A abordagem de modelagem aplicada na construção de modelos de Simulação a Eventos Discretos é a *top-down*, ou seja, de cima para baixo. Isso significa que na Simulação a Eventos Discretos o foco está em modelar o sistema em detalhe e não as suas entidades. Desse modo, o comportamento macro do sistema em estudo é modelado e suas entidades possuem características passivas [Siebers *et al.* 2010].

A Simulação Baseada em Agentes, quando comparada aos outros tipos de abordagem de simulação, é uma abordagem relativamente nova. O seu uso vem ganhando uma crescente popularidade devido a sua aplicação em diversos ramos científicos. Segundo [Macal 2016], existem aplicações da Simulação Baseada em Agentes em ramos científicos como: Economia, Finanças, Transporte, Psicologia, *Healthcare*, dentre outros. [Mortazavi *et al.* 2015] salienta que existem várias aplicações bem sucedidas da Simulação Baseada em Agentes no setor industrial.

Na esfera conceitual, não há uma definição única e universal sobre a Simulação Baseada em Agentes. De acordo com as aplicações da Simulação Baseada em Agentes identificadas na literatura, [Macal 2016] apresenta quatro definições para a Simulação Baseada em Agentes conforme as propriedades dos agentes. Em ordem crescente de complexidade, essas quatro definições são:

- **Definição 1 – Simulação Baseada em Agentes Individual:** Na Simulação Baseada em Agentes Individual, os agentes são individuais e heterogêneos com comportamentos roteirizados. Tais agentes não possuem ações adaptativas e nem reativas. As interações desses agentes acontecem de maneira limitada.
- **Definição 2 – Simulação Baseada em Agentes Autônoma:** Na Simulação Baseada em Agentes Autônoma, os agentes são individuais e heterogêneos com comportamentos autônomos e dinâmicos. Tais agentes não possuem ações adaptativas, porém eles agem de modo reativo. As interações desses agentes também ocorrem de forma limitada.
- **Definição 3 – Simulação Baseada em Agentes Interativa:** Na Simulação Baseada em Agentes Interativa, os agentes são individuais e heterogêneos com comportamentos autônomos e dinâmicos. Esses agentes agem de maneira reativa, mas eles não têm ações adaptativas. Com relação às interações, esses agentes interagem uns com os outros e com o ambiente onde estão inseridos.
- **Definição 4 – Simulação Baseada em Agentes Adaptativa:** Na Simulação Baseada em Agentes Adaptativa, os agentes são individuais e heterogêneos com comportamentos autônomos e dinâmicos. Esses agentes interagem uns

com os outros e com o ambiente onde estão inseridos. Além disso, esses agentes agem de forma reativa e mudam suas ações no decorrer da simulação com base na capacidade que eles têm de aprender com situações novas.

As definições de [Macal 2016] estão fundamentadas nos termos individualidade, autonomia, interatividade e adaptabilidade que orientam a compreensão sobre as características que os agentes possuem dentro de um modelo de Simulação Baseada em Agentes. [Macal 2016] salienta que não há precisão quanto às definições apresentadas por ele, contudo elas auxiliam a distinguir a Simulação Baseada em Agentes de outras abordagens de simulação.

A abordagem de modelagem utilizada na Simulação Baseada em Agentes é a *bottom-up*, em outras palavras, de baixo para cima. Assim sendo, o foco da Simulação Baseada em Agentes está voltado para a modelagem das entidades/agentes que pertencem ao sistema. Consequentemente, o comportamento macro do sistema não é modelado, porque tal comportamento emerge das ações efetuadas por cada entidade/agente presente no modelo [Siebers *et al.* 2010].

É possível combinar a abordagem *top-down* da Simulação a Eventos Discretos com a abordagem *bottom-up* da Simulação Baseada em Agentes segundo [Dubiel e Tsimhoni 2005] e [Siebers *et al.* 2010]. Todavia, [Macal 2016] afirma que é um desafio unir dois modelos que possuem características distintas.

Sobre o conceito de complexidade, não há na literatura um consenso sobre a definição do termo. De fato, o significado que acompanha a palavra complexidade é vago e ambíguo [Elmaraghy *et al.* 2012]. Etimologicamente, a palavra complexidade vem do termo latim *complexus* que significa entrelaçado. Para existir complexidade é necessário que haja componentes e conexões entre eles. Intuitivamente, o sistema aparenta ser mais complexo quanto maior for o número de componentes e de conexões entre eles [Bertuglia e Vaio 2005].

Assim, [Popovics e Monostori 2016] afirmam que, geralmente, a complexidade está vinculada ao conceito de sistema. Um sistema é composto por componentes interdependentes que se interagem. Logo, o aumento da complexidade de um dado sistema ocorre quando há um crescimento no número de componentes e na quantidade de conexões entre eles.

O que determina a simplicidade ou a complexidade de uma estrutura é modo crítico como ela é descrita [Simon 1962]. Na área de simulação, a complexidade está associada ao nível de detalhamento dos modelos computacionais. Esse nível de detalhamento está mais relacionado com os componentes de um sistema que um modelo de simulação procura representar do que com, por exemplo, o número de variáveis utilizadas no modelo [Brooks e Tobias 1996]. Para [Zeigler *et al.* 2000], a complexidade de um modelo depende do número de componentes e de variáveis presentes no mesmo.

Nesse artigo, a perspectiva de complexidade adotada está relacionada ao número de componentes, conexões e linhas de código presentes nos modelos computacionais. Logo a complexidade dos modelos computacionais discretos e híbridos será analisada com o intuito de constatar até que ponto é interessante utilizar apenas a abordagem de Simulação a Eventos Discretos em modelos computacionais de caráter individual e autônomo.

3. Método de pesquisa

Para conduzir uma pesquisa de cunho quantitativo na área de engenharia de produção e gestão de operações, os seguintes métodos de pesquisa são os mais apropriados: Pesquisa de Avaliação (*Survey*), Modelagem e Simulação, Experimento, e Quase-experimento [Martins 2012]. Por conta da proposta em desenvolver modelos computacionais com diferentes níveis de complexidade, o método de pesquisa mais adequado para esse projeto é o método da Modelagem e Simulação.

Dentro do contexto da Pesquisa Operacional, o método de Modelagem e Simulação auxilia na construção de modelos que têm por finalidade representar e solucionar problemas de caráter complexo em sistemas reais. Esses modelos são de natureza quantitativa e procuram absorver as principais características presentes no sistema real [Bertrand e Fransoo 2002; Chwif e Medina 2015].

Representado pela Figura 3.1, o modelo simples e holístico proposto por [Mitroff *et al.* 1974] é composto por quatro elementos que orientam o pesquisador na criação de modelos quantitativos na área de Pesquisa Operacional. O modelo fundamenta-se nos elementos (1) Realidade, situação do problema, (2) Modelo Conceitual, (3) Modelo Científico e (4) Solução. As transições que conectam esses elementos baseiam-se nas atividades de conceitualização, modelagem, validação, construção do modelo de solução, feedback e implementação.

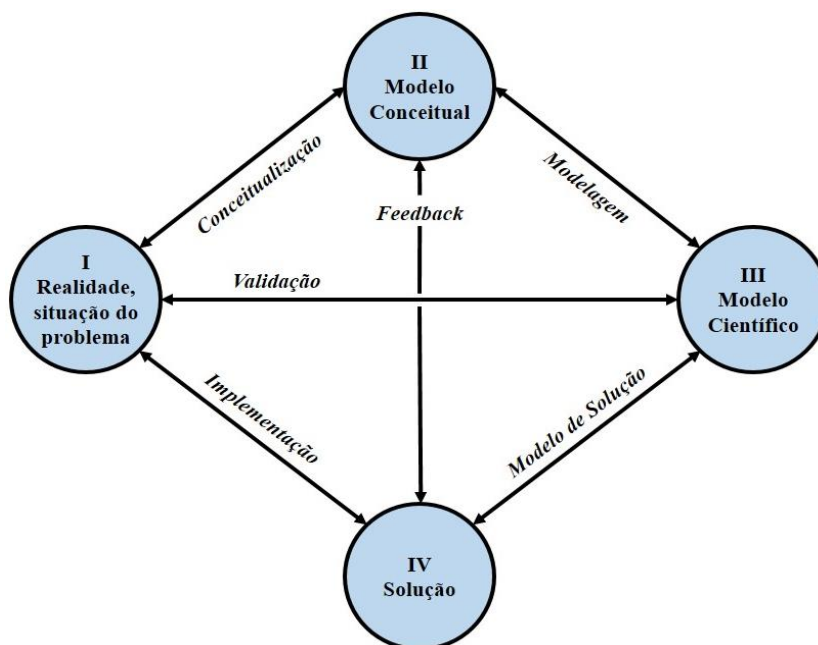


Figura 3.1 - A visão sistêmica da resolução de problemas
Fonte: Adaptado de [Mitroff *et al.* 1974]

Há dois tipos específicos de pesquisa baseada em modelos quantitativos na área de Modelagem e Simulação. O primeiro tipo recebe o nome de pesquisa axiomática quantitativa e o segundo tipo é denominado pesquisa empírica quantitativa. Esses dois tipos de pesquisa ainda são classificados em duas categorias: descritiva e normativa [Bertrand e Fransoo 2002; Morabito Neto e Pureza 2012]. Nesse projeto a pesquisa empírica descritiva será adotada, pois serão desenvolvidos modelos computacionais com a capacidade de descrever as relações causais que existem em um sistema de manufatura. Segundo [Bertrand e Fransoo 2002], a pesquisa empírica descritiva normalmente segue o ciclo de “conceitualização – modelagem – validação” de acordo com o modelo de [Mitroff *et al.* 1974].

Com bases nas quatro definições alternativas de [Macal 2016] para a Simulação Baseada em Agentes, oito modelos computacionais serão desenvolvidos com o objetivo de analisar o nível de complexidade entre os modelos. É importante ressaltar que esses modelos serão elaborados tendo como referência um sistema de manufatura. O processo de construção dos modelos e análise da complexidade dos mesmos está representado pela Figura 3.2.

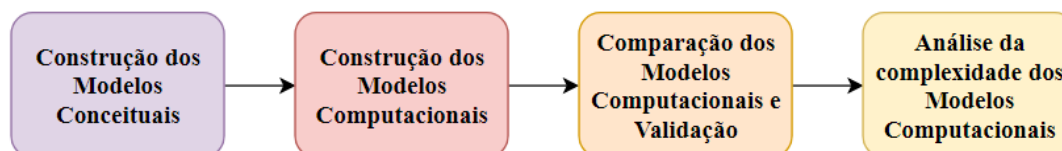


Figura 3.2 - Processo de construção e análise da complexidade dos modelos computacionais.
Fonte: Elaborado pelos próprios autores

4. Resultados

4.1 Construção dos modelos conceituais e computacionais

Para o desenvolvimento deste artigo que visa mensurar a complexidade entre modelos discretos e híbridos, foi construído um modelo conceitual de uma linha de manufatura. A Figura 4.1 mostra a linha de manufatura composta por três postos de trabalho e seus respectivos operadores. A técnica utilizada na construção do modelo conceitual foi o *Integrated Definition Methods - Simulation* (IDEF-SIM) [Leal 2008].

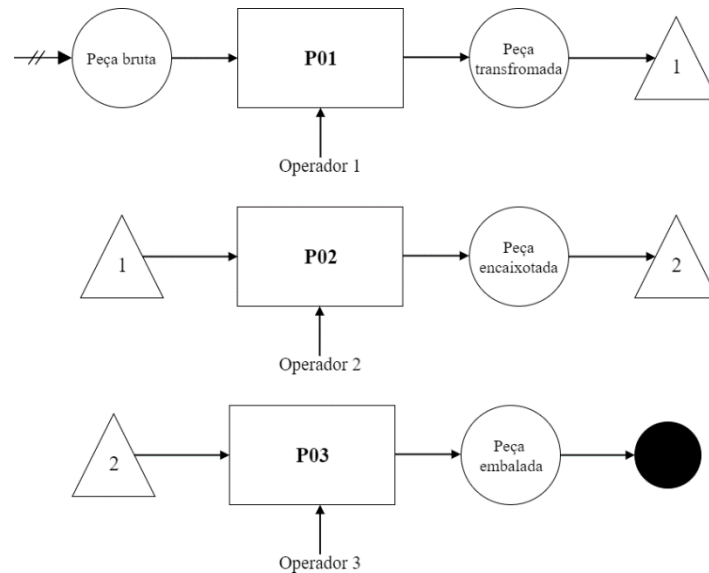


Figura 4.1 - Modelo Conceitual da linha de manufatura.

Fonte: Elaborado pelos próprios autores

Conforme as definições de [Macal 2016], serão construídos quatro modelos computacionais: Modelo Computacional Discreto Individual (MCDI), Modelo Computacional Híbrido Individual (MCHI), Modelo Computacional Discreto Autônomo (MCDA) e Modelo Computacional Híbrido Autônomo (MCHA). O modelo conceitual mostrado na Figura 4.1 serviu como base para a construção de todos os modelos computacionais. Portanto, não houve modificações quanto ao número de postos de trabalhos e de operadores.

Para construir os modelos computacionais híbridos, foi necessário o uso de diagramas de estado para representar o fator humano. O diagrama de estado complementa a representação conceitual dos modelos computacionais híbridos. A Figura 4.2 mostra o diagrama de estado para o MCHI e a Figura 4.3 o diagrama de estado para o MCHA.

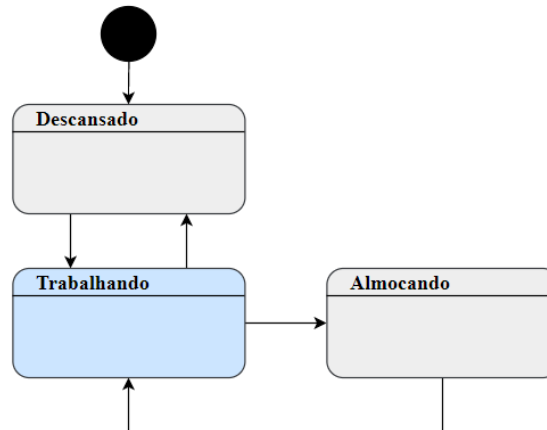


Figura 4.2 - Diagrama de estado do MCHI.

Fonte: Elaborado pelos próprios autores

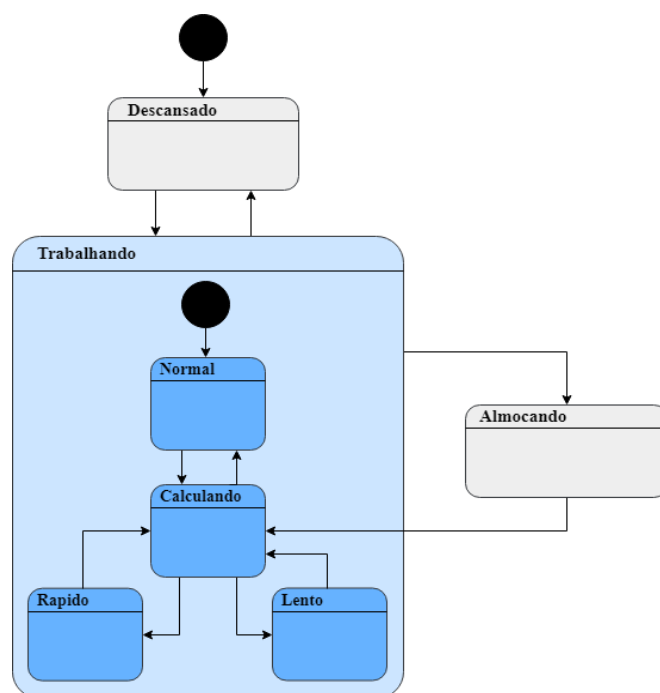


Figura 4.3 - Diagrama de estado do MCHA.

Fonte: Elaborado pelos próprios autores

O diagrama de estado do MCHA expressa a variação do ritmo de trabalho dos operadores conforme o Sistema Westinghouse para Avaliação do Ritmo [Barnes 1977]. Essa variação do ritmo de trabalho ocorre ao longo da jornada de trabalho em função da meta diária estabelecida. A meta diária estabelecida é de 360 peças embaladas.

Após a construção dos modelos conceituais, deu-se início a construção dos modelos computacionais utilizando o *software* AnyLogic®. A escolha desse *software* é justificada pelo fato de que esse é o único *software* que permite unir duas abordagens distintas de simulação. No caso deste trabalho, os modelos híbridos foram construídos por meio da união entre os conceitos de Simulação a Eventos Discretos e de Simulação Baseada em Agentes.

Em todos os modelos computacionais os operadores começam a trabalhar às 8 horas da manhã. Ao meio-dia todos os operadores vão almoçar. A duração do horário de almoço é de 1 hora. Às 13 horas os operadores retomam o trabalho. Às 17 horas eles saem da linha e só retornam no dia seguinte, às 8 horas. O período de simulação dos modelos computacionais é de 4 semanas.

Vale destacar as distribuições de probabilidade utilizadas nos postos de trabalho de todos os modelos computacionais. A Tabela 4.1 mostra os postos de trabalho e suas distribuições de probabilidade.

Tabela 4.1 - Postos de trabalho e suas distribuições de probabilidade

POSTO DE TRABALHO	DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE
P 01	Normal (61,33; 8,29)
P 02	Normal (70,14; 11,18)
P 03	Normal (50,97; 5,18)

Depois de construídos, os modelos computacionais passaram pelo processo de validação. A próxima seção aborda esse tópico com mais detalhes.

4.2 Comparação e validação dos modelos computacionais

Como o objetivo deste artigo consiste em mensurar a complexidade dos modelos discretos e híbridos de simulação, a validação desses modelos foi feita por meio do teste estatístico *2-sample t*. A variável de saída considerada nesse teste estatístico foi a quantidade total de peças embaladas após o período de 4 semanas. Assim, a quantidade total de peças embaladas do MCDI foi comparada com a quantidade total de peças embaladas do MCHI. Assim, a hipótese nula adotada para o teste *2-sample t* foi: A quantidade total média de peças embaladas do MCDI não é significativamente diferente da quantidade total média de peças embaladas do MCHI. O mesmo procedimento foi efetuado ao comparar os dados dos modelos computacionais MCDA e MCHA. Os resultados do teste estatístico *2-sample t* estão na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 - Resultados do teste estatístico *2-sample t*

MODELO DISCRETO	MODELO HÍBRIDO	P-VALUE
MCDI	MCHI	0,659
MCDA	MCHA	0,605

A partir dos dados da Tabela 4.2, conclui-se que não há evidências suficientes para determinar que as médias dos modelos computacionais são diferentes conforme o nível de significância adotado de 0,05 no teste estatístico. Portanto, a quantidade total média de peças embaladas do MCDI e do MCDA não é significativamente diferente da quantidade total média de peças embaladas do MCHI e do MCHA. Com base nesse resultado, os modelos computacionais podem ser comparados para analisar o nível de complexidade entre eles.

4.3. Análise da complexidade dos modelos computacionais

Na fase de análise da complexidade dos modelos computacionais, a quantidade de componentes, conexões e linhas de códigos de cada modelo foi mensurada. A Tabela 4.3 mostra os dados coletados de cada modelo.

Tabela 4.3 - Dados coletados de cada modelo

	MCDI	MCHI	MCDA	MCHA
Componentes	74	102	193	255
Conexões	48	96	157	360
Linhas de Código	16	31	195	223
TOTAL	138	229	545	828

Foram considerados todos os componentes que foram inseridos para a construção de cada modelo computacional, portanto considerou-se, por exemplo, o número de postos de trabalho, operadores, variáveis, funções, parâmetros, conectores, elementos gráficos e outros. O número de conexões entre os componentes de cada modelo foi mensurado. Nesse ponto, considerou-se a quantidade de conexões entre, por exemplo, uma variável e um posto de trabalho ou um parâmetro e um operador. Quanto a quantidade de linha de código, mensurou-se o número de linhas de programação que foram necessárias para manter as características dos modelos. Em outras palavras, essas características estão relacionadas com a definição de Simulação Baseada em Agentes Individual e de Simulação Baseada em Agentes Autônoma. Desse modo, os modelos híbridos e discretos foram construídos tendo como referência as duas primeiras definições de [Macal 2016].

Com base na Tabela 4.3, verifica-se que existe um aumento de componentes, conexões e linhas de código quando se insere autonomia aos operadores. Esse fato aplica-se tanto nos modelos discretos quanto nos modelos híbridos. Outro fato visível é que o número de componentes, conexões e linhas de código dos modelos híbridos é maior do que nos modelos discretos. A Tabela 4.4 mostra o nível de diferenças entre o MCDI e o MCHI, e entre o MCDA e o MCHA.

Tabela 4.4 - Porcentagem das diferenças entre os modelos

	MCDI x MCHI	MCDA x MCHA
Componentes	37,84	32,12
Conexões	100	129,30
Linhas de Código	93,75	14,36
TOTAL	65,94	53,76

Ao aumentar o nível de complexidade conforme às definições de [Macal 2016], a diferença entre o número de componentes do MCDA e do MCHA diminui. Por outro lado, a diferença entre a quantidade de conexões do MCDA e do MCHA aumenta. Esse fato é explicado pelo uso do diagrama de estado, pois ao comparar a quantidade de transições do MCHI com a do MCHA, a diferença é de 140%. Algo similar ocorre quando se compara o número de estados entre esses modelos híbridos, a diferença é de 133%. No caso das linhas de código, observa-se que, apesar do MCHA continuar tendo um maior número de linhas de código, houve uma significativa diminuição quanto a diferença entre o MCDA e o MCHA. Portanto, o efeito do aumento do nível de complexidade é maior sobre o número de linhas de código do MCDA do que do MCHA. Essa observação é reforçada pela diferença entre a quantidade de linhas de código usada no MCDI e no MCDA. Essa diferença é de 1.119%. A diferença entre a quantidade de linhas de código do MCHI e do MCHA é de 619%.

5. Conclusão

A mensuração da complexidade de modelos computacionais ainda é tópico discutível na área de simulação. Essa discussão permanece, pois ainda não há um consenso entre os acadêmicos quanto a definição do termo complexidade. Apesar dessas discussões no campo conceitual do termo, a perspectiva de complexidade adotada nesse artigo está relacionada com a comparação da quantidade de componentes, conexões e linhas de código entre os modelos computacionais. Conclui-se, portanto, que a percepção de complexidade emerge por meio da comparação.

Ao elevar o nível de complexidade dos modelos discretos e híbridos, ou seja, ao modificar os modelos discretos e híbridos que possuem recursos e agentes com características individuais e com comportamento roteirizado para modelos discretos e híbridos que possuem recursos e agentes operadores com características autônomas e com comportamento dinâmico, percebeu-se um elevado aumento na quantidade de componentes, conexões e linhas de código dos modelos computacionais.

A análise comparativa da complexidade dos modelos computacionais mostrou que a diferença entre o número de conexões do MCDA e do MCHA é maior do que a diferença entre o número de conexões do MCDI e do MCHI, porém a diferença entre a quantidade de componentes e de linhas de código do MCDA e do MCHA são menores do que a diferença entre a quantidade de componentes e de linhas de código do MCDI e do MCHI. Conclui-se que ao aumentar a complexidade dos modelos computacionais, a diferença entre o modelo discreto e híbrido diminui. Nesse ponto, vale destacar a acentuada diminuição na diferença entre a quantidade de linhas de código entre os modelos.

Por fim, para trabalhos futuros sugere-se a construção de modelos computacionais que contemplem as duas últimas definições de [Macal 2016] para verificar se a tendência de aumento

da quantidade de linhas de código dos modelos discreto permanece e se a diferença entre os modelos discretos e híbridos diminui. Ademais, pode-se aplicar o conceito de complexidade adotado nesse artigos em modelos computacionais que simulação processos de organizações que atuam na área de serviços.

Agradecimentos

Os autores desse artigo gostariam de expressar gratidão à UNIFEI, CAPES, CNPq e FAPEMIG pelo apoio concedido ao desenvolvimento dessa pesquisa.

Referências

- Baines, T. S. e Kay, J. M. (2002). Human performance modelling as an aid in the process of manufacturing system design: a pilot study. *International Journal of Production Research*, v.40, n.10, pp.2321-2334.
- Baines, T., Mason, S., Siebers, P. O. e Ladbroke, J. (2004). Humans: the missing link in manufacturing simulation? *Simulation Modelling Practice and Theory*, v.12, pp.515-526.
- Barnes, R. M. (1977). Estudos de movimentos e de tempos: projetos e medidas do trabalho. 6. ed. São Paulo: Edgard Blücher.
- Bertrand, J. W. e Fransoo, J. C. (2002). Modelling and Simulation: operations management research methodologies using quantitative modeling. *International Journal of Operations & Production Management*, v.22, n.2, pp.241-264.
- Bertuglia, C. S. e Vaio, F. (2005). Nonlinearity, Chaos, and Complexity: The Dynamics of Natural and Social Systems. 1. ed. New York: Oxford University Press.
- Brailsford, S. C., Harper, P. R. e Sykes, J. (2012) Incorporating human behaviour in simulation models of screening for breast cancer. *European Journal of Operational Research*, v.219, pp.491-507.
- Brailsford, S. C. (2014). Modeling human behavior - an (id)entity crisis? In: *Winter Simulation Conference, Proceedings...* Savannah, GA, USA.
- Brooks, R. J. e Tobias, A. M. (1996). Choosing the Best Model: Level of Detail, Complexity, and Model Performance. *Mathematical and Computer Modelling*, v.24, n.4, pp.1-14.
- Chwif, L. e Medina, A. C. (2015) Modelagem e Simulação de eventos discretos: teoria & aplicações. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier.
- Cicirelli, F., Furfaro, A. e Nigro, L. (2011). Modelling and simulation of complex manufacturing systems using statechart-based actors. *Simulation Modelling Practice and Theory*, v.19, pp.685-703.
- Cooper, K., Davies, R., Raftery, J. e Roderick, P. (2008). Use of a coronary heart disease simulation model to evaluate the costs and effectiveness of drugs for the prevention of heart disease. *Journal of the Operational Research Society*, v.59, pp.1173-1181.
- Digiesi, S., Kock, A. A. A., Mummolo, G. e Rooda, J. E. (2009). The effect of dynamic worker behavior on flow line performance. *International Journal of Production Economics*, v.120, pp.368-377.
- Dubiel, B. e Tsimhoni, O. (2005). Integrating agent based modelling into a discrete event simulation. In: *Winter Simulation Conference, Proceedings...* Orlando, FL, USA.
- Elmaraghy, W., Elmaraghy, H., Tomiyama e T. Monostori, L. (2012). Complexity in engineering design and manufacturing. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, v.61, pp.793-814.
- Ingalls, R. G. (2008). Introduction to simulation. In: *Winter Simulation Conference, Proceedings...* Miami, FL, USA.

- Law, A. M. (2007). *Simulation Modeling & Analysis*. 4. ed. NewYork: McGraw-Hill.
- Leal, F. (2008). Análise do efeito interativo de falhas em processos de manufatura através de projeto de experimentos simulados. 2008. 237 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá.
- Negahban, A. e Smith, J. S. (2014). Simulation for manufacturing system design and operation: literature review and analysis. *Journal of Manufacturing Systems*, v.33, pp.241-261.
- Macal, C. M. (2016). Everything you need to know about agent-based modelling and simulation. *Journal of Simulation*, v.10, n.02, pp.144-156.
- Martins, R. A. (2012). Abordagens Quantitativa e Qualitativa. In: MIGUEL, P. A. C. (Org). *Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações*. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, Cap.3, pp.47-63.
- Mitroff, I. I., Betz, F., Pondy, L. R. e Sagasti, F. (1974). On managing science in the systems age: two schemas for the study of science as a whole systems phenomenon. *Interfaces*, v.4, n.3, pp.46-58.
- Morabito Neto, R. e Pureza, V. (2012). Abordagens Quantitativa e Qualitativa. In: MIGUEL, P. A. C. (Org). *Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações*. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, Cap.8, pp.169-198.
- Mortazavi, A., Khamseh, A. A. e Azimi, P. (2015). Designing of an intelligent self-adaptive model for supply chain ordering management system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v.37, pp.207-220.
- Popovics, G. e Monostori, L. (2016). An approach to determine simulation model complexity. *Procedia CIRP*, v.52, pp.257-261.
- Simon, H. A. (1962). The Architecture of Complexity. *Proceedings of the American Philosophical Society*, v.106, n.6, pp.467-482.
- Schönemann, M., Herrmann, C., Greschke, P. e Thiede, S. (2015). Simulation of matrix-structure manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*, v.37, pp.104-112.
- Shannon, R. E. (1975). *Systems Simulation: the art and science*. Englewood Cliffs: Prentice-Hall.
- Siebers, P. O., Macal, C. M., Garnett, J., Buxton, D. e Pidd, M. (2010). Discrete-event simulation is dead, long live agent-based simulation! *Journal of Simulation*, v.4, n.3, pp.204-210.
- Zeigler B. P., Praehofer, H. e Kim, T. G. (2000). *Theory of Modeling and Simulation: Integrating Discrete Event and Continuous Complex Dynamic Systems*. 2. ed. San Diego: Academic Press.