UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Danillo Lopes Nunes

ANÁLISE DAS CONTRIBUIÇÕES DA SIMULAÇÃO BASEADA EM AGENTES EM UM PROJETO DE SIMULAÇÃO DE UM PROCESSO PRODUTIVO

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

Área: Engenharia de Produção

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Ferreira de Pinho

Agosto de 2015

Itajubá – MG

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Danillo Lopes Nunes

ANÁLISE DAS CONTRIBUIÇÕES DA SIMULAÇÃO BASEADA EM AGENTES EM UM PROJETO DE SIMULAÇÃO DE UM PROCESSO PRODUTIVO

Dissertação aprovada por banca examinadora em 22 de junho de 2015, conferindo ao autor o título de **Mestre** em Ciências em Engenharia de Produção.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. João José de Assis Rangel (UCAM-Campos)

Prof. Dr. José Arnaldo Barra Montevechi (UNIFEI)

Prof. Dr. Renato da Silva Lima (UNIFEI)

Prof. Dr. Alexandre Ferreira de Pinho (Orientador)

Agosto de 2015

Itajubá – MG

DEDICATÓRIA

A Deus, a Santa Igreja Católica, em especial aos meus pais Heleno e Gislene, à vó Gladys, meus irmãos Breno, Iago e Raissa e minha namorada Dani.

AGRADECIMENTOS

Agradeço antes de tudo à Deus que me criou, me deu a vida, a sabedoria e a oportunidade de fazer esse Mestrado. Ao Nosso Senhor Jesus Cristo, Caminho, Verdade e Vida, que a partir do encontro com Ele direcionei todo meu ser, ordenei meus princípios e fez brotar em mim o desejo pela Santidade.

Aos meus pais Heleno e Gislene, que desde cedo me ensinaram o que é correto, me motivaram a crescer e construir minha própria história. Me apoiaram nas decisões e me suportaram nas dificuldades.

À vó Gladys que é meu exemplo de vida e parte responsável pela pessoa que sou hoje.

Aos meus irmãos, Breno, Iago e Raissa que apesar da distância física sempre se fizeram presentes, me motivando a não desistir.

À minha namorada Dani, pelo carinho e amor, por toda a força e incentivo que me deu nos momentos mais sombrios desta etapa, pelos conselhos e cobranças que fizeram com que este trabalho fosse concluído com êxito e louvor. Obrigado por cada dia ao meu lado.

Ao meu orientador Alexandre Pinho pela amizade e confiança, auxílio e empenho ao longo desse tempo. Agradeço, pois, desde o início do mestrado contribuiu com os direcionamentos e suportes dessa pesquisa.

Ao professor José Henrique pela disponibilidade em ajudar e os amigos David e Flávio que acrescentaram muito à esta pesquisa, e já na reta final contribuíram também para que tudo acontecesse da forma mais justa.

De forma especial à Pastoral Universitária Católica de Itajubá, que me permitiu fazer grandes e sinceras amizades, me fez ser uma pessoa nova, onde muito cresci e amadureci a cada reunião, adoração, REPIC. E ainda por me permitir levar Deus até outras pessoas.

Aos amigos da Irmandade de São Gonçalo que desde muito tempo estamos juntos e à galera da República Pimenta Doida, que me acolheu desde que me mudei pra Itajubá.

À Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI. À CAPES, CNPq e à FAPEMIG pelo apoio e incentivo à pesquisa.

Agradeço de todo o coração a cada um! Deus lhes pague.

EPÍGRAFE

"Pois que aproveitará ao homem ganhar o mundo inteiro, se vier a perder a sua vida?"

RESUMO

A Simulação a Eventos Discretos (SED) tem sido amplamente utilizada na representação de um sistema produtivo em um ambiente virtual. Entretanto, alguns autores trazem a ideia que os resultados da simulação são superestimados e esta lacuna entre real e simulado se deve ao fato da SED não representar corretamente o fator humano, bem como os fatores que afetam a sua produtividade. A Simulação Baseada em Agentes (SBA) permite que os agentes modelados, como por exemplo, o fator humano, tenha a habilidade de detectar particularidades do ambiente, interagir com outros agentes, e escolher seu próprio curso de ação, como seres inteligentes, autônomos e proativos, características fortemente relacionadas ao comportamento humano. Portanto, pretende-se através deste projeto avaliar as contribuições da SBA para projetos de simulação e dessa forma, através do software AnyLogic®, combinou-se em um modelo a SBA com a SED representando os operadores como agentes, aplicando uma característica que afeta sua produtividade, o ritmo circadiano. Construiu-se ainda um modelo de SED da linha de produção em estudo, produção de placas de circuito impresso, e comparou-se a produção semanal de ambos os modelos com a saída real do processo. Por fim, foram realizados testes de forma a verificar qual dos modelos apresenta maior aproximação com a realidade do processo analisado, e como resultado obteve-se uma maior aproximação com as saídas reais o modelo desenvolvido com a SBA, gerando assim as conclusões desta pesquisa.

Palavras-chave: Simulação Baseada em Agentes; Simulação a Eventos Discretos; Fator Humano; Ritmo Circadiano.

ABSTRACT

Discrete Event Simulation (DES) has been widely used in the representation of a production system in a virtual environment. However, some authors bring the idea that the simulation results are overestimated and the gap between real and simulated is because DES does not correctly represent the human factor and the factors affecting their productivity. Agent-Based Simulation (ABS) allows the modeled agents, for example, the human factor, has the ability to detect environmental characteristics, interact with other agents, and choose their own course of action, as intelligent, autonomous beings and proactive, closely related features to human behavior. Therefore, it is intended through this project to evaluate the contributions of the ABS for simulation projects and thus, through AnyLogic® software, combined in a model the ABS with the DES representing operators as agents by applying a feature that affects your productivity, the circadian rhythm. It is still a DES constructed model of the same production line, and compared to the weekly production of both models with the actual output of the process. Finally, tests were performed in order to verify which model is more closer to the reality of the reporting process, and as a result was obtained closer to the actual outputs the model developed with the ABS, thereby generating the findings of this research.

Keywords: Agent-Based Simulation; Discrete Event Simulation; Human Factor; Circadian Rhythm.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Gráficos de Publicações que consideram os termos Simulação a Ever	ntos
Discretos e Simulação Baseada em Agentes em um mesmo artigo	17
Figura 1.2 - Gráficos de Publicações que consideram os termos Simulação a Ever	ntos
Discretos, Simulação Baseada em Agentes e o fator humano em um mesmo artigo	18
Figura 2.1 - Folga entre o resultado da simulação e o resultado do sistema real	31
Figura 2.2 - Um típico agente	39
Figura 2.3 - Variedades de modelos suportadas pelo AnyLogic®	41
Figura 3.1 - Variação no tempo de ciclo em uma estação de trabalho manual	46
Figura 3.2 - Modelagem do desempenho humano como um auxílio no projeto dos siste	mas
de manufatura	47
Figura 3.3 - Teoria da Personalidade Dinâmica	52
Figura 3.4 - Modelo de desempenho humano relacionado ao ritmo circadiano	59
Figura 4.1 - Estrutura de pesquisa em simulação	63
Figura 4.2 - Fases de um projeto de simulação	65
Figura 5.1 - Modelo conceitual do processo em estudo representado por IDEF-SIM	74
Figura 5.2 - Representação computacional do Source no AnyLogic®	78
Figura 5.3 - Representação computacional do <i>Resource</i> no AnyLogic®	79
Figura 5.4 - Representação computacional do <i>Service</i> no AnyLogic®	79
Figura 5.5 - Representação computacional do <i>Queue</i> no AnyLogic®	80
Figura 5.6 - Representação computacional do <i>Delay</i> no AnyLogic®	80
Figura 5.7 - Representação computacional do Sink no AnyLogic®	81
Figura 5.8 - Representação computacional da <i>Variable</i> no AnyLogic®	81
Figura 5.9 - Representação computacional do <i>Parameter</i> no AnyLogic®	82
Figura 5.10 - Representação computacional do <i>Schedule</i> no AnyLogic®	82
Figura 5.11 - Representação computacional do <i>Event</i> no AnyLogic®	82
Figura 5.12 - Representação computacional do Agent no AnyLogic®	83
Figura 5.13 - Modelo Computacional para SED no AnyLogic®	87
Figura 5.14 - Modelo Computacional com a integração da SBA com a SED	no
AnyLogic®	89
Figura 5.15 - Resultado do Teste de Normalidade para a simulação no Modelo 01	91

Figura 5.16 - Resultado do Teste de Normalidade para a simulação no Modelo 0291
Figura 5.17 - Gráfico Individual $Plot$ analisando a média do total produzido pelo Modelo 01
com a média da produção Real93
Figura 5.18 - Gráfico <i>Boxplot</i> com a comparação da média do total produzido pelo Modelo
01 com a média da produção Real93
Figura 5.19 - Gráfico Individual <i>Plot</i> analisando a média do total produzido pelo Modelo 02
com a média da produção Real94
Figura 5.20 - Gráfico Boxplot com a comparação da média do total produzido pelo Modelo
02 com a média da produção Real94
Figura 5.21 - Comparação entre os totais produzidos pelos Modelos 01, 02 e os dados
Reais
Figura 5.22 - Gráfico Individual <i>Plot</i> comparando as médias do total produzido dos Modelos
01 e 0299
Figura 5.23 - Gráfico Boxplot com a comparação das médias do total produzido dos Modelos
01 e 0299
Figura 5.24 - Comparação entre os totais produzidos pelo Modelo 01 e os dados Reais100
Figura 5.25 - Comparação entre os totais produzidos pelo Modelo 02 e os dados Reais100
Figura 5.26 - Gráfico Individual Plot analisando as médias do erro percentual do Modelo 01
e do Modelo 02103
Figura 5.27 - Gráfico Boxplot com a comparação das médias do erro percentual do Modelo
01 e do Modelo 02

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Comparação entre a SED e a SBA
Tabela 3.1 - Tabela teórica da modelagem do desempenho humano cronoanálise54
Tabela 5.1 - Simbologia utilizada na técnica IDEF-SIM
Tabela 5.2 - Distribuição obtida para os tempos de processamento coletados através da
cronoanálise
Tabela 5.3 - Relação de operadores por posto de trabalho
Tabela 5.4 - Resultados gerados pelo AnyLogic® no Modelo 01 (SED)96
Tabela 5.5 - Resultados gerados pelo AnyLogic® no Modelo 02 (SBA + SED)97
Tabela 5.6 - Variação da produção real e simulada e erro percentual para o Modelo 01101
Tabela 5.7 - Variação da produção real e simulada e erro percentual para o Modelo 02102

LISTA DE ABREVIATURAS

FIFO – First In. First Out

IDEF-SIM – Integrated Definition Methods - Simulation

LIFO - Last In. First Out

SED – Simulação a Eventos Discretos

SBA – Simulação Baseada em Agentes

TQM – Total Quality Management

SUMÁRIO

1. INTRODUÇAO	14
1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO	14
1.2. JUSTIFICATIVAS	15
1.3. QUESTÕES DE PESQUISA	18
1.4. OBJETIVOS	19
1.5. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	19
2. SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL	21
2.1. RETROSPECTIVA HISTÓRICA DA SIMULAÇÃO	21
2.2. SIMULAÇÃO A EVENTOS DISCRETOS	22
2.2.1. SISTEMA	24
2.2.2. MODELO	25
2.2.3. VARIÁVEIS	25
2.2.4. ELEMENTOS	26
2.2.5. VANTAGENS E DESVANTAGENS DA SED	27
2.2.6. LACUNAS DA SED	30
2.3. SIMULAÇÃO BASEADA EM AGENTES	32
2.3.1. AGENTES	37
2.3.2. SOFTWARES PARA SIMULAÇÃO BASEADA EM AGENTES	40
2.3.3. COMPARAÇÃO ENTRE A SBA E A SED	41
3. FATOR HUMANO	44
3.1. O FATOR HUMANO NOS MODELOS DE SIMULAÇÃO	44
3.2. A MODELAGEM DO FATOR HUMANO	46
3.3. RECONHECIMENTO DAS CARACTERISTICAS INTRÍNSECAS AO FA	
3.4. MODELO DE DESEMPENHO HUMANO	
3.5. TEORIA DO DESEMPENHO RELACIONADA AO RITMO CIRCADIAN	
4. MÉTODO DE PESQUISA – MODELAGEM E SIMULAÇÃO	
4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	
4.2 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA	
4.3 METODOLOGIA DE PESQUISA QUANTITATIVA	
4.4 ETAPAS DA PESQUISA DE MODELAGEM E SIMULAÇÃO	
4.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	
5. APLICAÇÃO DO MÉTODO	

5.1. INTRODUÇÃO	68
5.2. CONCEPÇÃO	
5.2.1. OBJETIVO E DEFINIÇÃO DO SISTEMA	68
5.2.2. CONSTRUÇÃO DO MODELO CONCEITUAL	69
5.2.3. VALIDAÇÃO DO MODELO CONCEITUAL	75
5.2.4. DOCUMENTAÇÃO DO MODELO CONCEITUAL	75
5.2.5. MODELAGEM DOS DADOS DE ENTRADA	75
5.3. IMPLEMENTAÇÃO	77
5.3.1. CONSTRUÇÃO DO MODELO COMPUTACIONAL	77
5.3.2. VERIFICAÇÃO DOS MODELO COMPUTACIONAIS	90
5.3.3. VALIDAÇÃO DO MODELO COMPUTACIONAL	90
5.4. ANÁLISE	95
5.4.1. DEFINIÇÃO DO PROJETO EXPERIMENTAL	95
5.4.2. EXECUÇÃO DOS EXPERIMENTOS	95
5.4.3. ANÁLISE ESTATÍSTICA	97
5.5. CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO	104
6. CONCLUSÕES	105
6.1. SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS	107
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	109
ARTIGOS GERADOS A PARTIR DESTA PESQUISA	117

1. INTRODUÇÃO

1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO

A simulação computacional a eventos discretos torna possível a representação de um sistema em um ambiente virtual controlado onde o comportamento deste sistema pode ser estudado sob determinadas condições, tornando-se assim uma importante ferramenta de auxílio à tomada de decisões para gestores e pesquisadores. Entretanto, uma lacuna nos modelos de simulação é a necessidade de representação do fator humano, uma vez que a autonomia e heterogeneidade inerente ao homem são características difíceis de serem consideradas pela Simulação a Eventos Discretos (SIEBERS, 2004).

A Simulação Baseada em Agentes, por sua vez, permite que os agentes modelados, como por exemplo, o elemento humano, tenha a habilidade de detectar particularidades do ambiente, interagir com outros agentes, e escolher seu próprio curso de ação e tomadas de decisão. Segundo Dubiel e Tsimhoni (2005), uma das limitações da Simulação a Eventos Discretos (SED) que afeta a modelagem do fator humano seria o processamento que é feito em pontos de decisão definidos pelo usuário, não sendo de autonomia dos agentes em movimento. Logo, isso limita a função humana e pode influenciar na interação entre elas próprias e entre os objetos presentes no ambiente de simulação.

Pretende-se, através desta pesquisa, modelar a influência do fator humano em um processo produtivo, onde haja a predominância de mão de obra intensiva e, assim, analisar os impactos do elemento humano nessas atividades.

Para este fim, irá se utilizar de técnicas de modelagem de processos e da integração das técnicas de Simulação Baseada em Agentes (SBA) e da Simulação a Eventos Discretos para modelar o processo escolhido. Tendo sido modelado este processo, através integração das técnicas de simulação citadas, torna-se plausível realizar uma comparação destes modelos a fim de verificar qual a real contribuição da Simulação Baseada em Agentes para a simulação computacional no que se diz respeito à modelagem do fator humano do processo selecionado.

1.2. JUSTIFICATIVAS

Conforme Chwif e Medina (2006), um modelo de simulação procura repetir em um computador o mesmo comportamento que o sistema apresentaria quando submetido às mesmas condições de contorno. De acordo com Montevechi *et al.* (2007) a simulação é a importação da realidade para um ambiente controlado, onde seu comportamento pode ser estudado sob diversas condições, sem riscos físicos e/ou altos custos envolvidos. A simulação computacional é apontada como uma das técnicas de pesquisa mais utilizadas devido principalmente à sua versatilidade, flexibilidade e poder de análise (RYAN e HEAVEY, 2006).

Entretanto, de acordo com Dubiel e Tsimhoni (2005), existem certas situações que são difíceis de modelar utilizando a Simulação a Eventos Discretos. Segundo os mesmos autores, o modelador deve fazer suposições muito precisas sobre as decisões do elemento humano, a fim de adequar o seu comportamento no formato de modelagem da Simulação a Eventos Discretos. As decisões em tempo real de entidades individuais seriam muito difíceis de modelar utilizando este tipo de simulação.

Além disso, para Baines *et al.* (2004), a simulação nem sempre consegue captar com fidelidade sistemas que possuam muitas atividades manuais, apresentando resultados pouco confiáveis quando comparado aos resultados reais. Bernhardt e Schilling (1997) acreditam que esta diferença entre o desempenho predito e real se deve principalmente ao fato de modelos de simulação não incorporarem relacionamentos chaves do comportamento humano, como o desempenho dos trabalhadores e os fatores que impactam neste desempenho.

Adicionalmente, a grande maioria dos softwares de simulação representa em grande número de detalhes o comportamento de máquinas, mas considera os trabalhadores como simples recursos, considerando valores de desempenho determinísticos para suas atividades, resultantes de estudos de tempos e métodos (SIEBERS, 2006).

Em acréscimo, para Baines *et al.* (2005), os projetistas dos sistemas de manufatura têm um conhecimento escasso sobre os fatores que influenciam o desempenho dos trabalhadores, prejudicando assim os resultados de seus projetos. Para estes autores, é preciso representar as pessoas de forma realista, considerando seu comportamento e desempenho, a fim de melhorar a exatidão da simulação.

Somado a isso, para Macal e North (2005) a Simulação Baseada em Agentes (SBA) pode ser considerada um novo paradigma de modelagem para a próxima geração de projetos de sistemas de manufatura, pois permite inserir elevado grau de individualização, autonomia e iteratividade aos agentes considerados no sistema modelado. Segundo Sakurada e Miyake (2009) os modelos baseados nestes agentes permitem que as entidades tenham a habilidade de detectar particularidades do ambiente, interagir com outros agentes, e escolher um curso de ação.

Pode-se considerar também Dubiel e Tsimhoni (2005), que afirmam que através da combinação da Simulação a Eventos Discretos e da Simulação Baseada em Agentes, foi possível modelar aspectos do sistema que não poderiam ser simuladas por qualquer um destes métodos de simulação separadamente. Em seu trabalho, os autores utilizaram-se da integração destas duas técnicas para modelar o padrão de decisão e movimento de indivíduos ao navegar no mundo da simulação, sem um caminho definido ou pontos de decisão.

Diversos outros autores têm considerado em suas pesquisas e projetos o uso combinado destas duas técnicas de simulação. Foi realizada uma pesquisa no site da Web of Knowledge onde foi possível verificar uma grande quantidade de artigos quando se trata de Simulação a Eventos Discretos (5047 artigos) e também de Simulação Baseada em Agentes (1905 artigos), separadamente, nos últimos 15 anos. Entretanto, quando se procura por estas duas técnicas de simulação em um mesmo artigo este número se reduz consideravelmente (49 artigos), considerando publicações no período de 1999 a 2015. Pode-se analisar através dos gráficos na Figura 1.1 que o número de artigos que tratam da combinação destas duas técnicas de simulação, o SED e o SBA, está crescendo com o passar dos anos, mas ainda há muito que se explorar desta combinação, uma vez que este é um novo braço da simulação computacional que vem se desenvolvendo.

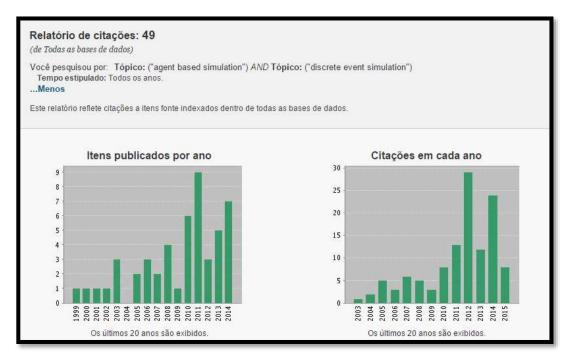


Figura 1.1 - Gráficos de Publicações que consideram os termos Simulação a Eventos Discretos e Simulação Baseada em Agentes em um mesmo artigo

Levando-se em conta o foco onde esta pesquisa foi desenvolvida, neste caso a consideração do fator humano nos processos produtivos, uma segunda pesquisa foi realizada no site *Web of Knowledge*, desta vez a fim de verificar a quantidade de artigos que consideram a integração de três termos principais, Simulação a Eventos Discretos, a Simulação Baseada em Agentes e ainda o fator humano. Desta nova pesquisa, gerou-se o gráfico da Figura 1.2, onde é possível perceber que o número de artigos que tratam da combinação destes termos ainda é bem escasso (8 artigos), e tem se tornando um pouco mais relevante a cada ano, o que motiva o desenvolvimento deste projeto de pesquisa, que visa analisar o impacto do fator humano em meio a um processo produtivo que utiliza mão de obra intensiva, através da integração das técnicas de Simulação Baseada em Agentes com a Simulação a Eventos Discretos.

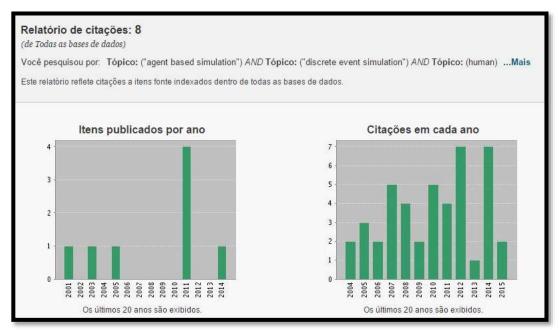


Figura 1.2 - Gráficos de Publicações que consideram os termos Simulação a Eventos Discretos, Simulação Baseada em Agentes e o fator humano em um mesmo artigo

Dessa forma, pretende-se contribuir com o meio acadêmico de forma a se diminuir a lacuna existente dentro da simulação computacional no que se refere à consideração do fator humano nos modelos simulados. Tal contribuição é o início para o desenvolvimento e aplicação desta nova técnica de simulação de forma a se considerar com mais cuidado e atenção os operadores em um processo produtivo.

1.3. QUESTÕES DE PESQUISA

Algumas questões foram levantadas no início da confecção deste projeto de pesquisa de forma a nortear seu desenvolvimento e com o intuito de que este trabalho pudesse responde-las. Estas questões são:

- É possível obter uma verdadeira contribuição em projetos de simulação com a utilização da Simulação Baseada em Agentes?
- Como os operadores (agentes autônomos) podem afetar o processo produtivo, positiva ou negativamente?
- A Simulação Baseada em Agentes se aproxima mais da realidade do processo produtivo do que a Simulação a Eventos Discretos?

1.4. OBJETIVOS

De forma a se ter uma melhor compreensão do que propõe esta pesquisa, foram definidos seus objetivos, sendo estes delimitados em objetivo geral e objetivos específicos.

Tem-se como objetivo geral da pesquisa analisar de que forma a Simulação Baseada em Agentes (SBA) pode contribuir em projetos de simulação.

Os objetivos específicos desta pesquisa são listados a seguir:

- Desenvolver um modelo computacional, através da Simulação Baseada em Agentes combinada a Simulação a Eventos Discretos, do processo produtivo escolhido;
- Explicitar as vantagens e desvantagens da Simulação Baseada em Agentes em projetos de simulação computacional.

1.5. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta pesquisa foi desenvolvida e estruturada contendo oito capítulos. O primeiro capítulo, do qual este subitem faz parte e o finaliza, apresenta uma contextualização onde se insere o presente trabalho, juntamente com as justificativas para a realização dessa pesquisa e sua relevância. Em seguida são apresentadas a questões de pesquisa que motivaram esta dissertação juntamente com os objetivos a serem trabalhados.

Os Capítulos 2 e 3 trazem a fundamentação teórica que dá bases a esta pesquisa. No capítulo 2, apresentou-se uma sintetização do que há de mais novo e pontual na literatura no que tange a Simulação a Eventos Discretos e Simulação Baseada em Agentes. O Capítulo 3 apresenta o referencial teórico no que diz respeito ao fator humano. Para que isso fosse possível, foi realizada uma ampla revisão da literatura, consultando principalmente, periódicos nacionais e internacionais, artigos publicados em congressos, livros, dissertações e teses.

No Capítulo 4, é apresentado o método de pesquisa Modelagem e Simulação, método este que conduziu a elaboração desse trabalho. Ao longo do capítulo, são apresentados os principais conceitos relacionados a este método de pesquisa, as etapas que envolvem a elaboração de um projeto de modelagem e simulação e a classificação deste trabalho segundo Bertrand e Fransoo (2002), além de referências mais atuais que propiciaram os passos das etapas da Simulação.

O Capítulo 5 traz a aplicação do método proposto, dividido entre a concepção, implementação e análise, detalhando as etapas desenvolvidas em cada um desses componentes do método da Modelagem e Simulação.

O Capítulo 6 encerra o trabalho, apresentando as principais conclusões alcançadas nesta pesquisa e propõe sugestões para trabalhos futuros relacionados às áreas da pesquisa.

Por fim traz-se as Referências Bibliográficas utilizadas na pesquisa, e os artigos gerados a partir dessa pesquisa.

2. SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL

2.1. RETROSPECTIVA HISTÓRICA DA SIMULAÇÃO

Goldsman, Nance e Wilson (2009) falam sobre a história da simulação segundo algumas perspectivas, por exemplo, os tipos de simulação existente, as formas de utilização da mesma, as linguagens de programação utilizadas, ambientes de simulação, as comunidades de interesse e até mesmo os domínios de aplicativo (MIRANDA, 2012).

Na década de 1940, com o contexto do mundo em guerra, a corrida pelo desenvolvimento, incentivou o avanço da tecnologia, junto à necessidade de modelagem e simulação, atrelada a criação da computação. A partir daí, foram fundados nos Estados Unidos, aliados as universidades, centros de pesquisas militares para o fim do desenvolvimento tão almejado (AKERA, 2002). A medida que acontecia o avanço da computação, a simulação avançava da mesma forma, e assim seguiram interligadas, despertando então o interesse e investimento de diversos pesquisadores (JENKINS e RICE, 2009).

Durante a década de 50, os primeiros modelos de simulação eram desenvolvidos em linguagens de programação de proposta geral, como o FORTRAN, (PIDD, 2004). Para Kelton, Sadowski e Sturrock (2007), a simulação ainda se apresentava como uma ferramenta muito cara e especializada nesta época, e tinha sua utilização limitada a grandes corporações, uma vez que um grande aporte de capital era necessário para se ter esta tecnologia. Ainda em seu início, a simulação era bastante limitada, especialmente em sistemas que apresentavam uma complexidade elevada, tornando muitas vezes inviável seu uso como ferramenta, tanta para modelagem quanto para execução (GAVIRA, 2003).

Entrando nos anos 60, surgiram as primeiras linguagens de simulação, com rotinas específicas e símbolos de diagramas de fluxo que facilitavam a construção de modelos de Simulação a Eventos Discretos (PIDD, 2004).

A partir dos anos de 1970, houve uma diminuição no preço dos computadores e também uma melhora no desempenho destes, apresentando rapidez nos sistemas operacionais, o que contribuiu diretamente para que a simulação desse um passo maior em direção à simulação tal como conhecemos hoje. A simulação passou a ser notada por um número maior de indústrias, apesar do grande interesse das empresas de pequeno porte em

utilizar a simulação no início de seus projetos, ainda eram de grande porte a maioria das empresas que a utilizavam. Nesta época também, a simulação passou a integrar os cursos de Pesquisa Operacional e Engenharia de Produção (KELTON, SADOWSKI e STURROCK, 2007).

Na década de 1980, os softwares de simulação que foram sendo criados já começaram a trazer interfaces gráficas e outras ferramentas de animação para o usuário (BANKS *et al.*, 2005). A simulação de fato ganhou força no início da década de 1990, quando aconteceu a adesão em massa das pequenas empresas, utilizando a simulação em seus projetos (KELTON, SADOWSKI e STURROCK, 2007).

Segundo Law e Kelton (2000) é notório que a simulação não era uma prioridade no passado. Contudo, a medida que a evolução foi acontecendo, a simulação passa a ser uma das ferramentas mais utilizadas em diversos tipos de processos. Para Ryan e Heavey (2006), a simulação computacional é apontada como uma das técnicas de pesquisa mais utilizadas devido principalmente à sua flexibilidade, versatilidade e poder de análise

Olhando para o futuro da simulação, Harrel, Ghosh e Bowden (2004) observam que esta expansão é contínua, à medida que acompanha a evolução na tecnologia de softwares, melhorando cada vez mais os modelos, e permitindo melhores análises e um amplo acesso aos tomadores de decisões.

2.2. SIMULAÇÃO A EVENTOS DISCRETOS

Quando se fala sobre simulação, a literatura apresenta diversas definições. Serão apresentadas, neste item, definições e colocações de diversos autores que já contribuíram nesta área de pesquisa.

A simulação representa a imitação de processos reais observados nas mais diversas empresas ao longo de um período de tempo (BANKS, 1998). Harrel, Ghosh e Bowden (2004) veem a simulação como a imitação de um modelo real, feita em um ambiente computacional, para se realizar experimentos com as quais se avalia o desempenho e possíveis melhorias do modelo real.

A simulação representa um procedimento, em um ambiente virtual, consumindo um tempo menor do que levaria no cenário real, com menor ou quase nenhum custo, permitindo

que se observe o comportamento do sistema e com isso aplicar ações corretivas com o intuito de reduzir custos (LEAL, 2003)

Law e Kelton (2000) observam que a simulação era tida como último recurso em tempos passados, ela passava a ser considerada em última instância, só quando houvesse falha nas outras técnicas disponíveis. Todavia, a medida que a computação se despontava, a simulação ganhou visibilidade, e foi se tornando uma das técnicas mais utilizadas para apoio à tomada de decisões.

Segundo Montevechi *et al.* (2007) a simulação é a importação da realidade para um ambiente controlado, onde seu comportamento pode ser estudado sob diversas condições, sem riscos físicos e/ou altos custos envolvidos. Para Giannasi, Lovett e Godwin (2001), a simulação representa um modelo dinâmico de aspectos selecionados de um mundo real ou de um sistema imaginado. Esta não resolve por si mesma os problemas relacionados ao sistema, mas oferece resultados e saídas que podem ser usados na resolução destes problemas.

Conforme Banks (2000), a simulação é uma metodologia de solução de problemas indispensável para a solução de muitos problemas do mundo real. Banks *et al.* (2005) afirmam que a simulação, como temos visto, tem se tornado uma das técnicas mais populares para se analisar também, problemas complexos.

Segundo Duarte (2003), a simulação é uma ferramenta que tem a capacidade de fornecer resultados mais elaborados em consideração da dinâmica do sistema, contudo ela não tem o propósito de substituir a interpretação humana nos processos simulados. Para Hillier e Lieberman (2010), por ser uma técnica extremamente versátil e por apresentar uma vasta diversidade de aplicação, citar todas as diferentes áreas de produção, seja manufatura ou serviço, onde a simulação vem sendo aplicada se torna uma tarefa quase que impossível.

Segundo Melão e Pidd (2006), a Simulação a Eventos Discretos, amplamente utilizada na melhoria de processos das empresas desde o início de 1990, implica na construção de modelos computacionais de simulação que imitam um processo, de modo a explorar cenários e projetos alternativos.

Para Harrel, Ghosh e Bowden (2004), um modelo de Simulação a Eventos Discretos, apresenta uma mudança em suas variáveis de estado em pontos discretos no tempo, desde que haja a ocorrência de um evento.

Com a crescente evolução nas pesquisas em simulação, a Simulação a Eventos Discretos vem sendo cada vez mais utilizada e os benefícios com ela obtidos têm gerado impactos nos mais diferentes sistemas (MIRANDA *et al.*, 2010). A Simulação a Eventos Discretos tem se tornado uma das técnicas de análise de sistemas complexos de manufatura mais populares e de melhor custo benefício, uma vez que esta ferramenta apresenta habilidade inerente de avaliar sistemas complexos e considerar seu comportamento dinâmico. (BANKS *et al.*, 2005; O'KANE, SPENCELEY, e TAYLOR, 2000).

Para Sakurada e Miyake (2009), a simulação de eventos discretos abrange o estudo de modelos de simulação cujas variáveis mudam de estado instantaneamente em pontos específicos de tempo, em contraste ao que ocorre com modelos contínuos, cujas variáveis podem mudar de estado continuamente no decorrer do tempo.

Em seguida, será apresentado com um detalhamento maior alguns parâmetros a serem considerados dentro da construção de um modelo de simulação. São estes: Sistema, Modelo, Variáveis e Elementos.

2.2.1. SISTEMA

De acordo com Law e Kelton (2000), o objetivo do que será estudado é que definirá, na prática, em que consiste o sistema. Alguns exemplos de sistemas são: sistema de manufatura, sistema bancário, sistema policial, sistema econômico, e etc. Pode-se definir para um estudo específico um sistema, mas este mesmo sistema pode ser considerado apenas um conjunto de elementos se levado em conta um estudo contendo um sistema mais amplo.

Um sistema existe com o intuito de alcançar objetivos específicos. Desta definição observam-se os seguintes pontos chaves: um sistema consiste de múltiplos elementos, estes elementos são inter-relacionados e trabalham em conjunto. (HARREL, GHOSH E BOWDEN, 2004). Banks *et al.* (2005) definem sistema como um conjunto de objetos que estão agrupados em alguma interação regular ou interdependência com o objetivo de satisfazer algum propósito. Desta forma, um sistema de manufatura, por exemplo, contém equipamentos, pessoas, matéria-prima, documentos, um processo produtivo, dentre outros.

Uma das reais contribuições da simulação surge do fato de se poder simular novos sistemas para prever o desempenho destes sob várias circunstâncias, ainda que este sistema não exista de verdade. Com isso, pode-se definir um sistema como hipotético, ou seja, não

existe fisicamente e está em fase de projeto ou até mesmo, fase de simulação (BANKS et al., 2005).

2.2.2. MODELO

Hillier e Lieberman (2010), consideram a utilização de modelos de forma a se ter benefícios como redução custo, redução de perdas e economia de tempo. Tem-se como modelo a representação de um sistema real, onde deve ser considerado apenas aspectos relevantes para a análise em questão. Segundo Bertrand e Fransoo (2002), um modelo é sempre uma abstração da realidade. Para estes autores, tem-se um modelo idealizado quando, as funções tornam-se unidimensionais ou bidimensionais, diferenciáveis etc., com o objetivo de fazer o modelo tratável para análise matemática.

Os modelos de simulação podem ser classificados em diferentes dimensões, conforme diversos autores (CARRIE, 1988; HARREL, GHOSH e BOWDEN, 2004; LAW e KELTON, 2000), sendo a aleatoriedade, o tempo, e a mudança de estado do sistema, conforme a seguir:

- Aleatoriedade: Se o modelo possuir pelo menos uma entrada aleatória ele é estocástico. Os modelos que não possuem entradas aleatórias são determinísticos;
- Tempo: Caso a passagem do tempo exerça papel fundamental no modelo, este é chamado de Dinâmico. Se o tempo for irrelevante ou invariável, o modelo é chamado Estático (BANKS, 1998);
- Estado: É denominado Contínuo o estado do sistema que está continuamente mudando com o tempo. Caso o estado mude instantaneamente em pontos específicos do tempo, o sistema é chamado de Discreto (LAW e KELTON, 2000; BANKS et al., 2005). De forma análoga, classificam-se os modelos em contínuos ou discretos.

2.2.3. VARIÁVEIS

Segundo Harrel, Ghosh e Bowden (2004), o projeto de um novo sistema ou a aplicação de melhorias um sistema que já existe exige mais que simplesmente identificar os elementos e os objetivos deste sistema. Isto vai exigir um entendimento da forma como os elementos

do sistema interferem um no outro e o desempenho global dos objetivos. Para facilitar esta compreensão, os mesmos autores classificam as variáveis de um sistema em variáveis de decisão, variáveis de resposta e variáveis de estado, e definem da seguinte forma:

- Variáveis de Decisão: são conhecidas como variáveis independentes em um experimento, estas afetam o comportamento do sistema. Variáveis de decisão podem ser controláveis ou não, dependendo se o usuário tem a possibilidade de manipulá-las;
- Variáveis de Resposta: comumente conhecidas por variáveis de desempenho ou de saída, são dependentes e medem o desempenho do sistema em resposta a um conjunto específico de variáveis de decisão;
- Variáveis de Estado: indicam o estado do sistema em um ponto específico do tempo.

Para Law e Kelton (2000), um sistema pode ser classificado segundo a forma como as variáveis de estado mudam. Quando as variáveis de estado mudam instantaneamente em pontos específicos do tempo diz que o sistema é discreto. Por outro lado, um sistema é dito contínuo quando as variáveis de estado mudam continuamente no tempo.

2.2.4. ELEMENTOS

Segundo Harrel, Ghosh e Bowden (2004), um sistema é constituído por entidades, recursos, atividades, atributos, controles, etc., sob o enfoque da simulação. Esses elementos definem quem, o quê, quando, onde e o como ocorre o processamento da entidade na simulação, como é descrito na sequência:

- Entidades: São os itens processados pelo sistema tais como produtos, clientes, documentos, e etc. (HARREL, GHOSH e BOWDEN, 2004);
- Recursos: São os meios pelos quais as atividades são realizadas. Contém os equipamentos, as instalações de apoio, e o pessoal para a realização das atividades (HARREL, GHOSH e BOWDEN, 2004);
- Atividades: São as tarefas realizadas ao longo do sistema que estão envolvidas no processamento das entidades (HARREL, GHOSH e BOWDEN, 2004; CARRIE, 1998);

- Atributos: São características de uma entidade que são únicas a ela. Os atributos são fundamentais para o entendimento da função e do desempenho das entidades na simulação (INGALLS, 2002);
- Controles: Definem as regras do sistema. Comandam como, onde e quando as atividades são realizadas pelos atributos (PAIVA, 2010).

2.2.5. VANTAGENS E DESVANTAGENS DA SED

Diferentes autores incluem em seus trabalhos as vantagens oferecidas pelo uso da simulação computacional em meio as pesquisas. Estas vantagens obtidas com a simulação contribuem para o aumento crescente na utilização desta ferramenta, em diferentes setores de aplicação. Pinho (2008) e Torga (2007) ressaltam as vantagens proporcionadas pela Simulação a Eventos Discretos se comparada a modelos matemáticos, especificamente no que tange à sua conceituação de fácil compreensão.

De acordo com Montevechi *et al.* (2007) e Law (2009) a simulação representa a importação da realidade para um ambiente controlado, trazendo as vantagens de se estudar os comportamentos do sistema em diversas condições, evitando-se assim riscos físicos, altos custos envolvidos na experimentação real e também sem a necessidade da interrupção do fluxo de atividades do sistema real.

Segundo Greasley (2003), pode-se valer da utilização da animação presente em softwares de simulação, em apresentações para diretores, colaboradores e clientes, de forma a se ilustrar o "antes" e o "depois" da implantação de um novo projeto, deixando dessa forma, visíveis as mudanças e de que modo estas mudanças afetarão o processo na prática.

Para Chwif e Medina (2010), um modelo de simulação permite reproduzir em um computador o mesmo comportamento que o sistema teria se submetido às mesmas condições de contorno. Apesar das vantagens já apresentadas neste subcapítulo, Shannon (1998), Banks *et al.* (2005) e Habchi e Berchet (2003), ressaltam ainda outras vantagens da utilização da simulação:

 Análises de gargalo podem ser facilmente realizadas para se descobrir onde existe estoque em processo, informações e materiais em excesso;

- Possibilidade de se testar novos layouts, designs, equipamentos e sistema de transporte, sem o consumo real dos recursos ou aquisição de equipamentos necessários;
- Questões "What if" podem ser feitas, testadas e respondidas, num novo design do sistema;
- Sistemas n\u00e3o existentes podem ser modelados;
- Permite entender como o sistema funciona, como se dá as interações entre variáveis e seus efeitos no modelo;
- Facilitam para que os sistemas possam ser simulados por meses ou anos em questão de segundos e fornecer resultados visualizados em longo prazo. Sendo possível ainda acelerar e desacelerar o tempo: podem-se analisar fenômenos variando a velocidade do tempo de simulação para realização de estudos;
- O estudo de simulação pode auxiliar no entendimento de como o sistema opera como um todo ao invés de como operam suas partes. Possibilitando explorar novas políticas de alocação de funcionários, procedimentos operacionais, tomadas de decisão, e etc., sem causar nenhuma ruptura no sistema real da organização;
- A simulação pode ser utilizada para especificar necessidades para um projeto de sistema;
- Com o uso da simulação, evita-se retrabalhos desnecessários, uma vez que permite análise de, por exemplo, de uma linha antes de sua implementação.

Para Boeira (2008) a simulação além de contribuir na otimização de recursos em busca de melhorias na produtividade e qualidade de produtos e serviços, permite testar alterações em diferentes cenários, auxiliando assim na compreensão do que estas alterações irão provocar nos processos existentes e ainda ampliando o conhecimento de como o sistema funciona.

Apesar das inúmeras vantagens da SED, alguns autores ressaltam que esta ferramenta apresenta algumas desvantagens. Para Doloi e Faafari (2002) a complexidade de simular um processo geralmente age como uma restrição na utilização da simulação para avaliar as situações da vida real. Segundo Carson (2004), o tempo disposto para a execução de um projeto de simulação em algumas vezes pode ser insuficiente para a

elaboração de um estudo seguro, o que pode acarretar em conclusões equivocadas baseadas em evidências insuficientes.

Segundo Habchi e Berchet (2003) a simulação computacional se torna limitada em seus usos e aplicações, uma vez que nem todas as possibilidades da simulação são utilizadas. Para os mesmos, isso está relacionado ao fato de que os processos de tomada de decisão e seus impactos no sistema de produção não são levados em consideração durante a simulação.

Banks *et al.* (2005) ressaltam que na simulação a construção de modelos requer treinamento especial e que os resultados podem ser de difícil interpretação uma vez que são essencialmente variáveis aleatórias.

Além disso, Shannon (1998) e Law e Kelton (2000) identificam outros pontos onde pode-se observar algumas desvantagens:

- Os modelos de simulação são, em sua maioria, caros e consomem tempo para serem desenvolvidos. Adicionalmente, a construção de um modelo de simulação requer, por parte do modelador, treinamento especial em um software ou linguagem de programação;
- A coleta dos dados de entrada confiáveis pode consumir grande quantidade de tempo e mesmo assim os resultados podem ser questionáveis. A simulação não pode compensar dados inadequados;
- Os resultados provenientes do modelo de simulação podem ser difíceis de serem interpretados pelos tomadores de decisões;
- O modelo precisa ser validado, e caso não represente adequadamente o sistema real, as informações que forem provenientes deste não possuirão utilidade;
- Modelos de simulação envolvem a execução de dados de entrada, produzindo as saídas propriamente ditas, surgidas em função das rodadas realizadas. Os modelos não geram por si só uma solução ótima, servindo apenas como uma ferramenta de análise a partir de condições pré-estabelecidas pelo modelador;
- A execução de um modelo de simulação estocástico só estima as características do mesmo para valores específicos dos parâmetros de entrada. Assim, serão necessárias várias execuções independentes do modelo para os conjuntos de

- parâmetros a serem estudados. Por essa razão é que os modelos de simulação geralmente não são tão eficientes em relação à otimização;
- A grande quantidade dos dados gerados por um estudo de simulação faz com que as pessoas confiem no modelo mais do que deveriam. Se um modelo não for a representação adequada de um dado sistema, não importa o tipo de informação que será obtida, a real utilidade será mínima.

Law (2003) ressalta ainda diversos pontos que devem ser observados em relação à simulação. Deve-se ter consciência que a simulação não é simplesmente ter conhecimento de software. Um estudo de simulação é uma atividade sofisticada de análise do sistema que exige ao menos o conhecimento do método de simulação (validação de modelos, seleção de distribuições de probabilidade para entrada de dados, projeto e análise de experimentos simulados, etc.), teoria da probabilidade, estatística, gerenciamento de projetos, e principalmente o conhecimento detalhado das operações do sistema a ser estudado.

2.2.6. LACUNAS DA SED

Apesar das vantagens da Simulação a Eventos Discretos, é possível notar algumas lacunas na execução dos modelos que podem acarretar em uma má aplicação da simulação.

Baines *et al.* (2004) ressalta que é comum observar a existência de uma variação entre o desempenho previsto pelos modelos de Simulação a Eventos Discretos (os chamados desempenhos ideais) e as saídas que esses sistemas geram no sistema real. Essa folga é descrita também por Siebers (2004) e está representada na Figura 2.1.

Carrie (1988) descreve quatro conjuntos de fatores que interferem diretamente na precisão da simulação, e que são brechas acrescentadas nos modelos e afetam todos os projetos de simulação. São estes os fatores:

- O pretexto de simplificar o modelo;
- Precisão dos dados do modelo;
- O efeito do comportamento dinâmico;
- O efeito do viés dos números aleatórios utilizados para introduzir variação estocástica.

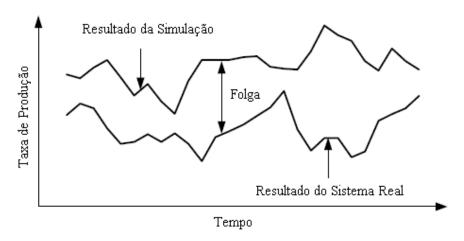


Figura 2.1 - Folga entre o resultado da simulação e o resultado do sistema real.

Fonte: Adaptado de Siebers (2004).

Além disso, para Baines *et al.* (2004) a simulação nem sempre consegue captar com fidelidade sistemas que possuam muitas atividades manuais, apresentando resultados pouco confiáveis quando comparado aos resultados reais. Segundo Siebers (2004), um modelo de simulação é somente uma cópia limitada do sistema real.

Para Robinson (1994), a simplificação e a abstração de um modelo muitas vezes levam a uma perda na exatidão e afirma que seria muito útil estimar a extensão dessa perda. Por outro lado, o mesmo autor adverte que é preciso incluir em um modelo a menor quantidade possível de detalhes necessários para se atingir as metas do projeto.

Sargent (2009) e Chun (1997) fazem referência à coleta dos dados de entrada como um dos principais problemas na execução de um projeto de simulação, uma vez que há falta de precisão, veracidade e confiabilidade dos dados. Segundo os mesmos autores, o que garante a qualidade da simulação é a validade dos dados de entrada.

Bernhardt e Schilling (1997) acreditam que esta diferença entre o desempenho predito e real se deve principalmente ao fato de modelos de simulação não incorporarem relacionamentos chaves do comportamento humano, como o desempenho dos trabalhadores e os fatores que impactam neste desempenho. Segundo Baines e Kay (2002), as previsões produzidas pelos modelos de Simulação a Eventos Discretos dos sistemas altamente automatizados são notadamente mais precisas do que as previsões dos sistemas que envolvem operadores diretos (pessoas, dedicadas às rotinas predominantemente manuais). Como consequência, os autores assumem que isso ocorre principalmente pela falta de entendimento das relações entre as pessoas, seu ambiente de trabalho, os efeitos sobre o desempenho subsequente e pela falta de capacidade de modelagem desses.

Nenhuma ferramenta de Simulação a Eventos Discretos, permite uma modelagem mais detalhada do desempenho humano (BAINES e KAY, 2002). Isto se torna um problema ainda maior quando são modelados os sistemas com tarefas predominantemente manuais, como as linhas de montagem (BAINES *et al.*, 2004). A representação insuficiente do comportamento humano recebe a responsabilidade por possíveis falhas da simulação dos sistemas de manufatura.

Baines e Kay (2002) identificam dois obstáculos que impedem os profissionais de utilizar a riqueza do conhecimento disponível sobre o desempenho e o comportamento dos operadores. Primeiramente, o conhecimento é contextualmente suscetível e pode ser aplicável apenas em determinadas situações. Em segundo lugar, o conhecimento não está disponível em uma forma facilmente utilizável (PAIVA, 2010).

Para Baines *et al.* (2005), é preciso representar as pessoas de forma realista, considerando seu comportamento e desempenho, a fim de melhorar a exatidão da simulação. Segundo Carrie (1998), já existe uma ótima compreensão no comportamento das máquinas e a modelagem desse comportamento, uma vez que estes parâmetros têm sido estudados no campo das ciências de engenharia, todavia, a modelagem do comportamento humano tem ficado para trás.

Diversas dificuldades relacionadas à modelagem do desempenho humano em meio a modelos de simulação foram identificadas por vários autores. Bernhardt e Schilling (1997) identificam a complexidade da tarefa como um dos problemas na implementação do comportamento humano dentro das ferramentas de modelagem. Checkland (1981) afirma que as pessoas não podem ser precisamente modeladas da mesma forma como os elementos tecnológicos, já que eles são capazes de ações independentes e são suscetíveis a uma gama muito maior de estímulos e respostas.

2.3. SIMULAÇÃO BASEADA EM AGENTES

Diversos autores têm analisado e estudado a lacuna existente na simulação computacional descrita anteriormente. A partir disso a técnica de Simulação Baseada em Agentes vem surgindo como forma de preencher esta lacuna e permitir à simulação computacional a consideração adequada com relação ao fator humano.

A simulação oferece meios para auxiliar gestores e pesquisadores na concepção, planejamento e avaliação de alternativas para enfrentar as constantes mudanças requeridas por sistemas de operações. É uma técnica aplicada para entender o comportamento de

sistemas existentes, visando à avaliação de possíveis efeitos por alterações nos processo e/ou mudanças em sua configuração física, seja o *layout* de instalações, capacidade de recursos, etc. Há também aplicações da simulação em estudos de novos projetos de sistemas, onde a complexidade das operações torna inviável o emprego de qualquer outro método analítico (SAKURADA e MIYAKE, 2009).

Desta forma, tem-se a aplicação da simulação à uma classe de fenômenos desconhecidos ou pouco compreendidos cujas características e comportamento é bastante diferenciado da classe costumeiramente abordada pela Simulação a Eventos Discretos, chamada Simulação Baseada em Agentes (SBA).

Conforme Barros *et al.* (2011), na Simulação a Eventos Discretos, programa-se o processo que vai atuar sobre objetos como peças, pessoas e documentos. Diferentemente, na SBA programam-se as atividades das peças, pessoas e documentos, para que estes – adaptando-se às situações que vão encontrando na busca de seus objetivos, "decidam" eles mesmos sobre seus destinos, cada vez que entram em contato com outros agentes e com o meio ambiente (sistema) em que todos se encontram.

De acordo com Samuelson (2005), a Simulação Baseada em Agentes abrange princípios de inteligência artificial, teoria de redes sociais, pesquisa operacional e ciências cognitivas entre outras disciplinas. Seu principal objetivo é expandir a teoria tradicional de simulação para incluir entidades cujo comportamento pode ser alterado ao longo do tempo, dependendo das circunstâncias do ambiente.

Segundo Sakurada e Miyake (2009), a SBA que se conhece hoje teve suas raízes na teoria de simulação tradicional (Simulação a Eventos Discretos). No entanto, muitos pesquisadores creditam a origem da abordagem da Simulação Baseada em Agentes ao Instituto Santa Fé, que desenvolveu o Swarm – primeiro pacote computacional disponível projetado para SBA – no final da década de 1980.

Smith et al. (2007) e Macal e North (2005) apresentam diferentes ramificações da aplicação da Simulação Baseada em Agentes, alguns termos distintos podem ser encontrados na literatura, podendo citar: Modelagem e Simulação Baseada em Agentes (MSBA), Modelagem Computacional Baseada em Agentes (MCBA), Modelagem Baseada em Agentes (MBA), Simulação Social Baseada em Agentes (SSBA), Simulação Computacional Baseada em Agentes (SCBA), Modelagem Baseada em Indivíduos (MBI).

Também se encontra Sistemas Multi-agente (SMA) quando se faz uma busca, contudo este termo é usado de forma equivocada como sinônimo de Simulação Baseada em Agentes. O campo de SMA é uma extensão da Inteligência Artificial (IA) e apesar da SBA ter uma raiz muito forte em IA, ela não é limitada à concepção e estudo de agentes. O termo SMA é usado mais frequentemente fora do campo das Ciências Sociais, por exemplo, em Ciências da Computação para o desenvolvimento de softwares orientados a agentes.

Para Macal e North (2009), a Simulação Baseada em Agentes está relacionada com as áreas de sistemas multi-agente e robótica do campo da inteligência artificial. Mas segundo estes autores a SBA não é apenas ligada à compreensão e concepção de agentes "artificiais", mas também está relacionada a necessidade de representar comportamentos, a interação social, colaboração, o comportamento do grupo, e seu possível surgimento.

Conforme Samuelson e Macal (2006), essa nova abordagem no âmbito da simulação tem sua essência no conceito de que agentes autônomos que são relativamente simples e cujas interações seguem padrões simples, quando se juntam produzem de forma coletiva fenômenos complexos de difícil modelagem com base na abordagem tradicional. Dentre os fenômenos que revelam tal natureza incluem-se as dinâmicas de mercado e de cadeias de suprimento, o espalhamento de epidemias, e o comportamento de populações de bactérias e de consumidores.

De acordo com Dubiel e Tsimhoni (2005), a Simulação Baseada em Agentes tem sido utilizada para modelar diferentes situações como evolução social, segregação, propagação de doenças, efetividade de propagandas e também na simulação de indústrias ao longo das últimas décadas.

Já Leitão (2009) afirma que a Simulação Baseada em Agentes tem sido aplicada em diversas áreas como comercio eletrônico, negócios, controle de tráfico aéreo, controle de processos, telecomunicações além de aplicações na manufatura.

Segundo Macal e North (2005), a SBA pode ser considerada um novo paradigma de modelagem para a próxima geração de projetos de sistemas de manufatura, pois permite inserir elevado grau de individualização, autonomia e iteratividade aos agentes considerados no sistema modelado.

Banks (2002) acrescenta que a SBA tem conquistado crescente aceitação e entusiasmo em vários campos das ciências sociais nos últimos anos. Uma das razões disso

é a insatisfação causada por modelos tradicionais, que usam técnicas como equações diferenciais e modelagem estatística. Ainda segundo este autor, essas ferramentas trouxeram grandes contribuições para as ciências sociais, mas impõem suposições irreais ou revelam limitada possibilidades de aplicação no tratamento de questões que requerem a representação do comportamento humano, motivações individuais e relações entre agentes sociais.

De acordo com Swain (2007) num modelo de simulação, dependendo do propósito de sua aplicação, os trabalhadores deveriam ser representados por entidades capazes de se comportar de um modo bastante distinto do modo limitado como a operação de equipamentos é representada. Ainda conforme o autor, poucos modelos de Simulação a Eventos Discretos permitem considerar que na ocorrência de um eventual problema no sistema simulado, as entidades possam tomar decisões individuais, passar por um processo de aprendizagem (mudança de estado) e interagir com outras entidades, de uma forma autônoma.

Segundo Chan, Son e Macal (2010), a Simulação Baseada em Agentes difere-se da clássica Simulação a Eventos Discretos devido à natureza dos agentes. Para estes autores, na SBA os agentes são proativos, autônomos e inteligentes, podendo iniciar ações, comunicar com outros agentes e tomar decisões por conta própria. Já na Simulação a Eventos Discretos as entidades são simples, reativas e com capacidades limitadas.

Para Sakurada e Miyake (2009), os modelos baseados em agentes permitem que as entidades tenham a habilidade de detectar particularidades do ambiente, interagir com outros agentes, e escolher um curso de ação. Agentes podem ser empregados em sistemas de movimentação e transporte, onde a interação e tomada de decisão local são importantes. Segundo Coelho (2007), na SBA os agentes são entidades autônomas como pessoas, bactérias, plantas, animais, veículos, organizações, que possuem atributos próprios como tempo de vida, percepção, capacidade de deslocamento, exigências alimentares, capacidade de consumo, capacidade de armazenamento, capacidade de multiplicação.

Segundo Swain (2007), os agentes têm sido usados em simulações de tráfego em que o comportamento do motorista é afetado pelas condições locais e seu perfil pessoal que influenciam a decisão para mudança de rotas baseada na densidade de tráfego de veículos e conhecimento de rotas alternativas. Simulações em tráfego aéreo, fluxo de multidões e tráfego de pedestres também são potenciais aplicações de SBA.

Siebers *et al.* (2010) destaca em quais situações a Simulação Baseada em Agentes é aplicável:

- Quando o objetivo é modelar o comportamento de indivíduos em uma população variada;
- Quando os agentes tem relacionamento com outros agentes, principalmente relações dinâmicas, como por exemplo, contato estruturado e redes sociais;
- Quando é importante que o agente individual tenha aspectos espaciais ou geoespaciais para seu comportamento;
- Quando é importante que os agentes ou populações aprendam ou se adaptem;
- Quando os agentes se envolvem em um comportamento estratégico e precisam antecipar reações de outros agentes para tomar decisões;
- Quando é importante modelar agentes que cooperam, conspiram, ou formam organizações;
- Quando o passado n\(\tilde{a}\) \(\text{o}\) tum indicador do futuro, como por exemplo, novos mercados que atualmente n\(\tilde{a}\) existem;
- Quando o aumento de escala é importante para níveis arbitrários, isto é, capacidade de extensão;
- Quando mudanças estruturais do processo precisam ser resultadas do modelo ao invés de entrada.

Segundo Baines *et al.* (2005), uma melhoria desejável na simulação seria uma representação mais realista das variações no desempenho humano e dos fatores humanos que influenciam estas variações. Para Furnham, Forde e Ferrari (1999), o desempenho de um indivíduo varia dependendo de fatores como a sua capacidade, formação e educação, juntamente com as características fisiológicas e psicológicas. Vincenzi *et al.* (2009), em qualquer sistema em que o elemento humano participe da execução das tarefas, é possível considera-lo modelos de simulação. Para Dubiel e Tsimhoni (2005) há situações que são difíceis de modelar através da Simulação a Eventos Discretos, onde deve-se fazer suposições muito precisas sobre as decisões do elemento humano.

Dessa forma, a SBA proporciona olhar para ser humano de uma forma diferente dentro dos processos de simulação, considerando-o um agente.

2.3.1. AGENTES

Para Grigoryev (2012) existe uma discussão acadêmica quando se tenta definir quais propriedades um objeto deve ter para ser chamado de agente. Entretanto, o mesmo autor, apresenta alguns fatos que podem auxiliar nessa discussão:

- Agentes não necessariamente vivem em um espaço discreto, já que em muitos modelos o espaço pode não existir;
- Agentes não necessariamente são pessoas. Podem ser veículos, peças de equipamentos, projetos, ideias, organizações ou até mesmo um investimento;
- Um objeto que pareça ser absolutamente passivo pode ser um agente;
- Podem existir muitos ou poucos agentes em um modelo baseado em agentes;
- Existem modelos baseados em agentes onde os agentes não interagem.

Outros autores, como Zhang e Zhang (2007) e Smith *et al.* (2007), defendem a ideia que é bastante abstrato o conceito de agente, e dessa forma não existe uma precisa definição deste termo na literatura, no que tange a modelagem de sistemas. De uma forma geral, qualquer entidade de simulação que contenha os seguintes atributos pode ser considerada um agente, segundo estes mesmos autores:

- Comportamento autônomo apresentando pró-atividade;
- Visão de mundo individual:
- Capacidade de comunicação e cooperação (interatividade);
- Mobilidade espacial.

Agentes podem ser pessoas com elevado grau de conscientização que fazem escolhas subjetivas, animais e plantas como seres de primitiva "racionalidade" ou ainda coisas e objetos destituídos de qualquer racionalidade (BARROS *et al.* 2011).

Seguindo por esta mesma linha de definição das características e do conceito de um agente, Macal e North (2005) apresentam as seguintes características comuns aos agentes:

- São indivíduos identificáveis e que carregam um conjunto de características e regras que governam seu comportamento e capacidade de tomada de decisão;
- São situados no sistema modelado e capazes de interagir com outros agentes,
 e o com ambiente em que estão inseridos;

- São direcionados a um objetivo;
- Apresentam autonomia;
- Tem flexibilidade e habilidade para aprender e adaptar-se ao longo do tempo com base em experiências. Requerem uma forma de memória;
- Suas próprias regras de comportamento podem ser modificadas por regras adicionais.

Para Macal e North (2011) um agente pode ter a capacidade de aprender e adaptar os seus comportamentos com base em suas experiências. Aprendizagem e adaptação individual exige de um agente ter memória, geralmente sob a forma de um atributo atualizado dinamicamente. Para fins práticos de modelagem, os mesmos autores consideram que os agentes possuem certas propriedades e atributos, como apresentado na Figura 2.2.

Agente é a unidade do modelo que tem comportamento, memória, calendário, contatos, etc. E podem representar pessoas, companhias, projetos, ativos, veículos, cidades, animais, navios, produtos, entre outros elementos (DONG, LIU e LU, 2012). Vale salientar que além de tudo isso, agentes podem representar também organizações como empresas e cidades.

Para Leitão (2009), o agente é um componente autônomo que representa objetos físicos ou lógicos, capaz de agir para alcançar seus objetivos e ainda interagir com outros agentes quando não possui conhecimento ou habilidade para alcançar sozinho estes objetivos. Ainda segundo este autor, as propriedades mais importantes de um agente são: autonomia, inteligência, adaptação e cooperação.

A principal característica de um agente é a capacidade de tomar decisões independentes. Um agente é um indivíduo discreto com um conjunto de características e regras governando seu comportamento e sua capacidade de tomar decisões (SAMUELSON e MACAL, 2006). Para Wooldridge e Jennings (1995), as propriedades que distinguem um agente são: autonomia, reatividade, pró-atividade e sociabilidade.

Um agente pode ser considerado uma unidade do projeto de modelagem que pode ter um comportamento, memória (histórico), tempo e contatos com outros elementos e são definidos por meio de variáveis, eventos, diagramas de estados e diagramas de fluxo (ANYLOGIC MANUAL, 2007).

Há autores que consideram um agente sendo um componente independente; outros autores defendem a ideia de os componentes serem dotados de inteligência e adaptabilidade dentro de um sistema, o que remete ao conceito de aprendizagem e de alteração da capacidade de resposta de acordo com as mudanças do ambiente simulado (Smith *et al.*, 2007).

Barros *et al.* (2011) destacam que na SBA, a criação de comportamentos para agentes, quando feitas por usuários que conhecem detalhadamente o ambiente e a natureza das interações que ocorrem no mundo real dos seus agentes, contribui para que as modelagens assim feitas gerem resultados confiáveis. Com a participação de usuários qualificados, modelos virtuais mais confiáveis são criados que emularão melhor o mundo dos usuários.

Ainda segundo Barros *et al.* (2011), experiências progressivamente melhoradas são repetidas usando a metodologia da Simulação Baseada em Agentes, que na presente data parece estar no centro do interesse de pesquisas nas mais variadas áreas do conhecimento humano.



Figura 2.2 – Um típico agente.

Fonte: Adaptado de Macal e North (2011)

2.3.2. SOFTWARES PARA SIMULAÇÃO BASEADA EM AGENTES

Segundo Siebers (2006), a maior parte dos softwares de Simulação a Eventos Discretos consideram os trabalhadores como simples recursos, atribuindo valores de desempenho determinísticos para as atividades destes.

Um dos principais fatores que permitiram o crescimento das aplicações da SBA foi o desenvolvimento de pacotes de software que nos últimos anos tem atraído praticantes de simulação de diversas áreas conhecimento. Dentre os principais simuladores destacam-se Swarm®, Repast®, NetLogo®, AnyLogic®, Mason® e Ascape® (Samuelson e Macal, 2006).

O software Repast® foi desenvolvido pela *Chicago University*, o Swarm® desenvolvido pelo *Santa Fé Institute*, o AnyLogic® criado pela The AnyLogic Company e NetLogo® criado por Uri Wilenski, ainda que conceitualmente diferenciados, formam o conjunto de softwares para criação de ambientes e simulação de agentes, mais frequentemente referenciado na literatura (SAKURADA & MIYAKE, 2009).

Há diversos centros de pesquisa, institutos especializados e instituições acadêmicas e profissionais atuando em todos os continentes, com interesse na Simulação Baseada em Agentes. Wagner e Diaconescu (2009) criaram o pacote AORSL® capaz de processar tanto Simulação a Eventos Discretos quanto simulações complexas baseadas em agentes. Briot e Meurisse (2009) apresentam um modelo de componentes para agentes, denominado Maleva. Adamatti (2003) criou categorias de emoções que podem ser assumidas pelos agentes no ambiente por ela referido como AFRODITE®. Azevedo (2006) propõe um esquema de resolução cooperativa de problemas usando o ambiente AProSiMA®, que acomoda a cooperação entre grupos com conhecimento do problema e grupos desenvolvedores do software. Digno de menção é o trabalho de Azevedo e Menezes (2007) na linha de contemplar usuários leigos em simulação com ferramenta NetPlay® que lhes permite criar modelos de simulação visualizáveis (BARROS *et al.* 2011).

Levando em conta as diferentes opções dentre os softwares de simulação que suportam a modelagem da Simulação Baseada em Agentes, a maioria deles citados anteriormente, a presente pesquisa fará uso do software AnyLogic®. Mediante as possibilidades avaliadas o AnyLogic® apresenta uma ferramenta inédita, e que nenhum dos outros softwares da categoria competem no mesmo nível, que é o fato de se poder fazer

os modelos de simulação aplicando uma integração da Simulação a Eventos Discretos com a Simulação Baseada em Agentes.

AnyLogic® é um dos pacotes comerciais desenvolvidos pela The AnyLogic Company (Rússia) que disponibiliza algumas funcionalidades para desenvolvimento de modelos baseados em agentes. Utiliza linguagem Java e possibilita também a construção de modelos baseados nas abordagens da Simulação a Eventos Discretos e da Sistemas Dinâmicos, conforme a Figura 2.3.

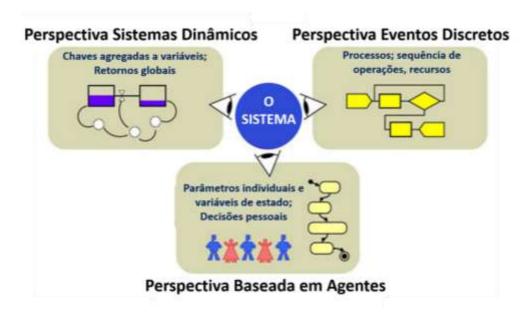


Figura 2.3 – Variedades de modelos suportadas pelo AnyLogic®

Segundo Emrich, Suslov e Judex (2007), o AnyLogic® é um ambiente de programação e simulação que auxilia principalmente na modelagem de sistemas híbridos, baseado em linguagem JAVA. Ainda segundo estes autores, este software permite que o usuário combine diferentes técnicas e abordagens como equações diferenciais, Simulação Baseada em Agentes e a eventos discretos, se tornando uma ferramenta interessante para simulação de sistemas complexos.

O desenvolvimento dos modelos estudados nesta pesquisa, juntamente com um maior aprofundamento no software AnyLogic® será apresentado posteriormente no capítulo 5, subitem 5.3 referente à modelagem computacional.

2.3.3. COMPARAÇÃO ENTRE A SBA E A SED

Segundo Sakurada e Miyake (2009), a Simulação Baseada em Agentes pode oferecer uma variedade muito maior de representações de comportamentos das entidades em

comparação com a representação tradicional de fluxo de processos de Simulação a Eventos Discretos. Na Simulação a Eventos Discretos, por exemplo, as escolhas que entidades como clientes podem exercer, são geralmente limitadas a pontos de decisão posicionados em alguns pontos do fluxo de processo. Por outro lado, na SBA os agentes podem continuamente avaliar as condições do sistema e determinar um novo comportamento independente de sua posição no fluxo de operações, o que seria difícil de se modelar através de Simulação a Eventos Discretos, haja vista a necessidade de se tentar prever em cada evento todas as possibilidades de escolha do agente e em seguida proceder sua codificação uma a uma.

De acordo com Dubiel e Tsimhoni (2005), é de grande dificuldade a modelagem através da Simulação a Eventos Discretos de qualquer tipo de modelo que exija um padrão detalhado de caminhos ou a liberdade de movimento de entidades. De forma a se exemplificar, estes autores recordam o caso de processos de serviço, onde cada cliente pode transitar por caminhos imprevisíveis. Apesar de ser um fenômeno simples, a sua modelagem por Simulação a Eventos Discretos é complicada e envolve diversas suposições que tornam o resultado não tão condizente com a realidade.

Na Simulação a Eventos Discretos pode ser observado uma outra limitação, relacionada à tomada de decisões das entidades em pequenos intervalos de tempo. Segundo Sakurada e Miyake (2009), nesta abordagem de modelagem, é preciso incluir uma grande quantidade de pontos de decisão próximos uns aos outros ao longo dos possíveis trajetos das entidades. Além disso, é preciso programar a lógica de decisão a ser processada em cada ponto. Este detalhamento afeta substancialmente o tempo necessário para a modelagem e torna a verificação/validação do modelo uma tarefa de grande complexidade.

É apresentado na Tabela 2.1 um comparativo listando as principais funcionalidades dispostas pela Simulação Baseada em Agente e pela Simulação a Eventos Discretos, retiradas de Sakurada e Miyake (2009).

Conforme apresentado no capítulo anterior, diversos autores têm destacado e alertado quanto a uma lacuna existente em meio aos modelos de simulação, que é justamente a forma de se considerar o fator humano nesses processos. Dessa forma, será apresentado a seguir um maior detalhamento do fator humano, formas como ele pode influenciar no processo produtivo, e como melhor incorporá-lo nos processos de simulação.

Tabela 2.1 – Comparação entre a SED e a SBA.

Elemento de Modelagem		Simulação a Eventos Discretos (SED)	Simulação Baseada em Agentes (SBA)
	Individualização das entidades e recursos	Ignora a variação de desempenho das entidades e seus comportamentos "pró-ativos". Porém, possibilita definir grupos distintos de entidades com características em comum que seguem fluxos distintos no processo.	O comportamento de cada entidade é individualizado, definido através de estados, acionado por eventos, mensagens ou condições do sistema. Possibilita modelar grupos heterogêneos e suas interações, nas quais cada agente pode ter incentivos e motivações particulares.
Entidades e Recursos	Comunicação/Interação entre as entidades e recursos	A interação entre recursos e entidades é modelada em nível agregado, não sendo detalhado o fluxo de comunicação entre entidades e/ou recursos e sua influência no processo simulado.	A comunicação/interação pode ocorrer entre entidades e/ou recursos. A troca de informações pode alterar o comportamento dos elementos e influenciar as ações tomadas no sistema simulado.
	Movimentação das entidades e recursos no modelo	Dificuldade para simular caminhos imprevisíveis das entidades. Todas as definições de processo e rotas devem ser predeterminadas no fluxo do processo durante a programação do modelo através de pontos de decisão previamente programados.	Possibilita livre movimentação das entidades no sistema simulado de acordo com os estímulos do ambiente que são recebidos e processados pelas entidades e/ou recursos. Não requer que as rotas que podem ser percorridas sejam previamente determinadas.
Processos	Definição do fluxo de Atividades / Esperas / Filas	Funções e blocos predefinidos facilitam a modelagem. O comportamento global do sistema (interações e fluxos) é definido previamente em nível macro (top- down modeling).	Modelos descentralizados, ou seja, o comportamento das entidades é feito em nível micro (individual) e o comportamento global do sistema emerge das interações individuais (bottom-up modeling)
Reconfiguração do modelo na simulação	Transição de estados das entidades e recursos	Dificuldade em reprogramação de entidades e recursos durante a simulação. É preciso rodar diferentes rodadas de simulação para analisar comportamentos dinâmicos.	A transição de estados possibilita modelagem de cenários flexíveis que podem ser reconfigurados durante a simulação. Possibilita programar comportamentos distintos (estados) acionados por alterações do ambiente de simulação.

Fonte: Sakurada e Miyake (2009).

3. FATOR HUMANO

3.1. O FATOR HUMANO NOS MODELOS DE SIMULAÇÃO

Segundo Siebers (2004), é comumente observado que existe uma lacuna entre as previsões de desempenho de um modelo de simulação do sistema de fabricação e o desempenho do sistema real. Como consequência da abstração e simplificação, modelos de sistemas tendem a modelar o mundo real muito otimista em relação a sistemas reais. Ainda segundo o mesmo autor, outra observação comum é que as previsões de sistemas que envolvem uma alta proporção de tarefas manuais de desempenho são notavelmente menos precisos do que os dos sistemas altamente automatizados. Isto é atribuído à maneira pela qual o elemento humano está representado no modelo de simulação do sistema.

De acordo com Baines *et al.* (2004), ao se considerar o conceito de recurso dentro da simulação, para a modelagem do comportamento e desempenho humano nos processos, ele é bastante limitado. Quando se tem como exemplo uma linha de montagem, onde a modelagem do sistema traz consigo grande quantidade de trabalho manual oriundo do operador, esta limitação tende a se intensificar. Conforme Siebers (2004), é uma prática comum dentro da Simulação a Eventos Discretos, representar os trabalhadores como recursos simples, muitas vezes utilizando valores de desempenho determinísticos derivados de tempo e estudos dirigidos.

Conforme Baines (1994), os modelos de simulação podem parecer confiáveis enquanto as previsões de desempenho são irreais. Tais erros dependem de diversos fatores, como a competência e o conhecimento do usuário que modela o sistema e também a complexidade do sistema real que está sendo modelado (BAINES *et al.* 2005).

Ainda segundo os mesmos autores, acontece que é feita uma suposição onde os operadores, utilizados como recursos dentro das modelagens, são altamente previsíveis e apresentam um padrão no comportamento. O usuário que modela o sistema, tende a considerar o operador extremamente pontual, iniciando o trabalho na hora definida, assume que esses operadores realizam as tarefas e operações a uma mesma taxa de produção ao longo de todo o dia de trabalho, respeitam os intervalos rigorosamente, não param em nenhum momento nem mesmo para aliviar necessidades físicas, como ir ao banheiro por exemplo, e etc.

Furnham, Forde e Ferrari (1999), destacam alguns fatores que influenciam no desempenho de um operador em meio a um processo produtivo, como por exemplo, a capacidade do indivíduo, sua formação e educação, em conjunto com as características fisiológicas e psicológicas, e até mesmo o ambiente físico, podem afetar significativamente o desempenho humano. Para Baines *et al.* (2004), há um desconhecimento por parte dos engenheiros no que tange aos comportamentos e necessidades sociais, psicológicas e fisiológicas dos operadores com os quais eles interagem. Para esses autores, uma grande oportunidade para se conhecer a real importância e o impacto causado pelo fator humano em processos e/ou simulações, é a inserção das características e modelos de desempenho do fator humano como um todo na Simulação a Eventos Discretos.

Para Siebers (2004), um meio comum de representar o desempenho dos trabalhadores diretos dentro de modelos de simulação do sistema de produção é usar o chamado tempo padrão. Estes são os tempos necessários para que um trabalhador qualificado médio, trabalhando em um ritmo normal, leva para executar uma tarefa específica, utilizando a forma prescrita, dando tempo para necessidades pessoais, fadiga e o atraso. Também conforme Siebers (2004), usar os valores médios e ignorando a variação natural nestes tempos de conclusão de tarefa, representa uma significativa simplificação que pode ter um grande impacto sobre o comportamento do tempo de execução do modelo de simulação e, consequentemente, na precisão das previsões do modelo de desempenho da simulação.

Para ilustrar a variabilidade ocorrida no desempenho do operador, a Figura 3.1 representa uma série de tempo, mostrando como o desempenho do tempo de ciclo de uma estação de trabalho manual varia.

Os dados da Figura 3.1 foram gerados durante 12 semanas, visto que cada operador executa suas atividades em um turno de 8 horas de produção. Cada ponto representa o tempo de ciclo real um operador individual, e cada cluster representa diferentes agentes na estação de trabalho. Trabalhadores são trocados a cada hora, o que significa que os pontos de dados na primeira hora são de um operador, e para um outro operador diferente para os pontos apresentados na segunda hora e assim sucessivamente ao longo do período de 8 h. Também ficam evidentes no gráfico os tempos de parada dos operadores que variam daqueles planejados, quando comparados com os tempos de paradas reais. A análise dos dados sugere que até um terço do tempo potencial de produção é perdido, devido às paralisações, paradas

prolongadas e interrupções que ocorrem nas linhas, muitas das quais são causadas pelo comportamento do operador (BAINES *et al.*, 2005).

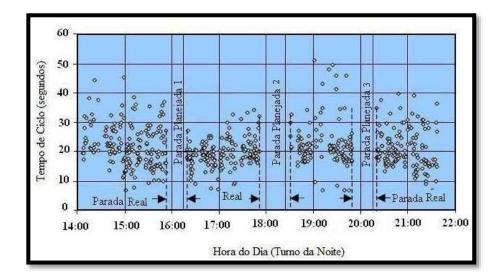


Figura 3.1 – Variação no tempo de ciclo em uma estação de trabalho manual Fonte: Adaptado de Baines *et al.* (2005).

3.2. A MODELAGEM DO FATOR HUMANO

Segundo Baines *et al.* (2005), uma melhoria desejável na simulação seria uma representação mais realista das variações no desempenho humano em conjunto com os fatores humanos que influenciam estas variações. Baines e Kay (2002) mostram como tal capacidade pode ser alcançada através de uma ferramenta de modelagem de desempenho humano integrada com a simulação computacional, para apoiar o processo de concepção do sistema de produção, a Figura 3.2 traz essa ilustração.

De acordo com Baines *et al.* (2005), o desenvolvimento dessa integração oferece dois principais benefícios. Primeiramente, permite a criação de modelos de sistemas de manufatura mais precisos, o que garantiria que as decisões de investimento fossem feitas com maior confiança. Em segundo lugar, ao permitir uma maior consideração de fatores humanos no início do processo de projeto de sistemas, incentivaria os projetistas a criar ambientes de trabalho, que são mais favoráveis para o alto desempenho da força de trabalho. Melhorar a simulação, no entanto, não é simplesmente um desafio para a tecnologia da informação e programação de computadores comunidade.

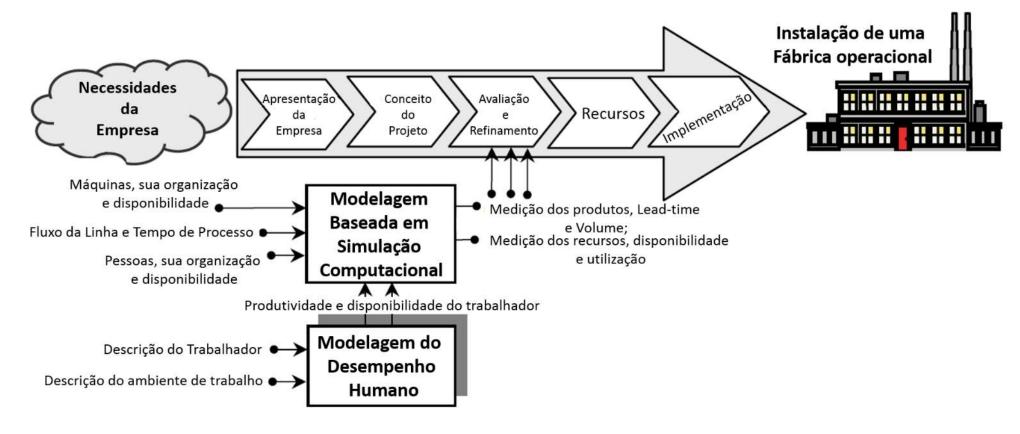


Figura 3.2 - Modelagem do desempenho humano como um auxílio no projeto dos sistemas de manufatura.

Fonte: Adaptado de Baines e Kay (2002).

3.3. RECONHECIMENTO DAS CARACTERISTICAS INTRÍNSECAS AO FATOR HUMANO

Para Digiesi *et al.* (2009), o comportamento de um operador pode ser afetado por vários fatores, e estes influenciam profundamente o comportamento de um operador, o que pode resultar em uma variabilidade de desempenho durante o período de trabalho. Há alguns fatores para os quais os autores chamam a atenção, como o ambiente de trabalho (físico: microclima, ergonomia, ruído; social: relações humanas, comunicação entre o grupo), a natureza da tarefa (discreta ou contínua, repetitiva ou não-repetitiva, motora ou cognitiva) e fatores pessoais (atitudes psicofísicas, habilidade pessoal, idade, sexo). As variações apresentadas nos tempos de conclusão das tarefas, podem ser levadas em consideração respeitando-se alguns contextos de produção, como no caso de o mesmo operador executar a tarefa no mesmo ambiente de trabalho (ambiente físico e social) e no mesmo local de trabalho.

Segundo Baines *et al.* (2005), melhorar a simulação não é simplesmente um desafio para a tecnologia da informação e da comunidade de programação computacional. O desafio é, em vez de compreender precisamente onde uma variação no desempenho humano deve ser considerado em um modelo de simulação computacional; para apreciar a natureza de tal variação; e os fatores que afetam e intensificam esta variância. Ainda segundo os mesmos autores, uma variedade de quadros teóricos existe atualmente, e embora nenhum deles é adaptado para o desafio de modelagem do fator humano a ser abordado, eles fornecem uma visão geral valiosa das teorias.

Analisando a literatura encontrou-se uma variedade multidisciplinar de teorias que mostram como uma ampla gama de fatores físicos e psicossociais inter-relacionados têm sido relacionados aos resultados de desempenho referentes ao trabalhador, à organização e o ambiente de trabalho. É importante ressaltar que a tabela também demonstra que as tentativas já foram feitas para explicar essa ampla gama de fatores em modelos teóricos mais elaborados e, em alguns casos, para integrá-los dentro dos quadros para a modelagem de simulação computacional do desempenho humano (BAINES *et al.*, 2005).

Fazendo uma síntese dessas teorias, tem-se Lewin (1935), que desenvolveu a Teoria do Campo que descreve o comportamento humano determinado pela interação entre os fatores individuais e o ambiente físico, é aplicado ao entendimento geral do comportamento humano. Miller e Swain (1987) defendem a Teoria dos Fatores e Modelagem do

Desempenho Humano, é um inventário dos fatores ambientais, individuais e organizacionais que predispõem os operadores industriais a erros, se aplicando a pesquisa/prática do erro humano.

Segundo Furnham (1992), há fatores que preveem o comportamento ocupacional. O autor especifica fatores básicos relacionados ao comportamento profissional e suas interrelações. De acordo com Stone e Eddy (1996), há fatores que afetam resultados relacionados a qualidade. Modelos de relacionamento de fatores ligados ao indivíduo e à organização, buscando a melhoria do trabalho para os sistemas de TQM.

Dahn e Laughery (1997) e Bunting e Belaying (1999) defendem a teoria da Modelagem do desempenho integrado que foi desenvolvida para a modelagem da contribuição humana para o desempenho do sistema. Essa modelagem do desempenho humano é característica em aplicações militares/industriais. Para Ichniowski e Shaw (1999), o foco é a gestão do recurso humano e práticas de produtividade. Preocupa-se com fatores organizacionais, com o conjunto de técnicas de gestão de recursos humanos das firmas japonesas e abrange apenas as técnicas de gestão de recursos humanos e não contempla outros fatores organizacionais e físicos.

Também é vista a teoria proposta por Bonney *et al.* (2000) que integra produto, processo e projeto de sistema, enfatizando as considerações do fator humano. O autor utiliza um software baseado em sistemas de fabricação de computadores. Schmidt (2000) analisa as condições físicas, o estado emocional, as capacidades cognitivas, e o status social. Utiliza uma modelagem baseada em agentes do quadro físico, emocional, cognitivo e social dos efeitos do desempenho do grupo. É aplicado na modelagem do desempenho humano dos sistemas sociais.

Parker, Wall e Cordery (2001) apresentam um modelo elaborado do projeto de trabalho com a especificação de cinco categorias de variáveis do projeto de trabalho que abrangem as variáveis individuais, em grupo e organizacionais. Por fim, Toriizuka (2001) traz a definição dos fatores de desempenho para manutenção da planta industrial, que consiste em um inventário dos fatores que influenciam a confiabilidade humana, a eficiência de trabalho e carga de trabalho visando a melhoria do trabalho de manutenção das tarefas nas plantas industriais.

Segundo Baines *et al.* (2005), embora esse referencial teórico, abrangendo a teoria proposta por cada um desses autores forneça uma excelente ilustração dos fatores e categorias que precisam ser levadas em consideração, é demasiado vago e amplo para direcionar a aplicação. Bonney *et al.* (2000) enfatiza a centralidade dos operadores diretos para projetar os resultados em seu quadro, mas não especificam os fatores humanos que devem ser considerados. Por outro lado, os modelos mais elaborados, por exemplo, Das (1999) e Parker, Wall e Cordery (2001) apresentaram variáveis muitas vezes indefiníveis e intangíveis que seriam difíceis de quantificar ou avaliar na prática. Uma característica notada é que eles se esquecem de considerar plenamente os aspectos do ambiente físico, o que pode ser uma consideração importante dentro de muitas industrias.

O modelo de Furnham (1992) propõe cinco categorias básicas de fatores individuais que influenciam geralmente o comportamento profissional. No entanto, por não contabilizar os efeitos dos fatores externos (organizacional e ambiental), ou especificar a natureza dos fatores dentro dessas categorias (por exemplo, o tipo de personalidade, sexo, QI, etc.), o modelo não pode ser extrapolado para representar os desempenhos específicos, antecedentes ou que estão por vir. Portanto, é de uso prático limitado na representação do desempenho individual em contextos específicos, tais como os sistemas de manufatura (BAINES *et al.* 2005).

Em relação aos modelos que estão relacionados ao sistema de manufatura, o levantamento bibliográfico de Miller e Swain (1987) aborda uma série de fatores relevantes, tais como os ambientais, organizacionais e individuais. No entanto, estes são apenas considerados em relação à taxa de erro relacionada ao desempenho. Toriizuka (2001) elaborou a teoria proposta por Miller e Swain (1987) para melhorar o estilo, a eficiência e o conforto do trabalho. Porém, este modelo é específico para tarefas de manutenção, que possui características próprias. Da mesma forma, embora os fatores identificados por Stone e Eddy (1996) sejam relevantes para o contexto de manufatura, as teorias desenvolvidas por eles são específicas para os resultados de desempenho relacionados com a qualidade. Este modelo também não leva em conta os fatores ligados ao ambiente físico.

Ichniowski e Shaw (1999) desenvolveram um quadro teórico que foca especificamente nos fatores organizacionais. Foram identificadas por estes autores uma série de técnicas de gestão dos recursos humanos, consideradas típicas da indústria japonesa (rotação do trabalho, comunicação, orientação, sistemas de pagamentos, equipes de trabalho,

recrutamento, seleção e treinamento). A partir daí eles utilizaram a análise de regressão para relacionar o uso dessas práticas para a produção. Porém as desvantagens dessa teoria são a inclusão apenas dessas práticas de gestão dos recursos humanos, ignorando outros fatores ambientais organizacionais e físicos, e, além disso, as medidas de desempenho estão relacionadas ao desempenho geral das linhas e não ao comportamento dos operadores individualmente (PAIVA, 2010).

As referências teóricas apresentadas anteriormente exemplificam a necessidade de se criar um quadro simples, que agrupa a multiplicidade de fatores humanos que precisam ser considerados em sistemas de manufatura. Parker, Wall e Cordery (2001) afirmam que a lista universal de fatores humanos que precisam ser considerados em sistemas de manufatura seria infinita, mas que é possível identificar as categorias de variáveis em um quadro global de orientação teórica que podem ser adaptadas e aplicadas de forma diferente de acordo com o contexto.

A pesquisa desenvolvida por Baines *et al.* (2005) teve como objetivo elaborar um quadro teórico que permitisse uma modelagem do desempenho humano dentro do projeto de um sistema de manufatura. Num primeiro estágio, o escopo da pesquisa foi limitado aos operadores diretos, pessoas que executam as tarefas manuais dentro da produção, consideradas críticas para o desempenho geral da linha. Para atingir o objetivo, duas questões foram propostas:

- Quais são as atividades adequadas aos operadores diretos e as respectivas medidas de desempenho que o quadro teórico deveria basear-se?
- Quais os fatores mais prováveis de influenciar essas medidas de desempenho?

Assim, a primeira etapa da pesquisa desenvolvida por Baines *et al.* (2005), foi determinar quais as medidas de desempenho relacionadas aos operadores diretos, em outras palavras, onde dentro de um modelo de simulação de um sistema de manufatura deve ser considerada uma distribuição do desempenho humano?

Segundo Baines *et al.* (2005), quando a precisão do modelo é crítica, é necessária uma previsão mais realista do desempenho humano. Diante disso, os autores sugerem que as seguintes considerações sobre o desempenho humano devem ser analisadas:

- Distribuição de confiabilidade: Dadas todas as condições para o operador iniciar a tarefa, quais atrasos ocorrem antes do operador responder as instruções para iniciar o trabalho;
- Distribuição do tempo da atividade: Depois de um operador iniciar a tarefa, como o tempo da atividade varia?
- Distribuição da taxa de erro: Como um operador pode executar uma atividade com exatidão e confiabilidade? Os erros são quaisquer desvios da especificação do produto, que podem resultar em produtos inservíveis, ou produtos que requerem processamento adicional para se tornarem servíveis (retrabalho);
- Taxa de Absenteísmo: Com qual frequência um operador participa do trabalho ao longo de um período?
- Taxa de Acidentes: Com qual nível de segurança um operador executa sua atividade?
- Taxa de rotatividade: Com qual constância o operador está envolvido?

A partir daí, observaram-se seis importantes variações no desempenho humano, que deveriam ser consideradas em um modelo de um sistema de manufatura. A segunda etapa da pesquisa foi identificar os principais fatores relacionados que são mais susceptíveis de causar variação nos seis indicadores de variação de desempenho humano.

O ponto de partida para a investigação dos fatores foi baseado na teoria de Lewin (1935), em que o comportamento individual é resultado de um sistema dinâmico, e os fatores relacionados ao indivíduo interagem com elementos do ambiente como mostrado na Figura 3.3.

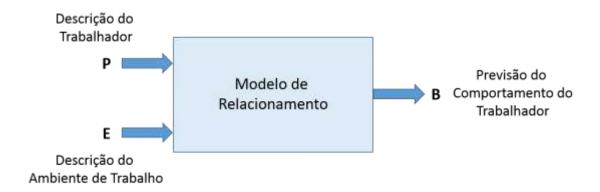


Figura 3.3 - Teoria da Personalidade Dinâmica

Fonte: Adaptada de Lewin (1935).

Para orientar esta análise, a revisão de literatura foi estruturada em torno de elementos relativos ao indivíduo e ao ambiente de trabalho e após a conclusão desta análise, os fatores e medidas de desempenho foram reunidos para formar o quadro teórico.

Baines *et al.* (2005), identificaram quais os fatores chaves causam as variações no desempenho humano, através de uma revisão de literatura em diversas áreas tais como gestão da produção, psicologia aplicada, psicologia social, ergonomia, fatores humanos, medicina comportamental, economia, relações industriais, gestão de recursos humanos e psicologia ocupacional. Para a seleção dos fatores foi realizada uma revisão da literatura pertinente de mais de 800 referências, e em seguida aplicou-se um método de triagem, segundo os quatro critérios abaixo:

- Relevância geral: Existe evidência que os fatores considerados estão relacionados com o desempenho das pessoas que exercem atividades manuais e repetitivas?
- Relevância específica: O fator está relacionado ao trabalho manual
 e/ou está diretamente relacionado à variação de desempenho humano?
- Robustez: A literatura é consistente em termos do impacto do fator? São citadas as fontes confiáveis, baseados em estudos empíricos de credibilidade e robustos?
- Mensurabilidade: O fator pode ser avaliado com segurança?

Assim, a seleção identificou um total de 65 potenciais fatores para serem incluídos na estrutura teórica. Esses foram divididos em três categorias:

- Fatores relacionados ao operador individual: personalidade, demografia, fisiologia, cognição, motivação e habilidades;
- Fatores relacionados ao ambiente físico: ruído, vibração, luz e qualidade do ar interior (incluindo a temperatura e a umidade);
- Fatores relacionados a estruturas organizacionais, culturais e práticas de recursos humanos: turno de trabalho, hierarquia organizacional, políticas relacionadas à capacitação do operador (equipe de trabalho, formação e recrutamento).

De posse dos sessenta e cinco fatores potenciais identificados, Baines *et al.* (2005) realizaram um julgamento subjetivo, especialmente pelo fato da atribuição de valores para

os escores e para o ranking. No entanto, o processo foi revisto por membros de uma equipe de investigação, ao invés de um único indivíduo. Assim, o inventário de fatores de classificação, ainda constou de sessenta e cinco variáveis potenciais, que foi considerada demais para a inclusão em um quadro teórico, e assim, o ranking foi examinado cuidadosamente e estabeleceu-se um ponto de corte procurando agrupamentos naturais, especialmente contra os critérios de relevância e mensurabilidade.

Os fatores chaves identificados por esse processo proporcionam uma visão abrangente dos fatores que podem influenciar diretamente os operadores. Assim, o quadro teórico derivado de Lewin (1935) como ilustrado na Figura 3.3, foi primeiramente expandido pela utilização das três categorias de fatores potenciais centrados no ser humano e depois pela utilização das medidas de desempenho identificadas anteriormente. O quadro teórico proposto por Baines *et al.* (2005) está apresentado na Tabela 3.1.

Tabela 3.1 – Tabela teórica da modelagem do desempenho humano

CLASSIF.	VARIÁVEIS INDIVIDUAIS	AMBIENTE FÍSICO	AMBIENTE ORGANIZACIONAL
15	•	-	Turno de trabalho
14	Habilidades Cognitivas	-	Equipe de trabalho
	Consciência	-	-
13	Extroversão	-	Manutenção
	Neuroticismo	-	Treinamento
12	Compromisso Organizacional	Nível de ruído	Rotação do trabalho
	Satisfação no Trabalho	Temperatura do ar	Comunicação
	Idade	-	-
11	Atitudes, crenças e valores	-	Diversidade
	Ética no trabalho	-	-
10	Objetivos	-	Estrutura hierárquica
	-	-	Clima
9	Socialização	Nível de luminosidade	-
	Abertura	Umidade	-
	Gênero	Ventilação	-
	QI	-	-
	Lócus de Controle	-	-

CLASSIF.	VARIÁVEIS INDIVIDUAIS	AMBIENTE FÍSICO	AMBIENTE ORGANIZACIONAL
	Estilo de vida	Monóxido de carbono	Liderança
	Padrões de sono	Ozônio	Sistemas de pagamento
8	-	-	Recrutamento
	-	-	Segurança do Funcionário
	Saúde	Frequência da Vibração	-
7	Biorritmo	Luz diária	-
	Ritmo circadiano	Dióxido de carbono	-
6	Status da família	Frequência de ruído	-
	Educação	Oxigenação	-
5	Resistência da força	Frequência da luz/coloração	-
	Atenção	-	-
	Concentração	-	-
	SES	Duração do ruído	-
4	Etnia	Iluminação/ brilho	-
	Esquemas	Iluminação/ reflexão	-
	Religião	-	-
	Adaptabilidade	-	-
3	Dieta	Previsibilidade ruído/constância	-
1	Agilidade/ Destreza	-	-
	Analítica/ Criativa	-	-
	Forma	-	-

Adaptado de Baines et al. (2005)

Cabe ressaltar que a pontuação do ranking é calculada pela soma dos escores (0-4) atribuídos a cada variável para cada um dos quatro critérios (relevância geral, a relevância específica, robustez e mensurabilidade). As variáveis nas três áreas são, então, ordenadas de acordo com esta pontuação.

O quadro teórico apresentado na Tabela 3.1 oferece uma representação qualitativa dos determinantes do desempenho humano. O elemento final do quadro teórico é o conjunto de funções, que descrevem os efeitos das mudanças das variáveis chaves nas medidas de desempenho. Segundo Baines *et al.* (2005), embora alguns desses relacionamentos possam ser encontrados na literatura sua natureza precisa ainda precisa ser estabilizada.

Conforme Baines e Benedettin (2007), alguns fatores apresentados no quadro teórico de Baines *et al.* 2005 devem ser revistos, como por exemplo, as condições do ambiente físico de trabalho, uma vez que essas condições são impostas pelo Ministério da Saúde e pelas Normas de Segurança. Porém, vale ressaltar que cada sistema deve ser analisado de forma particular.

Segundo Vincenzi *et al.* (2009), em qualquer sistema em que o elemento humano participe da execução das tarefas, é possível considerar fatores humanos nos modelos de simulação. De acordo com esses autores, em sistemas que consideram variáveis de entrada relacionadas ao fator humano, os efeitos ocasionados por essas variáveis podem ser medidos ou controlados, incluindo a fadiga, treinamento, carga de trabalho, acidentes e estresse. As medidas de desempenho utilizadas para avaliar esses efeitos são a produtividade, taxa de erros, comprimento das filas, tempo de espera, eficiência e a sobrecarga do trabalho humano.

Por fim, Baines *et al.* (2004) sugerem que os efeitos do ritmo circadiano podem ser inseridos em modelos de simulação através de algumas funções e parâmetros.

3.4. MODELO DE DESEMPENHO HUMANO

Um modelo foi apresentado e desenvolvido por Spencer (1987). Segundo Baines *et al.* (2004), a seleção dos modelos relacionados ao ritmo circadiano é baseada em três critérios. Em primeiro lugar, os modelos devem ser válidos no contexto em que foram originalmente derivados. Em segundo lugar, deve haver uma literatura suficiente para indicar que o elemento representado pelo modelo estaria presente num contexto de produção. Em terceiro lugar, que os insumos necessários para os modelos devem ser fáceis de obter. É também desejável que os modelos sejam constituídos de funções matemáticas.

Geralmente, dois tipos de modelos de desempenho humano podem ser identificados na literatura. Hackman e Oldham (1976) apresentam o modelo de fatores de alto nível, como sendo os modelos que geralmente lidam com interações complexas de mecanismos

psicológicos. Por exemplo, a satisfação no trabalho é conhecida por afetar o desempenho do trabalho, mas é mediada por fatores psicológicos e ambientais.

No entanto para Baines *et al.* (2004), tais modelos são inerentemente complexos, necessitam de um contexto específico e dependente de diferenças individuais entre as pessoas. A combinação de baixa validade contextual e complexidade faz com que estes tipos de modelos se tornem inadequados para a aplicação num modelo de simulação.

Ainda segundo Baines *et al.* (2004) acrescido de Stirling e Parsons (2000), em contraste com os modelos de alto nível, os modelos de nível baixo representam os mecanismos básicos fisiológicos. Estes modelos são relativamente simples e podem ser aplicados para qualquer indivíduo. Estes modelos são, portanto, particularmente adequados para simulação.

O modelo selecionado nesta pesquisa representa os efeitos de ritmos biológicos diários, o ritmo circadiano, e é considerado um modelo de nível baixo, aplicável à simulação computacional.

3.5. TEORIA DO DESEMPENHO RELACIONADA AO RITMO CIRCADIANO

Para Monk e Leng (1982) muitos de nossos processos, de sistemas basais, como a produção de hormônios, digestão, dentre outros, para sistemas de alto nível, como cognição e locomoção apresentam variações de excitação e eficiência ao longo do tempo. Alguns, como o ritmo circadiano, variam de acordo com uma função relativamente simples, com um período de 24 h, enquanto outros mostram variações mais complexas ao longo de semanas, meses e até anos. Segundo Marquie e Foret (1999) e Rutenfranz *et al.* (1977), todos os organismos executam tarefas vitais de bio-regulação, e quando autorizados a realizar essas tarefas sem entraves do corpo humano é a possibilidade de manter normais os níveis de esforço, motivação, saúde física e mental. Quando os ritmos são interrompidos, no entanto, o desempenho é degradado e a saúde pode ser afetada o suficiente para causar doenças crônicas e agudas, como problemas cardiovasculares, câncer e depressão clínica.

Para Reilly, Atkinson e Waterhouse (2000), os ritmos biológicos se referem às mudanças cíclicas que se repetem regularmente em um determinado tempo e estão relacionadas às alterações dos processos fisiológicos. Os ritmos podem ser denominados de

circadiano, ou seja, referentes ao dia solar (24 +/- 4 horas), ultradiano (ciclos com menos de 24 horas) ou infradiano (ciclos com mais de 28 horas).

A principal função do ritmo circadiano é preparar o corpo humano para o sono por meio de regulagem hormonal das funções mais básicas. Em um certo momento da noite, normalmente por volta de 22h30min até 01h00min, o corpo naturalmente entra em estado de sono. Isso geralmente é acompanhada por uma redução da temperatura, por um aumento na melatonina (o hormônio do sono) e atividade das ondas cerebrais características (BAINES *et al.*, 2004). Ainda segundo os mesmos autores, o ritmo circadiano, faz com que as pessoas acordem após uma duração média do sono de pouco mais de 7h. Os tempos reais de sono e vigília varia de pessoa para pessoa.

Segundo Baines *et al.* (2004), o modelo de desempenho relacionado ao ritmo circadiano é considerado um fator de nível baixo. O modelo desenvolvido por Spencer (1987) foi identificado como uma base adequada para qualquer micromodelo, e será apresentado nesse tópico.

O trabalho de Spencer (1987) considerou 30 estudantes em um período de nove dias de trabalho, com um espaçamento irregular e considerando períodos de descanso. O modelo desenvolvido foi utilizado para representar as mudanças ocorridas no desempenho do operador devido aos efeitos do ritmo circadiano. De forma a se aplicar o que foi estudado, desenvolveu-se um modelo que incorpora a "hora do dia" e a "hora que o trabalhador acorda" para prever o desempenho dos operadores que começam suas atividades em horários diferentes do dia.

A variável utilizada no estudo, a tarefa de substituição de símbolos digitais (DSST), é previsto para a "hora do dia", T, e a "hora que a pessoa acorda", t, pela Equação 01. O resultado para um operador que acorda 3 horas antes de começar cada turno de trabalho é apresentado na Figura 3.4. A Equação 1 representa a variação no tempo da atividade para um operador que esteja executando qualquer tarefa.

$$DSST\left(T,t\right) = 233,3 + 1,54xt - 0,304xt^{2} + 0,0108xt^{3} + 4,97xCOS\left(2\pi x \frac{(T-17,05)}{24}\right)(1)$$

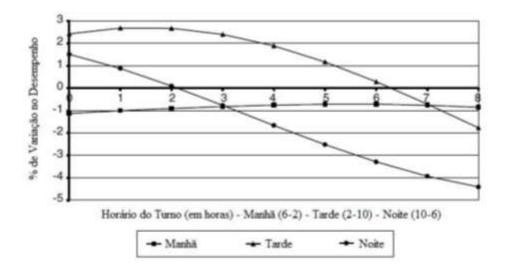


Figura 3.4 - Modelo de desempenho humano relacionado ao ritmo circadiano Fonte: Baines et al. (2004).

4. MÉTODO DE PESQUISA – MODELAGEM E SIMULAÇÃO

4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Gil (1999) afirma que toda pesquisa tem um caráter pragmático sendo um processo formal e sistemático de desenvolvimento do método científico. O objetivo fundamental da pesquisa é descobrir respostas para problemas mediante o emprego de procedimentos científicos. Desta forma, tem-se que a pesquisa é a construção de conhecimento original de acordo com certas exigências científicas. A pesquisa científica deve ser coerente, consistente, original e objetiva.

Conforme Jung (2003), a execução de uma pesquisa depende das técnicas e procedimentos a serem adotados para a coleta e análise dos dados, sua natureza e objetivos requerem ferramentas adequadas para a resolução dos problemas de pesquisa. Isso significa que existem vários tipos de pesquisas que são adotados em função das necessidades práticas de execução.

Portanto, este capítulo apresenta o método de pesquisa quantitativo desta dissertação, pode-se classificar este projeto como Modelagem e Simulação, pois segundo Bertrand e Fransoo (2002), a simulação deve ser usada quando se deseja prever o efeito de mudanças no sistema ou avaliar seu desempenho ou comportamento. Ainda segundo os mesmos autores, é utilizada na resolução de problemas reais, durante o gerenciamento de operações, que envolve processos de projeto, planejamento, controle e operação, seja em indústrias de manufatura ou de serviços.

Também serão apresentados neste capítulo duas metodologias que especificam as etapas a serem realizadas em uma pesquisa de modelagem e simulação, o método de Mitroff *et al.* (1974) que é a mais clássica contribuição relatada na literatura, e o método proposto por Montevechi *et al.* (2010) de onde foram acompanhadas as etapas para a realização desta pesquisa.

4.2 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

Bertrand e Fransoo (2002) definem modelos quantitativos como modelos que são baseados em conjuntos de variáveis que se alteram sobre um domínio específico, conforme a classificação proposta por esses autores, pode-se classificar esta pesquisa como modelagem quantitativa.

Estes mesmos autores dividem as metodologias de pesquisa para modelagens quantitativas em duas classes: pesquisas axiomáticas e pesquisas empíricas. Nas pesquisas axiomáticas, a preocupação primária do pesquisador é obter soluções dentro do modelo definido. A pesquisa axiomática produz conhecimento sobre o comportamento e sobre como manipular certas variáveis neste modelo. Enquanto que na pesquisa empírica a preocupação primária do pesquisador é assegurar que existe um modelo ajustado entre as observações e as ações da realidade.

Ainda segundo os mesmos autores, em uma classificação mais detalhada, as pesquisas Axiomáticas e Empíricas podem ser classificadas como Descritivas e Normativas:

- Axiomática descritiva: o pesquisador busca um modelo conceitual (normalmente da literatura) e desenvolve um modelo científico. Visa compreender o processo que foi modelado; estando primariamente, interessada em analisar o modelo, que conduz ao entendimento e explicação das características do mesmo:
- Axiomática normativa: A pesquisa central se dá através do modelo de solução do processo. Desenvolvem políticas, estratégias e ações para melhorar os resultados disponíveis na literatura existente, para encontrar uma solução ótima para um problema recém-definido ou para comparar as diferentes estratégias para lidar com um problema específico;
- Empírica descritiva: a principal preocupação é criar um modelo que descrevas as relações causais existentes na realidade, a fim de permitir um maior entendimento do processo;
- Empírica normativa: A principal preocupação é desenvolver políticas, estratégias e ações para melhorar a situação atual.

Nesta dissertação, onde o objetivo se concentra em fazer a parte conceitual, a modelagem e a validação, seguindo assim com as análises, pode-se afirmar que a

metodologia de pesquisa utilizada neste projeto é a Empírica Descritiva. Justifica-se neste trabalho a pesquisa empírica pela necessidade de coleta de dados reais de um objeto de pesquisa, no qual o modelo conceitual deste objeto é confrontado com a realidade e o modelo computacional pretende representar o comportamento de uma situação real específica e faz referência a este objeto empírico específico. Além disso, consiste em uma pesquisa Descritiva uma vez que este trabalho se preocupa em gerar uma contribuição acadêmica no conhecimento em relação a influência do fator humano em um processo produtivo, através da aplicação da Simulação Baseada em Agentes em conjunto com a Simulação a Eventos Discretos.

4.3 METODOLOGIA DE PESQUISA QUANTITATIVA

Martins (2010), atesta a existência de quatro métodos de pesquisa apropriados para a condução de uma pesquisa quantitativa em engenharia de produção: a Survey, a Modelagem e Simulação, a Experimentação e o Quase- Experimento.

Chung (2004) define Modelagem e Simulação como "o processo de criar e experimentar um sistema físico através de um modelo matemático computadorizado". Neste método, o pesquisador manipula as variáveis de entrada e seus níveis, mas não o faz na realidade, utilizando para isso um modelo de pesquisa, podendo haver ou não a criação de um modelo computacional para manipular as variáveis do modelo (MARTINS, 2010).

Para Hillier e Lieberman (2010), se o modelador for capaz de construir um modelo matemático que seja, ao mesmo tempo, uma representação razoável do problema e passível de ser solucionado, essa abordagem deve ser preferida em relação à simulação. Contudo, inúmeros problemas são muito complexos para permitir o uso dessa metodologia, fazendo com que a simulação seja, na maioria das vezes, a única abordagem prática para resolução do problema.

Para Montevechi *et al.* (2007) e Aghaie e Popplewell (1997), a simulação traz mais benefícios em comparação à experimentação direta em sistemas reais. Por meio deste método, o sistema modelado pode ser examinado sob condições controladas e experimentações podem ser realizadas sem riscos ou custos para o sistema real.

Dessa forma, levando-se em conta o que foi apresentado anteriormente sobre os possíveis métodos para uma pesquisa quantitativa, optou-se por utilizar o método de pesquisa da Modelagem e Simulação na condução dessa dissertação.

4.4 ETAPAS DA PESQUISA DE MODELAGEM E SIMULAÇÃO

Uma importante contribuição para o estudo de métodos de pesquisa em simulação foi o trabalho apresentado por Mitroff *et al.* (1974). Quando se fala de um método de pesquisa para utilização da simulação como método científico, este é o mais antigo método já desenvolvido para este fim, e com isso serviu como fundamento para diversos outros métodos propostos por inúmeros outros autores. De acordo com Costa (2010), analisando diversos trabalhos sobre o assunto que podem ser encontrados na literatura, como por exemplo Banks (1998), Banks *et al.* (2005), Montevechi *et al.* (2007), Sánchez (2007), Pinho (2008), Sargent (2009), Law (2009), Chwif e Medina (2010), é notável que muitos destes novos métodos propostos se aproximam dos conceitos e da estrutura preconizada no trabalho de Mitroff *et al.* (1974). Este modelo é apresentado na Figura 4.1.

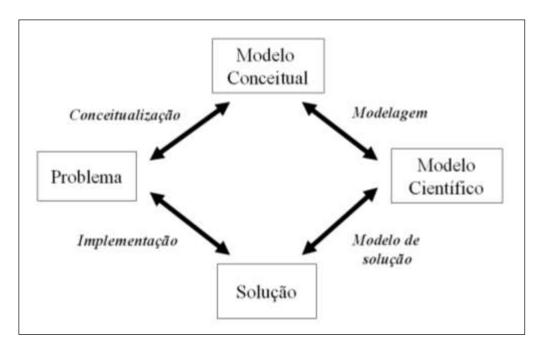


Figura 4.1 – Estrutura de pesquisa em simulação.

Fonte: Adaptado de Mitroff et al. (1974)

Este modelo permite a representação de inúmeras maneiras de se fazer ciência por meio da simulação. Um ciclo de pesquisa pode começar e terminar em qualquer uma das fases do método, desde que o pesquisador esteja consciente das partes específicas do processo de solução que conduz e, consequentemente, dos resultados que pode trazer (MITROFF *et al.*, 1974). Neste modelo, a abordagem operacional de pesquisa consiste de quatro fases: Conceitualização, Modelagem, Modelo de Solução e Implementação.

Na Conceitualização, conforme Bertrand e Fransoo (2002), o pesquisador desenvolve o modelo conceitual do problema e do sistema sob estudo, toma decisões sobre as variáveis que precisam ser adicionadas ao modelo e define o alcance do problema e do modelo. Esta etapa consiste basicamente em uma atividade onde se inicia a definição do problema a ser resolvido. Exige a capacidade de se pensar globalmente e em termos mais intuitivos. É normalmente uma atividade realizada pela comunidade científica e pelos interessados no problema. O modelo científico que deriva do modelo conceitual requer habilidades analíticas e formais. A validação consiste no grau de correspondência entre a realidade e o modelo (PAIVA, 2010; MIRANDA, 2012).

Na etapa de Modelagem, o pesquisador constrói o modelo quantitativo, definindo as relações causais entre as variáveis. Na etapa seguinte, Modelo de Solução, a matemática desempenha um papel fundamental e o modelo científico é resolvido utilizando-se algum método matemático.

Por fim, a Implementação, consiste em derivar ações a partir da solução. A solução encontrada é aplicada ao sistema real, após o qual um novo ciclo pode recomeçar. Esta etapa requer a habilidade de trazer uma mudança social significativa, e está normalmente relacionada aos gestores. Essa fase é considerada a fase mais difícil, pois muitas vezes o que constitui um problema e solução para o pesquisador pode não coincidir com o problema que o gestor encontra e a solução desejada por (PAIVA, 2010).

Conforme já citado neste capítulo, outros autores, tendo como referência o método proposto por Mitroff *et al.* (1974), elaboraram diferentes métodos para aplicação da simulação. Um desses métodos proposto por Montevechi *et al.* (2010) e utilizado nesta pesquisa é apresentada na Figura 4.2. Os autores construíram um fluxograma de forma a representar a lógica de um projeto de simulação que usa o planejamento e análise de experimentos para conduzir a fase de análise dos resultados do modelo de simulação. Neste método tem-se que três modelos devem ser confeccionados: o modelo conceitual, o modelo computacional e o modelo operacional. Da mesma forma, estes modelos devem ser validados e verificados.

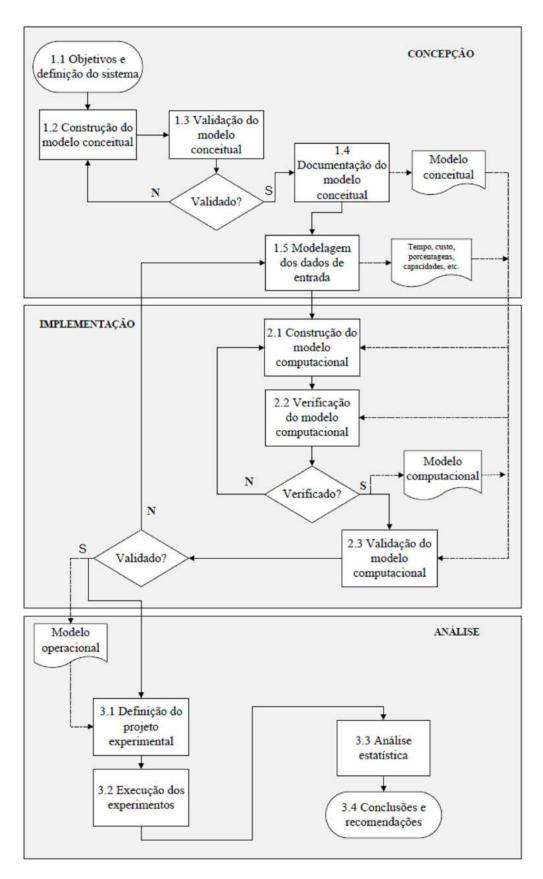


Figura 4.2 – Fases de um projeto de simulação.

Fonte: Montevechi et al. (2010).

Desta forma, a estrutura proposta por Montevechi *et al.* (2010) é importante para guiar o pesquisador ao longo do projeto, uma vez que traz uma sequência lógica de etapas a serem cumpridas em um projeto de simulação.

Um projeto envolvendo modelagem e simulação começa com a fase de concepção, na qual o analista de simulação deve entender claramente o sistema a ser simulado e os seus objetivos, através da discussão do problema com especialistas. Assim, o modelo que está na mente do analista (modelo abstrato), deve ser transformado em um modelo conceitual através de alguma técnica de representação de modelo de simulação para que outras pessoas possam entendê-lo. Os dados de entrada também devem ser coletados nesta fase (CHWIF e MEDINA, 2007).

De acordo com Shannon (1975), há uma constante interação entre a construção do modelo conceitual e a coleta dos dados. No entanto, Pidd (2000) ressalta que é importante que o modelo é que deve dirigir a coleta de dados e não vice-versa. Segundo Law (1991), a etapa de criação do modelo conceitual é o aspecto mais importante de um estudo de simulação. Chwif e Medina (2007) dedicam uma atenção especial a este modelo, uma vez que, segundo eles, muitos trabalhos de simulação não demonstram esta etapa. Segundo Perera e Liyanage (2000), a modelagem conceitual pode aumentar a qualidade dos modelos de simulação e ainda reduzir o tempo necessário para a construção dos modelos computacionais.

Nesta pesquisa, o modelo conceitual foi o ponto de partida, fornecendo informações ao modelo computacional. A representação do modelo conceitual foi desenvolvida na forma de um mapeamento de processo, realizado através de uma técnica selecionada. De acordo com Leal (2003) e Pinho, Leal e Almeida (2006), estas técnicas devem ser selecionadas de acordo com as características do processo e os objetivos do trabalho. Além disto, os mapas gerados não devem ser caracterizados como um fim, mas um meio factível para visualização de melhorias.

Na fase de implementação do modelo, o modelo conceitual é convertido em um modelo computacional através da utilização de alguma linguagem de simulação ou de um simulador comercial. O modelo computacional implementado deve ser comparado frente ao modelo conceitual, com a finalidade de avaliar se a sua operação atende ao que foi estabelecido na etapa de concepção. Alguns resultados devem ser gerados para a validação

do modelo computacional, observando-se se o modelo é uma representação precisa da realidade (CHWIF e MEDINA, 2007).

Em seguida, o modelo computacional deve passar por dois procedimentos fundamentais em um estudo de simulação: a validação e a verificação. O termo validação se refere ao modelo conceitual, ou seja, consiste em aceitar ou não o modelo como uma boa representação do sistema real. Embora exista a validação operacional atribuída ao modelo computacional, que consiste em se utilizar técnicas estatísticas, como testes de hipóteses, para comparar os dados reais e simulados. O termo verificação está relacionado ao modelo computacional, ou seja, consiste em se comprovar que o modelo conceitual foi corretamente representado através de um modelo computacional. Em outras palavras, verificar se o modelo está sendo construído de forma correta. A verificação também consiste em eliminar do modelo os erros de programação, através de depuradores presentes nos próprios softwares de simulação (CHWIF e MEDINA, 2007).

Na fase de análise, após a verificação e validação do modelo computacional, o modelo computacional está pronto para a realização de experimentos, dando origem ao modelo experimental ou modelo operacional. Nesta etapa são efetuadas várias simulações do modelo e os resultados são analisados e documentados. A partir dos resultados, pode-se obter conclusões e recomendações sobre o sistema. Caso necessário, o modelo pode ser modificado, e este ciclo é reiniciado. Apesar de estes passos estarem dispostos em certa sequência linear, isto não ocorre exatamente desta maneira em um estudo prático de simulação, e, segundo Paul (1992), pode haver várias iterações e realimentações no processo, à medida que o entendimento do problema muda.

4.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

O presente capítulo apresentou o método de pesquisa quantitativo a ser utilizado nessa dissertação. Pode-se verificar que, devido às características apresentadas pela modelagem e simulação, este método de pesquisa é o indicado para esse estudo. Apresentou-se, também, a classificação da pesquisa segundo Bertrand e Fransoo (2002). De acordo com os autores, pode-se classificar a presente pesquisa como Empírica Descritiva. Por fim, apresentou-se a sequência de passos para a condução de um estudo de simulação segundo Montevechi *et al.* (2010).

5. APLICAÇÃO DO MÉTODO

5.1. INTRODUÇÃO

Esta pesquisa foi desenvolvida durante o período de março de 2013 a abril de 2015, tendo a coleta de dados de entrada realizada no período de janeiro de 2014 a setembro de 2014. Cabe ressaltar que os dados de entrada desse modelo são as tomadas de tempo de cada processo realizadas através da cronoanálise. Dentro da metodologia de pesquisa utilizada, o estudo da simulação foi feito com base na proposta de Montevechi *et al.* (2010) apresentada na Figura 4.2, levando em conta três fases em um processo de simulação: a Concepção, seguida da Implementação e finalizando com a Análise.

Nos tópicos subsequentes serão apresentadas, de forma mais detalhada, cada uma das etapas desta metodologia, e o modo como foi norteada esta pesquisa.

5.2. CONCEPÇÃO

5.2.1. OBJETIVO E DEFINIÇÃO DO SISTEMA

No capítulo primeiro desta dissertação, foram apresentados os objetivos juntamente com as questões de pesquisa que nortearam essa dissertação. A presente pesquisa foi aplicada em uma linha de produção de placas de componentes eletrônicos de circuito impresso. Na empresa onde o estudo foi aplicado são produzidas placas para diferentes equipamentos eletrônicos, no entanto, para fins de pesquisa, optou-se por analisar o processo de produção de placas eletrônicas que são utilizadas em geladeiras domésticas, em cujo processo pode-se observar um elevado índice de trabalho manual.

Ao longo da linha de produção, as operações são executadas por quatorze operadores distribuídos em dez postos de trabalho referentes às etapas do processo. Para a produção destas placas em estudo, a linha apresenta uma saída média de 450 placas/dia de produção.

Como variável de saída nesta pesquisa optou-se pelo total produzido ao longo de uma semana de trabalho (considerando-se 5 dias de produção).

5.2.2. CONSTRUÇÃO DO MODELO CONCEITUAL

Para elaboração do modelo conceitual optou-se por utilizar a técnica de modelagem conceitual proposta por Leal (2008), o IDEF-SIM, metodologia focada em projetos de simulação, elaborada a partir de três técnicas de modelagem, o IDEF-0, IDEF-3 e o Fluxograma. Segundo os mesmos autores, esta técnica utiliza e adapta elementos lógicos das técnicas de modelagem já consagradas no Business Process Modelling (BPM), permitindo assim a elaboração de modelos conceituais com informações úteis ao modelo computacional. Além desta utilização, a técnica permite ainda uma documentação de modelos computacionais, facilitando o entendimento do projeto (LEAL *et al.*, 2009).

Para Montevechi *et al.* (2010), um fator de suma importância na pesquisa e proporcionada pela utilização do IDEF-SIM é a representação gráfica dos recursos humanos (operadores) inseridos no fluxo do processo ou na rede de transição de estados e objetos.

Segundo Oliveira (2010), a principal característica do IDEF-SIM é a identidade da sua lógica de aplicação com a lógica utilizada em Simulação a Eventos Discretos. Esta característica tem como objetivo criar um modelo conceitual do processo a ser simulado que contenha elementos requeridos na fase de modelagem computacional.

De acordo com Paiva (2010), com o IDEF-SIM, antes de se elaborar o modelo computacional é possível analisar quais recursos (operadores) serão analisados no modelo. Esta técnica possibilita também a um especialista em simulação e modelagem computacional conseguir construir um modelo computacional a partir de um modelo conceitual, mesmo sem ter acesso ao sistema real.

Conforme Leal (2008), a técnica IDEF-SIM reduz o tempo gasto na modelagem computacional, uma vez que regras envolvendo a movimentação, o uso de recursos e controles, além das transformações de entidades, possibilitam ao modelador construir um modelo conceitual mais próximo das exigências de um modelo computacional. Essa técnica poderá ser utilizada também na fase de documentação do modelo, para registrar a lógica do modelo, facilitando o trabalho de verificação e validação, além de permitir um maior entendimento por parte dos leitores do trabalho.

A seguir, são apresentados na Tabela 5.1 os elementos utilizados na técnica IDEF-SIM, bem como seus símbolos e técnica de origem.

Elementos Simbologia Técnica de origem IDEF3 (modo descrição das Entidade transições) Funções IDEF0 Fluxo da Entidade IDEF0 e IDEF3 IDEF0 Recursos Controles IDEF0 & Regra E Regras para fluxos paralelos IDEF3 Х Regra OU e/ou alternativos 0 Regra E/OU Movimentação Fluxograma IDEF0 e IDEF3 Informação explicativa Fluxo de entrada no sistema modelado Ponto final do sistema Conexão com outra figura

Tabela 5.1 – Simbologia utilizada na técnica IDEF-SIM.

Fonte: Leal (2008)

Em seguida, segundo Leal, Almeida e Montevechi (2008), detalha-se a função de cada elemento apresentado na Tabela 5.1:

• Entidade: são os itens a serem processados pelo sistema, representando matéria-prima, produtos, pessoas, documentos, entre outros. Elas podem ser agrupadas ou divididas ao longo do processo produtivo e são movimentadas por meios próprios ou por meio de recursos. Uma vez representada, o símbolo somente aparecerá no momento em que uma nova entidade for criada. Desta forma, torna-se claro o número de entidades a ser utilizada e em que pontos do modelo a entidade sofrerá uma transformação;

- Funções: representam os locais onde a entidade sofrerá alguma ação. Entendese como funções postos de trabalho, esteiras de movimentação, filas e estoques, postos de atendimento. Estas funções podem modificar uma entidade, como no caso de postos de trabalho, ou mesmo alterar o ritmo de tempo desta entidade no fluxo, como uma espera (fila, estoque);
- Fluxo da entidade: direcionamento da entidade dentro do modelo, caracterizando os momentos de entrada e saída da entidade nas funções;
- Recursos: representam elementos utilizados para movimentar as entidades e
 executar funções. Os recursos podem representar pessoas ou equipamentos.
 Em um sistema pode haver recursos estáticos ou dinâmicos. Os recursos
 estáticos não são dotados de movimento. Os recursos dinâmicos, por sua vez,
 podem se mover sobre um caminho definido;
- Controles: regras utilizadas nas funções, como sequenciamento, regras de filas, programações, entre outros;
- Regras para fluxos paralelos e/ou alternativos: estas regras são chamadas de junções, na técnica IDEF3. Dois ou mais caminhos, após uma função, podem ser executados juntos (junção E), ou de forma alternativa (junção OU), ou permitindo ambas as regras (junção E/OU);
- Movimentação: representa um deslocamento de entidade, no qual o modelador acredita possuir efeito importante sobre o modelo. Ao representar este elemento, espera-se encontrar no modelo computacional uma programação específica para este movimento, como tempo gasto e recurso utilizado;
- Informação explicativa: utilizado para inserir no modelo uma explicação, com o objetivo de facilitar o entendimento do modelo;
- Fluxo de entrada no sistema modelado: define a entrada ou criação das entidades dentro do modelo;
- Ponto final do sistema: defini o final de um caminho dentro do fluxo modelado;
- Conexão com outra figura: utilizado para dividir o modelo em figuras diferentes.

Desta forma, conhecendo então os símbolos, suas funções e descrições e a forma de se projetar o modelo conceitual através do IDEF-SIM, foi elaborado com base no *layout* de trabalho da linha em estudo, o modelo conceitual do processo, representado na Figura 5.1.

O modelo conceitual construído, foi elaborado em parceria com um pesquisador que desenvolve uma outra pesquisa utilizando este mesmo processo e também com a mesma modelagem conceitual, porém com um enfoque diferente do que se busca nesta dissertação

A Figura 5.1 apresenta o modelo conceitual obtido através da técnica de modelagem IDEF-SIM. Este modelo conceitual indica cada uma das funções contidas no processo, também chamadas de etapas do processo de produção, juntamente com a posição dos operadores e as respectivas funções em que estão inseridos. São representados os 14 operadores que atuam nessa linha de produção, uma entidade denominada Placa, que se refere à placa de circuito impressa que entra na linha de produção, sofre as alterações do processo e termina como a Placa finalizada e pronta para ser embalado para o cliente. Também se verifica a presença de um Controle aplicado a determinadas funções, a Folha de processos, utilizada no intuito de se padronizar as atividades na linha de produção.

Na etapa 1, montagem PTH01, os primeiros componentes eletrônicos são inseridos na placa manualmente por meio de um operador que utiliza como referência a folha de processo 1 que serve para indicar onde cada componente deveria ser colocado; Na etapa 2, montagem PTH02, mais componentes eletrônicos eram inseridos na placa manualmente por meio de um operador que utilizava como referência a folha de processo 2, semelhante ao primeiro processo; A terceira etapa, montagem PTH03, representa a última parte da inserção de componentes eletrônicos na placa, também realizada por um operador que utilizava como referência a folha de processo 3, de forma similar aos dois processos anteriores.

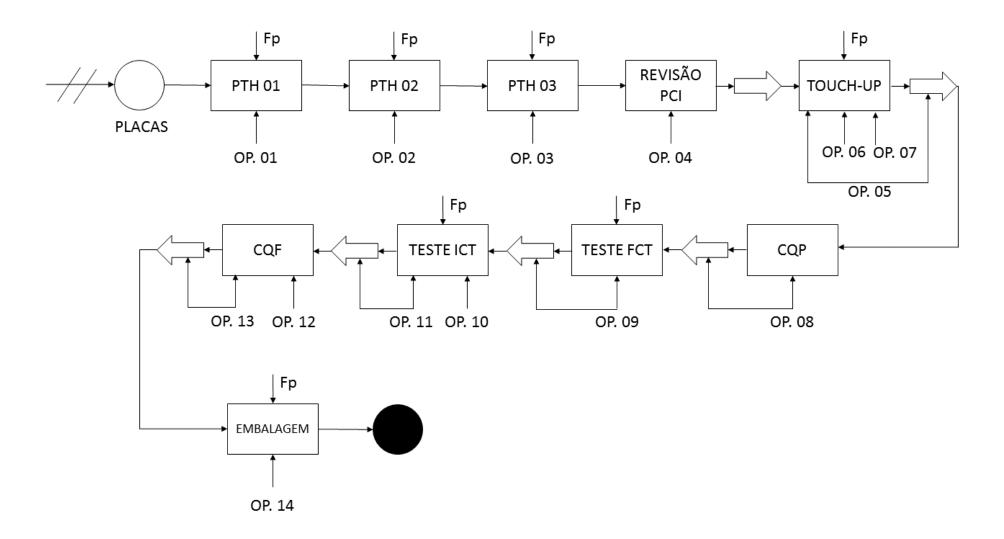
Na etapa 4, revisão da PCI, um operador é responsável por verificar se a montagem PTH, realizada nas três etapas anteriores estava correta; segue-se então para a etapa 5, Touch-up, nessa etapa três operadores observando as orientações da folha de processo realizam a inserção de componentes mais críticos do ponto de vista da montagem. Ou seja, componentes mais trabalhosos para inserir e que requerem vários pontos de solda específicos.

Na sexta etapa, CQP (Controle de Qualidade da Produção), um operador tem como tarefa verificar se até esse estágio a placa está corretamente montada e se todas as soldas da

placa estão feitas e se não há nenhum curto-circuito ou sujeira na mesma. Na etapa 7, teste FCT (Teste Funcional), o operador é responsável por verificar se a placa está funcionando corretamente, ou seja, para garantir que o dispositivo em teste cumpra todas as suas especificações técnicas. Logo o objetivo desse teste FCT é imitar ou simular o ambiente operacional do produto, a fim de verificar a sua correta funcionalidade.

Na etapa 8, teste ICT (Teste do Circuito), dois operadores são responsáveis por verificar se o circuito da placa está funcionando corretamente. Uma sonda elétrica testa a placa, verificando curtos, aberturas, resistência, capacitância e outros parâmetros base que irão mostrar se a montagem e o primeiro teste foram corretamente executados nas etapas anteriores. Para se realizar esse teste é usado uma cama de pregos tipo dispositivo de ensaio.

A etapa 9, CQF (Controle da Qualidade Final), conta com dois operadores que são responsáveis por fazer uma última inspeção de qualidade na placa e fazer o lançamento de alguns parâmetros no sistema da empresa. Por fim, na última etapa, embalagem, um operador faz a embalagem da placa, usando material anti-estático e por fim coloca em uma embalagem própria conforme a especificação do cliente.



 $Figura\ 5.1-Modelo\ conceitual\ do\ processo\ em\ estudo\ representado\ por\ IDEF-SIM$

5.2.3. VALIDAÇÃO DO MODELO CONCEITUAL

A etapa da validação do modelo conceitual consiste em aceitar ou recusar o modelo construído. Considerando se este modelo corresponde ou não a uma boa representação do sistema real. A técnica de validação preliminar que foi utilizada para essas avaliações é a validação face-a-face (presencial).

Para Sargent (2009), na validação face-a-face (presencial) os especialistas sobre o sistema irão avaliar o modelo conceitual para determinar se ele está correto e razoável para a sua finalidade. Isso geralmente requer análise do fluxograma ou do modelo gráfico, ou do conjunto de equações do modelo.

A modelagem conceitual não apresentou grande dificuldade para ser desenvolvida, uma vez que houve o contato constante com os conhecedores do processo produtivo. Nesta pesquisa, a validação face-a-face (presencial) foi realizada em três etapas:

- Primeira validação face-a-face (presencial): Essa validação foi realizada por um especialista da técnica de modelagem IDEF-SIM que não conhece a linha de produção.
- Segunda validação face-a-face (presencial): Essa validação foi realizada por um especialista do sistema que conhece o processo de montagem e que desconhece a técnica de modelagem IDEF-SIM.
- Terceira validação face-a-face (presencial): Essa validação foi realizada por uma pessoa que conhece a técnica de modelagem IDEF-SIM e também conhece a linha de produção.

5.2.4. DOCUMENTAÇÃO DO MODELO CONCEITUAL

Após a validação do modelo conceitual através da validação face-a-face (presencial), este modelo foi documentado através da técnica de modelagem conceitual IDEF-SIM que foi apresentada anteriormente na Figura 5.1.

5.2.5. MODELAGEM DOS DADOS DE ENTRADA

De forma a se fazer a modelagem dos dados de entrada, foi observado todo o processo e foram levantados todos os dados necessários para a elaboração do modelo conceitual e do modelo computacional.

Primeiramente observou-se o tempo de trabalho dos operadores, representado pelo turno de serviço. A empresa trabalha em apenas um turno, iniciando o expediente as 07h40min e encerrando as 17h00min, contando com um intervalo reservado para o almoço dos operadores entre 11h40min e 13h00min.. Trabalha-se semanalmente de segunda-feira a sexta-feira, completando-se assim um regime de trabalho de 40 horas semanais.

Desta forma, foi realizada a etapa da cronoanálise, que significa a medição dos tempos de processamento de cada um dos dez processos que compõem esta linha de produção. A cronoanálise foi realizada por um período de 9 meses, compreendido entre janeiro e setembro de 2014, obtendo assim 300 medições para cada processo, medições estas variando ao longo de todo o turno de trabalho, e variando também ao longo da semana, acumulando um total de 3000 tempos processados para os dez processos.

A etapa da cronoanálise exigiu bastante tempo e trabalho, visto que as medições de um mesmo processo eram feitas levando-se em consideração o mesmo operador realizando as tarefas deste mesmo processo (produção de placas de circuito para geladeiras).

Dessa forma, com os dados dos tempos de processamento de cada operação coletados, utilizou-se a ferramenta StatFit® do software Promodel®, que é usada para estudo de distribuições de probabilidade. Através do teste realizado com este procedimento, foi possível identificar qual a distribuição de probabilidades fornecia a melhor representação dos dados de entrada, bem como a classificação das distribuições de acordo com o melhor ajuste, sua aceitação ou não como boa representação dos dados, assim como seus respectivos parâmetros de média e desvio padrão.

Na tabela abaixo, são representadas as distribuições obtidas para o tempo de processamento de cada um dos processos, juntamente com a média e desvio padrão de cada uma dessas distribuições. Foram encontradas distribuições Normais (N) e distribuições Uniformes (U) para cada uma das etapas do processo produtivo.

As distribuições obtidas e apresentadas na Tabela 5.2 serão utilizadas na modelagem computacional, definindo assim o tempo de processamento de cada operação na linha de produção. Serão inseridas no modelo que será desenvolvido por meio do software AnyLogic®.

Tabela 5.2 - Distribuição obtida para os tempos de processamento coletados através da cronoanálise

Etapa do Processo Produtivo	Distribuição de Probabilidade (s)
PTH 01	Normal (65,8; 9,84)
PTH 02	Normal (57,3; 7,28)
PTH 03	Normal (48,1; 5,39)
Revisão PCI	Uniforme (77; 97)
TOUCH-UP	Uniforme (140; 226)
CQP	Normal (72,9; 10,1)
Teste FCT	Normal (38,2; 4,24)
Teste ICT	Normal (154; 14,2)
CQF	Normal (86,7; 7,26)
Embalagem	Normal (17,5; 1,45)

5.3. IMPLEMENTAÇÃO

A primeira etapa do método proposto por Montevechi *et al.* (2010) foi concluída com a validação do modelo conceitual, feita através da validação face-a-face (presencial) e detalhada nos subitens anteriores. Finalizada esta etapa, dá-se seguimento ao método, iniciando agora a construção do modelo computacional através do software de simulação AnyLogic®.

5.3.1. CONSTRUÇÃO DO MODELO COMPUTACIONAL

O software AnyLogic® foi escolhido para a modelagem computacional dessa pesquisa, uma vez que, mediante os inúmeros softwares disponíveis no mercado para aplicação da simulação computacional é o único (até o término do desenvolvimento dessa pesquisa) que possibilita a criação de um modelo computacional integrando a Simulação Baseada em Agentes com a Simulação a Eventos Discreto. Não é um software gratuito, e para o desenvolvimento da pesquisa o Núcleo de Estudos Avançados para Auxílio à Decisão – NEAAD da Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI adquiriu licenças para a utilização do mesmo.

Para se desenvolver um modelo computacional através do AnyLogic® há uma grande variedade de ferramentas para serem utilizadas na interface do software, que utiliza da

linguagem de programação JAVA. Serão apresentados na sequência os elementos que serão utilizados na construção do modelo, suas definições e funcionamentos.

- Entity (Entidade) Entidade é uma classe base para todas as entidades que são gerados, recursos de acesso, e fazem parte do fluxo do processo em modelos criados com o AnyLogic®. Uma entidade pode representar uma pessoa, um documento, um papel, um pedaço de informação, um veículo qualquer coisa que seja um objeto no processo. Entidade é na verdade uma classe regular com funcionalidade suficiente para manusear e animar os objetos. Pode-se estender essa funcionalidade através da adição de campos e funções personalizadas e acessá-los a partir do modelo de processo. São geradas por Source, Split, Combine e alguns outros objetos da biblioteca do software.
- Source (Fonte) Gera as entidades. Normalmente é um ponto de partida de um modelo de processo. As entidades podem ser de uma classe genérica ou de qualquer subclasse definido pelo usuário. Pode-se personalizar as entidades geradas especificando qual construtor deve ser chamado, que ação deve ser realizada antes da entidade sair do objeto Source, e qual deve ser a forma de animação associada com a entidade. Há diversas maneiras para se definir quando e quantas entidades devem ser geradas. Pode-se usar uma taxa de chegada (e alterá-lo dinamicamente), o tempo entre chegadas, taxa definida por uma programação, programação de horários de chegada e quantidades exatas. Pode-se também definir o número de entidades em cada chegada e limitar o número total de chegadas. Um exemplo de Source na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.2.

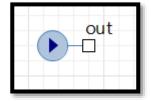


Figura 5.2 - Representação computacional do Source no AnyLogic®

 Resource (Recurso) - Recurso é uma classe base para todas as unidades de recursos na Biblioteca do software. Pode-se estender essa funcionalidade através da adição de campos e funções personalizadas e acessá-los a partir do modelo de processo. Os recursos são usados para transportar as entidades, executar operações, realizar manutenção nos locais, podendo ser pessoas ou equipamentos. Um sistema pode ter um ou mais recursos, sendo dotado de movimento ou não. Pode-se também descobrir se uma unidade de recurso está ocupada ou livre e também obter a utilização de uma unidade. Os recursos podem ser de três tipos: estáticos, dinâmicos ou portáteis. Recursos estáticos são ligados a um local específico dentro da rede e não podem mover-se ou serem movidos. Recursos dinâmicos podem se mover por conta própria, eles podem representar pessoal, veículos, etc., recursos portáteis podem ser movidos por entidades ou por recursos móveis. Um exemplo de *Resource* na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.3.

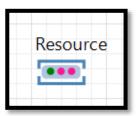


Figura 5.3 - Representação computacional do Resource no AnyLogic®

• Service (Processo) - Processo define um grupo de objetos de serviços físicos semelhantes a realizarem operações. Permite definir filas e operações em qualquer combinação e especificando as políticas de serviço. Comporta um determinado número de unidades de recursos, define o tempo de processamento da operação. Um exemplo de Service na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.4.

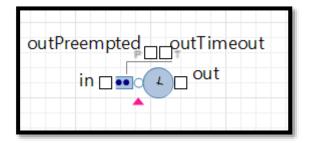


Figura 5.4 – Representação computacional do Service no AnyLogic®

• Queue (Fila) - Uma fila (buffer) de entidades à espera de ser aceita pelo próximo objeto (s) (Service) no fluxo do processo, ou um dispositivo de

armazenamento de propósito geral para as entidades. Opcionalmente, pode-se associar um tempo máximo de espera com uma entidade, remover as entidades de programação a partir de qualquer posição na fila. A disciplina de fila pode ser FIFO (padrão), LIFO, ou com base na prioridade definida. Um exemplo de *Queue* na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.5.

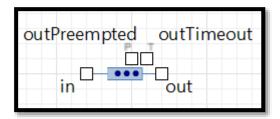


Figura 5.5 - Representação computacional do Queue no AnyLogic®

• Delay - A função Delay é frequentemente necessária em sistemas dinâmicos para a modelagem de efeitos de atraso, ou seja, situações em que é necessário algum tempo para a tomada de decisão, ou para a ocorrência de algum processo antes que a ação seja tomada, e etc. Um exemplo de Delay na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.6.

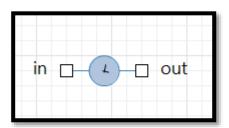


Figura 5.6 – Representação computacional do Delay no AnyLogic®

• Sink - Normalmente é usado como um ponto final em um modelo de processo. A menos que se use o Sink, as entidades não saem do modelo (portanto, você não deve deixar o modelo desconectado, no final de um processo, mas terminar o processo com tal objeto). Um exemplo de Sink na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.7.

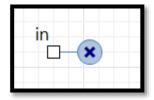


Figura 5.7 - Representação computacional do Sink no AnyLogic®

• Variables (Variáveis) - As variáveis são geralmente usadas para armazenar os resultados de simulação do modelo ou para modelar algumas unidades de dados ou características do objeto, mudando ao longo do tempo. AnyLogic® suporta dois tipos de variáveis - variáveis e coleções. Variável sempre tem algum valor atribuído. Especifica-se o valor inicial da variável na respectiva propriedade durante a modelagem. Um exemplo de Variable na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.8.

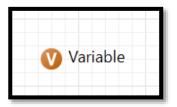


Figura 5.8 – Representação computacional da Variable no AnyLogic®

Parameters (Parâmetros) - Os parâmetros são frequentemente usados para representar algumas características do objeto modelado. São úteis quando instâncias de objetos têm o mesmo comportamento descrito na classe, mas diferem em alguns valores de parâmetros. Todos os parâmetros são visíveis e mutáveis ao longo da execução do modelo. Assim, pode-se simplesmente ajustar o seu modelo, alterando os parâmetros em tempo de execução. Se precisar, pode-se definir a ação a ser executada em uma mudança de parâmetro. Há uma clara diferença entre as variáveis e parâmetros. Uma variável representa um estado modelo, e podem mudar durante a simulação. Um parâmetro é comumente usado para descrever objetos estaticamente. Um parâmetro é normalmente uma constante em uma única simulação, e é alterada somente quando se precisa ajustar o seu comportamento do modelo. Um exemplo de *Parameter* na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.9

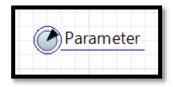


Figura 5.9 - Representação computacional do Parameter no AnyLogic®

- Schedule (Calendário) elemento especial que permite definir a forma como algumas alterações de valor no tempo de acordo com o padrão cíclico definido.
 O Schedule é frequentemente usado para definir:
 - Calendário de recursos;
 - Tempos de geração entidade ou padrão cíclico da taxa de chegada entidade no objeto de origem.

Um exemplo de *Schedule* na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.10.

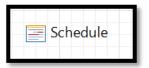


Figura 5.10 - Representação computacional do Schedule no AnyLogic®

 Event (Evento) - Evento é a maneira mais simples de se programar alguma ação no modelo. Assim, os eventos são comumente usados para modelar atrasos, tempos de espera, funções e etc.. Um exemplo de *Event* na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.11.



Figura 5.11 – Representação computacional do Event no AnyLogic®

 Agent (Agente) - Os agentes podem representar: veículos, unidades de equipamentos, projetos, produtos, ideias, organizações, investimentos, pedaços de terra, pessoas em diferentes papéis, etc. Agente é uma unidade de design do modelo que pode ter comportamento, memória (história), o calendário, contatos, etc. Dentro de um agente pode-se definir variáveis, eventos, diagrama de estados e fluxo de diagramas. Pode-se além disso incorporar outros agentes, adicionar fluxogramas de processo. O projeto de um agente normalmente começa com a identificação de seus atributos, comportamentos e interface com o mundo externo. Em caso de grande número de agentes com ligações dinâmicas (como as redes sociais) agentes podem se comunicar por funções. O estado interno e o comportamento do agente podem ser implementados de diferentes maneiras. Um exemplo de *Agent* na interface do AnyLogic® pode ser observado na Figura 5.12



Figura 5.12 - Representação computacional do Agent no AnyLogic®

De posse do conhecimento e entendimento de cada uma dessas ferramentas do AnyLogic® a serem utilizadas, é possível iniciar a modelagem computacional.

Conforme abordado nesta pesquisa, no Capítulo 1, tem-se como objetivo desenvolver uma modelo computacional através da integração de duas técnicas de simulação: a SED e a SBA. Para tanto, de forma a se cumprir um dos objetivos específicos da pesquisa, desenvolveu-se primeiramente um modelo computacional considerando apenas a Simulação a Eventos Discretos. Com isso, será possível fazer a comparação com o modelo que abrangerá a integração das duas técnicas. Segue abaixo algumas especificações da produção utilizadas na modelagem computacional:

• Tempo de trabalho por dia: 8 horas;

• Início do expediente: 07h40min;

• Fim do expediente: 17h00min;

• Horário de almoço: 11h40min às 13h00min;

• Dias de trabalho durante a semana: segunda à sexta-feira.

O processo de fabricação em estudo nesta pesquisa é composto por dez etapas de trabalho, cada uma dessas etapas com um processo diferente, conforme foram explicados anteriormente.

Para a exata representação do processo, foram contabilizados os operadores envolvidos em cada etapa dos processos ao longo da linha de produção. A Tabela 5.3 apresenta a relação de operadores por posto de trabalho.

Tabela 5.3 – Relação de operadores por posto de trabalho.

Etapa do Processo	Número de operadores
Produtivo	Envolvidos
PTH 01	1 operador
PTH 02	1 operador
PTH 03	1 operador
Revisão PCI	1 operador
TOUCH-UP	3 operadores
CQP	1 operador
Teste FCT	1 operador
Teste ICT	2 operadores
CQF	2 operadores
Embalagem	1 operador

A linha de produção é abastecida pela chegada das placas de circuito impresso no início das operações, no primeiro posto de trabalho, o PTH01. Também foi coletado os dados de entrada dessas placas ao longo do dia, para que fosse inserido na modelagem computacional. A taxa de chegada dessas placas é de 500 peças/dia, sendo armazenadas num estoque inicial para abastecer o primeiro posto de trabalho, de forma a não interromper a produção pela falta do produto a ser transformado.

Definiu-se então para início da modelagem computacional a *Entity* (entidade) Placa. Na tela das características da entidade, definiu-se uma taxa de chegada de 500 peças/dia. Após a definição da entidade, foram criados os *Resourceres* (Recursos). Nesse primeiro modelo da Simulação a Eventos Discretos foram criados 14 recursos, cada um deles representando um operador envolvido na linha de produção. Cada um desses recursos recebe as informações do calendário de produção, especificando que o trabalho é desenvolvido de segunda a sexta-feira. Cada um dos recursos foi nomeado como "OP N", onde N representa o número do operador, iniciando em 1 terminando em 14.

Criou-se então 10 *Parameters* (Parâmetros) do tipo *double* para receberem as distribuições de probabilidade correspondente ao tempo de processamento de cada uma das atividades contidas no processo. Cada Parâmetro recebeu o nome Tempo (Nome do processo) para que fossem diferenciados entre si. Inseriu-se em seguida o valor da distribuição conforme mostrado na Tabela 5.2.

A criação dos Services (Processos) se deu em seguida, criando-se dez postos de trabalho, cada um representando uma etapa da linha de produção sendo eles: PTH01, PTH02, PTH03, RevisãoPCI, TouchUp, CQP, TesteTesteFCT, TesteTesteICT, CQF e Embalagem. Em seguida foram inseridos em cada um dos Services a distribuição de probabilidade correspondente que define o tempo de execução das atividades do processo em cada etapa. Fez-se isso relacionando-se cada um dos Parâmetros com o respectivo Processo. Adicionalmente, relacionou-se cada um dos operadores com o *Service* onde desenvolvem suas funções, funções estas realizadas com a duração do tempo definido pelos Parâmetros a pouco criados.

Criou-se no início da linha uma Fonte (*Source*) de onde saem as entidades (Placa) e são inseridas na linha de produção. Uma fila (*Queue*) foi inserida no início da linha, entre a Fonte e o primeiro Processo (PTH01), chamada de FilaChegadaPlaca, onde é alocado o estoque inicial de placas antes destas serem iniciadas nos processos. Esta fila possui capacidade infinita, de forma que nunca falta placa para iniciar o processo.

Como foi detalhado anteriormente, a partir do quarto processo (RevisãoPCI) cria-se um pequeno estoque intermediário ao fim de cada operação. Estes estoques intermediários foram representados por um *Delay*, com uma capacidade de estocar 10 produtos intermediários. Quando ocorre a lotação deste estoque intermediário o operador responsável pelo Processo faz o transporte dessas peças para o processo seguinte. O tempo desse transporte definido no *Delay* varia entre 5 a 10 segundos, segundo a coleta de dados inicial, desta forma tem-se uma aleatoriedade na escolha deste tempo de transporte feita pelo software.

Para finalizar a modelagem, inseriu-se um *Sink* que recebe as entidades processadas ao longo da linha de produção, fazendo assim sua contagem e transferindo este valor de contagem para Variável (*Variable*) TotalProduzido, criada para receber a quantidade final de peças produzidas ao longo da simulação.

O primeiro modelo computacional desenvolvido na pesquisa está ilustrado na Figura 5.13 e apresentado posteriormente.

Terminada a primeira modelagem, onde foi usada a Simulação a Eventos Discretos para representação do processo, o modelo foi validado. Foi realizada a etapa de validação do modelo criado, esta etapa da pesquisa será apresentada com maiores detalhes posteriormente. Com isso, deu-se início à modelagem do segundo modelo proposto que abrange a Simulação Baseada em Agentes integrada à Simulação a Eventos Discretos. Dessa forma, partiu-se do primeiro modelo desenvolvido e a partir dele integrou-se a Simulação Baseada em Agentes.

O primeiro passo nessa nova modelagem foi inserir os Agentes, que é o grande diferencial da Simulação Baseada em Agentes. Foram criados 14 agentes no modelo, de forma que cada um desses agentes entra no processo como um operador, agora com mais autonomia, inteligência e pro-atividade. Cada agente foi nomeado seguindo a mesma ordem dos nomes dos operadores, sendo o primeiro op01 indo até o op14.

Com os agentes já inseridos no modelo, inicia-se a etapa onde será definido quais as características dos agentes/operadores serão analisadas através dessa simulação. Conforme detalhado anteriormente, nesta pesquisa busca-se descobrir a influência do fator humano em processos produtivos através do Ritmo Circadiano. Para isto, criou-se dentro de cada um dos agentes do modelo um Parâmetro, denominado HoraAcordar, que vai definir qual o horário em que o operador vai acordar antes de ir para o trabalho, sendo esta escolha decisão do agente/operador.

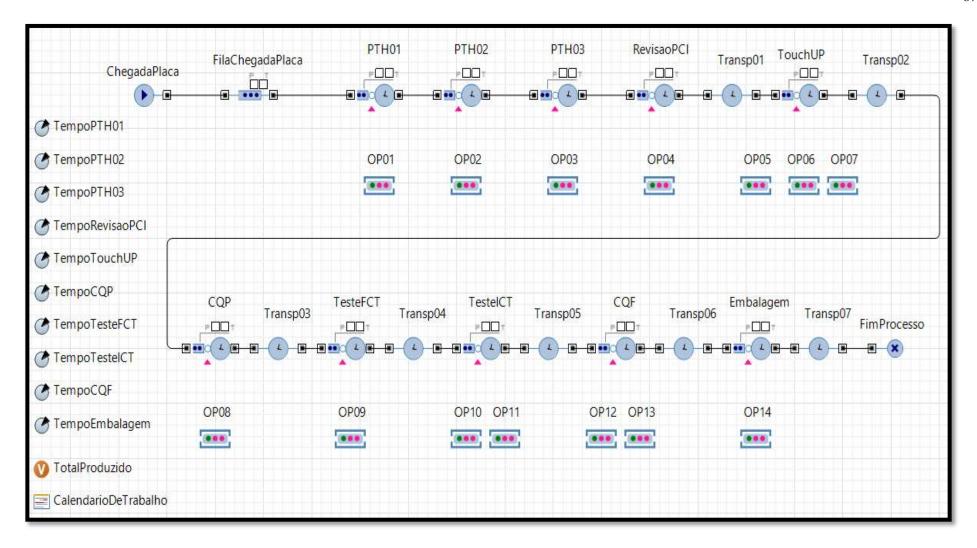


Figura 5.13 – Modelo Computacional para SED no AnyLogic®

Esta escolha foi limitada por uma faixa de horários levando em consideração o horário de início do trabalho na empresa (07h40min), faixa esta, definida entre as 05h00min e 7h00min. Desta forma, o agente "escolhe" a hora que deseja acordar neste intervalo prédefinido.

Criou-se em seguida os Eventos responsáveis pela consideração do ritmo circadiano nos agentes. Os eventos foram denominados CircadianoOP01 para o primeiro agente, CircadianoOP02 para o segundo e assim sucessivamente até o último agente. Nas configurações desse evento, definiu-se ser um evento cíclico, atualizado de hora em hora de forma a se agregar o ritmo circadiano na produção.

O ritmo circadiano entra de vez no processo através da Equação 1, definida por Spencer (1987), utilizando de duas variáveis acessíveis no modelo. A primeira delas é a hora do dia, por isso a atualização do evento de hora em hora, e a segunda é a hora que o agente acorda, definido anteriormente nos Parâmetros HoraAcordar. A Equação desenvolvida por Spencer (1987) permite o cálculo de um índice de produtividade de cada operador/agente, levando em conta a hora do dia e a hora que este acordou. A partir desse índice, é feito uma atualização no tempo gasto por cada agente no desenvolvimento de sua função na linha de produção. Esse cálculo realizado dentro dos eventos é realizado por meio da equação:

$$TempoOP = Tempo * (1 + Produtividade);$$
 (2)

Definidos os Parâmetros e os Eventos, o ritmo circadiano passou a estar inserido no processo e dessa forma pode ser comparado com modelos em que não estão inseridos. Com isso tem-se o segundo modelo computacional desenvolvido nesta pesquisa, modelo este criado através da integração das técnicas de Simulação a Eventos Discretos com a Simulação Baseada em Agentes. Em seguida é apresentado na Figura 5.14 este modelo computacional.

Finalizou-se assim a etapa da construção do modelo computacional.

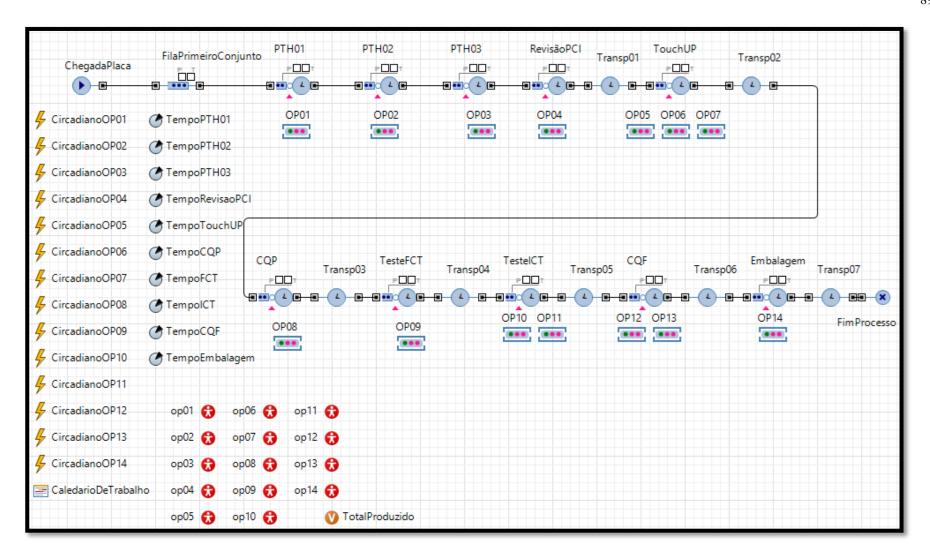


Figura 5.14 - Modelo Computacional com a integração da SBA com a SED no AnyLogic®

5.3.2. VERIFICAÇÃO DOS MODELO COMPUTACIONAIS

Segundo Sargent (2009), a verificação de um modelo computacional é definida para assegurar que a programação do modelo computacional e a implementação do modelo conceitual estejam corretas.

Por conseguinte, nesta etapa de verificação, realizou-se algumas execuções de cada um dos modelos computacionais para verificar se estavam seguindo as lógicas apontadas no modelo conceitual. Ao longo da verificação, foram encontrados alguns erros na programação que impediam que o modelo fosse executado. O próprio software de simulação contém depuradores que auxiliaram na identificação desses pequenos erros. Após corrigidos os erros, novas verificações foram feitas até que tudo estivesse em perfeito funcionamento. Uma vez validada a verificação dos modelos, foi possível registrar os modelos computacionais.

5.3.3. VALIDAÇÃO DO MODELO COMPUTACIONAL

Segundo Sargent (2009), a validação do modelo computacional determina se o comportamento da saída do modelo de simulação tem a precisão necessária para a finalidade do modelo sobre o domínio de aplicação a que o modelo se destina. Em outras palavras, validar um modelo é avaliar o quanto ele se aproxima do sistema real, assegurando que o modelo serve para o propósito que foi criado.

Ainda segundo o mesmo autor, há na literatura diversas técnicas de se fazer a validação da modelagem computacional, e o autor também descreve algumas delas. Na presente pesquisa a validação computacional será feita utilizando a técnica de validação estatística através do Teste de Hipóteses.

O Teste de Hipóteses foi realizado para ambos os modelos computacionais desenvolvidos. Busca-se através desse teste validar o modelo, ou seja, se comprovar que o modelo computacional corresponde à realidade. Inicialmente foi realizado um Teste de Normalidade com os resultados da simulação do Modelo 01 e do Modelo 02 para verificar se os dados dos modelos apresentam uma distribuição normal. Em ambas as distribuições foram alcançados valores para o *p-value* maiores que o nível de significância adotado 0,05 de forma que ambas as distribuições de resultados, tanto do Modelo 01, quanto do Modelo 02 podem ser aproximados por uma distribuição normal. Tais testes foram realizados através

do software Minitab® e os resultados alcançados estão representados abaixo nas Figuras 5.15 e 5.16:

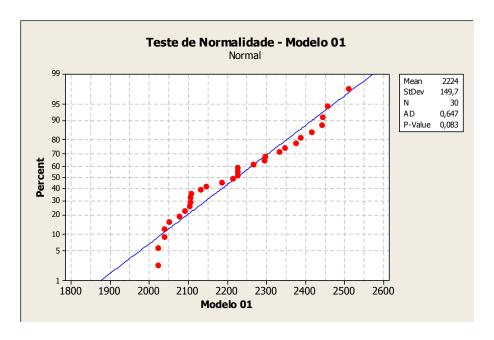


Figura 5.15 – Resultado do Teste de Normalidade para a simulação no Modelo 01

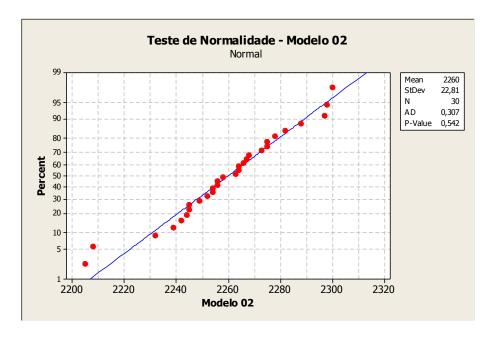


Figura 5.16 – Resultado do Teste de Normalidade para a simulação no Modelo 02

O passo seguinte foi comparar os resultados obtidos por cada um dos modelos com a produção real da linha, através da análise estatística *2-sample-t*, analisando as médias obtidas com os modelos simulados com a média real e com isso validarmos os Modelos 01 e 02.

Realizou-se então, o teste de variância entre o Modelo 01 e a produção real, e o Modelo 02 e a produção real. Para ambos os testes, o valor obtido para o *p-value* foi menor do que o valor de significância adotado (0,05), rejeitando assim em ambos os casos a hipótese nula que supunha que as variâncias dos modelos analisados fossem iguais e aceitando a hipótese alternativa de que as variâncias não são iguais. De posse desses resultados, iniciou-se o teste 2-sample-t trazendo como hipótese nula que as médias do total produzido no Modelo 01 (SED) e a produção Real são iguais, e a hipótese alternativa que essas médias não são iguais.

Como resultado, esse teste apresentou um *p-value* igual a 0,319 maior que 0,05, que valida o Modelo 01 e verifica a igualdade da média desse modelo com a média da produção Real. Dessa forma, o Modelo 01 que traz a Simulação a Eventos Discretos está estatisticamente validado e os resultados de sua simulação condiz com o resultado da produção Real. As Figuras 5.17 e 5.18 apresentam os gráficos gerados a partir dessa análise.

Da mesma forma, foi executado o teste 2-sample-t trazendo como hipótese nula que as médias do total produzido no Modelo 02 (SBA + SED) e a produção Real são iguais. Assim como no teste para o Modelo 01, o teste apresentou um p-value igual a 0,089 maior que 0,05, e dessa forma valida o Modelo 02 e confirma a igualdade da média desse modelo com a média da produção Real. Dessa forma, conclui-se também que o Modelo 02 que traz a integração da Simulação Baseada em Agentes com a Simulação a Eventos Discretos está estatisticamente validado e os resultados de sua simulação condizem com o resultado da produção Real. As Figuras 5.19 e 5.20 apresentam os gráficos gerados a partir dessa análise.

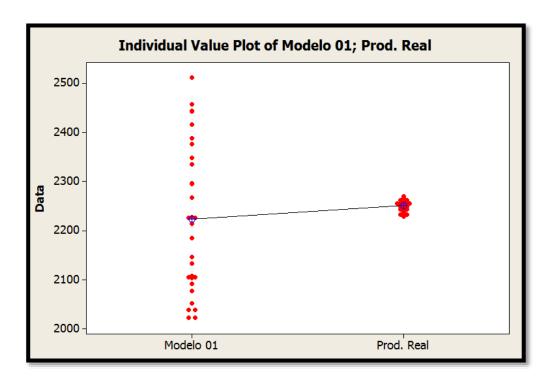


Figura 5.17 – Gráfico Individual Plot analisando a média do total produzido pelo Modelo 01 com a média da produção Real

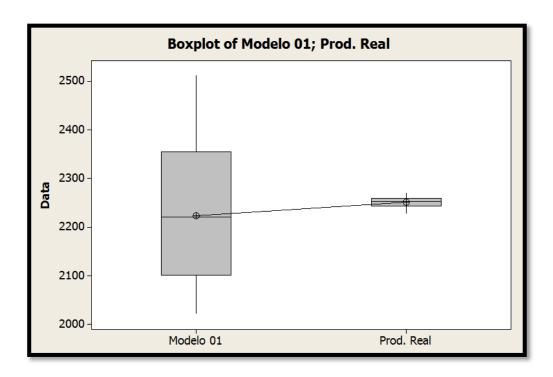


Figura 5.18 — Gráfico Boxplot com a comparação da média do total produzido pelo Modelo 01 com a média da produção Real

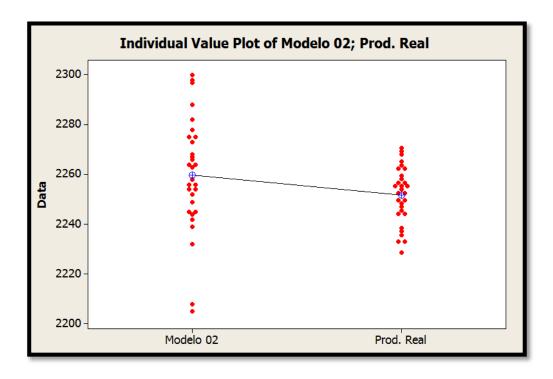


Figura 5.19 – Gráfico Individual Plot analisando a média do total produzido pelo Modelo 02 com a média da produção Real

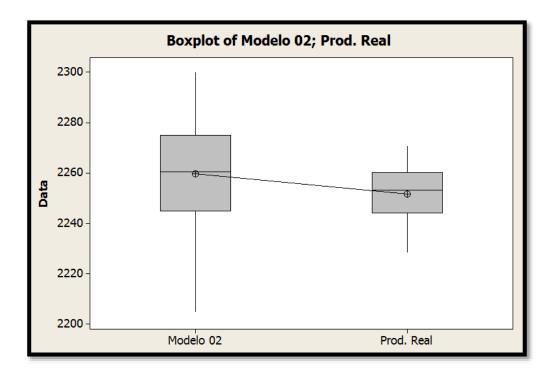


Figura 5.20 — Gráfico Boxplot com a comparação da média do total produzido pelo Modelo 02 com a média da produção Real

5.4. ANÁLISE

5.4.1. DEFINIÇÃO DO PROJETO EXPERIMENTAL

Conforme foi detalhado nos subitens anteriores, esta pesquisa teve como cerne a construção de dois modelos computacionais diferentes, sendo um utilizando as conhecidas técnicas da Simulação a Eventos Discretos e o segundo construído mediante a integração das técnicas de Simulação Baseada em Agentes com a Simulação a Eventos Discretos.

Definiu-se nesta pesquisa apenas um cenário de estudo, onde é considerada a coleta de dados dos tempos de processamento distribuídas ao logo de todo um dia de produção. Estes dados de tempos serão as entradas a serem inseridas no software de simulação, e foram coletados na linha de montagem, sob condições reais.

O mesmo cenário foi definido para ambos os modelos computacionais, de forma a estarem sob as mesmas condições e à vista disso realizar as comparações com os resultados obtidos das simulações.

5.4.2. EXECUÇÃO DOS EXPERIMENTOS

Inicialmente foram realizadas 30 réplicas, durante uma semana de trabalho (5 dias úteis), com uma jornada diária de 8 horas de trabalho, para cada um dos modelos computacionais desenvolvidos com esta pesquisa. Finalizadas as réplicas, os dados resultantes das simulações foram armazenados para posterior análise.

O primeiro experimento realizado considerou os tempos de processamento estocásticos cronometrados ao longo do dia de serviço para serem inseridos no modelo de Simulação a Eventos Discretos. Por se tratar de tempos estocásticos, programou-se o simulador para executar 30 replicações do modelo, gerando aleatoriamente as quantidades de peças produzidas, mas seguindo as distribuições que alimentaram o simulador. A Tabela 5.4 apresenta os resultados obtidos neste primeiro experimento.

Tabela 5.4 – Resultados gerados pelo AnyLogic® no Modelo 01 (SED)

Réplica	Total Produzido (Peças/semana)	Réplica	Total Produzido (Peças/semana)
1	2147	16	2296
2	2078	17	2512
3	2268	18	2133
4	2227	19	2106
5	2443	20	2227
6	2039	21	2052
7	2457	22	2389
8	2186	23	2297
9	2349	24	2093
19	2417	25	2376
11	2335	26	2215
12	2024	27	2105
13	2445	28	2228
14	2039	29	2106
15	2024	30	2108

O segundo experimento realizado considerou os mesmos tempos de processamento estocásticos cronometrados ao longo do dia de serviço para serem inseridos no segundo modelo que integra as técnicas de Simulação a Eventos Discretos e Simulação Baseada em Agentes. Da mesma forma, por se tratar de tempos estocásticos, programou-se o simulador para executar 30 replicações do modelo, gerando aleatoriamente as quantidades de peças produzidas, mas seguindo as distribuições que alimentaram o simulador. A Tabela 5.5 apresenta os resultados obtidos neste segundo experimento.

Tabela 5.5 – Resultados gerados pelo AnyLogic® no Modelo 02 (SBA + SED)

Réplica	Total Produzido (Peças/semana)	Réplica	Total Produzido (Peças/semana)
1	2264	16	2273
2	2242	17	2256
3	2249	18	2245
4	2268	19	2297
5	2298	20	2252
6	2288	21	2282
7	2245	22	2275
8	2278	23	2267
9	2254	24	2264
19	2258	25	2244
11	2266	26	2239
12	2205	27	2232
13	2256	28	2263
14	2275	29	2300
15	2208	30	2254

Com os resultados dos experimentos realizados, o passo seguinte foi analisar as diferenças entre os resultados obtidos pelo modelo de SED e o modelo que integrou a SBA com a SED. Além disso, foram analisadas as diferenças encontradas entre os resultados gerados pelo AnyLogic® com o resultado real obtido da saída da linha de produção.

5.4.3. ANÁLISE ESTATÍSTICA

Nesse tópico tem-se o intuito de analisar se existe diferença entre os totais produzidos pelo modelo da SED (Modelo 01), os totais produzidos pelo modelo que integra a SBA com a SED (Modelo 02) com o total produzido pelo sistema real (REAL).

Inicialmente elaborou-se um gráfico contendo os resultados obtidos na simulação do Modelo 01, do Modelo 02 e da produção real, exibido na Figura 5.21, para efeito de comparação.

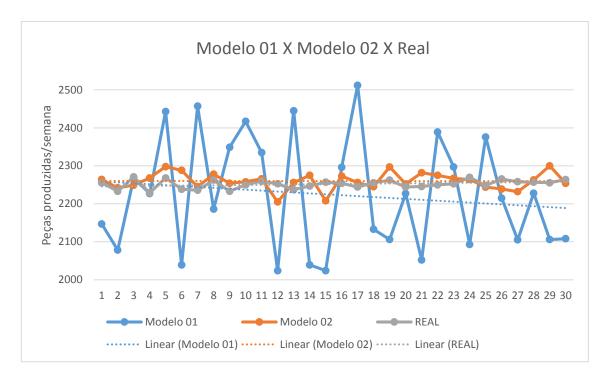


Figura 5.21 – Comparação entre os totais produzidos pelos Modelos 01, 02 e os dados Reais

Para início das análises estatísticas foi realizado um Teste de Normalidade com os resultados da simulação do Modelo 01 e do Modelo 02 para verificar se os dados dos modelos apresentam uma distribuição normal, este teste foi apresentado anteriormente na etapa da validação do modelo computacional, e como foi visto, os resultados de ambos os modelos podem ser aproximados por uma distribuição normal.

Em seguida buscou-se verificar se as médias dos resultados obtidos com o Modelo 01 e com o Modelo 02 podem ser consideradas semelhantes/iguais, ou seja, os resultados obtidos em cada uma das simulações são semelhantes entre si, pois já foi verificado anteriormente que ambos representam o total real produzido na linha de processo em análise. Para tanto fez-se necessário a realização de um teste de variâncias para verificar a igualdade ou não das variâncias dos Modelos 01 e 02.

O *p-value* obtido com o teste de variâncias realizado com o Minitab® foi menor que o valor de significância adotado (0,05) o que rejeita a hipótese nula que havia sido definida, e desta forma, conclui-se que as variâncias dos Modelos 01 e 02 não são iguais.

Sabendo que as variâncias desses modelos não são iguais, toma-se como hipótese nula que as médias das amostras são iguais. Para verificar esta hipótese nula, foi realizado um teste 2-sample-t com as quantidades produzidas retornadas como saída dos modelos, para

nos dar respaldo estatístico e confiança nesta análise. Obteve-se então um *p-value* igual a 0,204 que é maior que o nível de significância de 0,05 adotado para esta análise, o que verifica a igualdade das médias das amostras em questão. Os gráficos resultados dos testes realizados no Minitab® estão apresentados nas Figuras 5.22 e 5.23 mostradas a seguir:

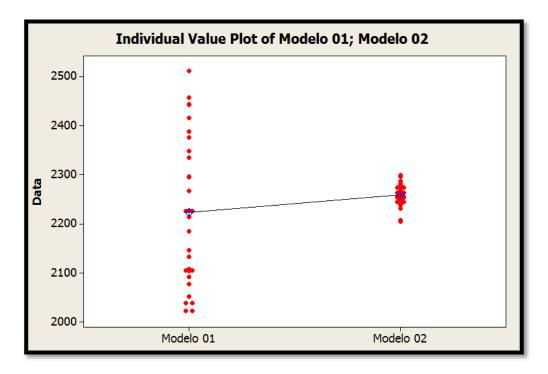


Figura 5.22 – Gráfico Individual Plot comparando as médias do total produzido dos Modelos 01 e 02

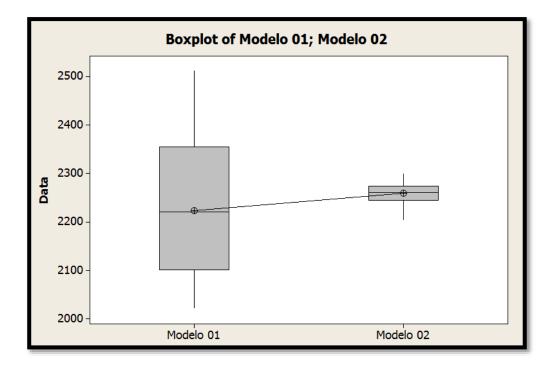


Figura 5.23 – Gráfico Boxplot com a comparação das médias do total produzido dos Modelos 01 e 02

Criou-se então gráficos comparativos com os valores simulados pelo Modelo 01 (SED) com os dados reais de produção (REAL) que pode ser observado na Figura 5.24 e também para o Modelo 02 (SBA + SED) com os dados reais (REAL), apresentado na Figura 5.25.

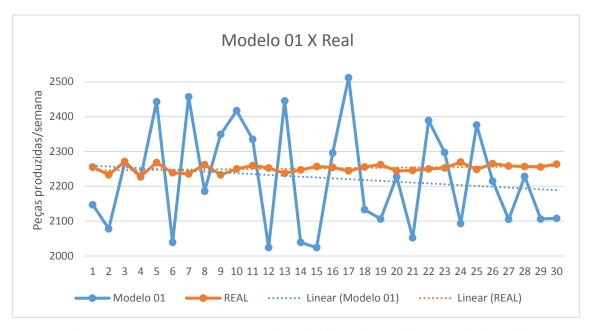


Figura 5.24 – Comparação entre os totais produzidos pelo Modelo 01 e os dados Reais

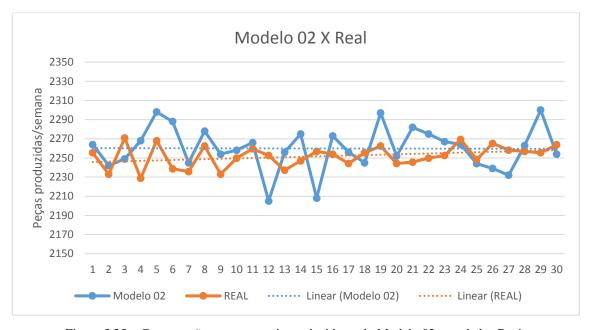


Figura 5.25 – Comparação entre os totais produzidos pelo Modelo 02 e os dados Reais

Da mesma forma como foi realizado o Teste de Hipóteses 2-sample-t para comparar as médias dos resultados obtidos com os Modelos 01 e 02, realizou-se também para se comparar cada um dos modelos com os dados reais de produção. Estes testes, resultados e gráficos foram apresentados anteriormente no item 5.3.3 – Validação do Modelo Computacional. Como já concluído anteriormente, ambos os Testes de Hipótese

comprovaram que os modelos não apresentam variâncias iguais à variância dos dados reais de produção. Também foi verificado que as médias dos dados resultantes de ambos os modelos podem ser consideradas iguais, mediante o mesmo Teste de Hipóteses.

Mais um teste foi realizado visando ir mais a fundo na comparação entre os modelos simulados e os valores reais de produção. É possível notar na Figura 5.21 uma grande variação dentre os gráficos apresentados, especialmente quando comparados ao gráfico da produção real as linhas que representam o Modelo 01 e o Modelo 02. O Modelo 01 apresenta, visualmente, uma variação mais intensa com uma amplitude muito maior se comparado ao Modelo 02. De forma a se aprofundar nesta comparação, fez-se mais uma análise, desta vez mensurando-se o erro percentual de cada um dos modelos em relação ao real produzido, para cada uma das 30 replicações da simulação. As variações do total simulado para o total produzido real, bem como o erro percentual calculado para ambos os modelos são apresentados nas Tabelas 5.6 e 5.7.

Tabela 5.6 - Variação da produção real e simulada e erro percentual para o Modelo 01

	Variação	Erro	Réplica	Variação	Erro
Réplica	(Val. Absoluto)	Percentual		(Val. Absoluto)	Percentual
1	108	4,81%	16	42	1,86%
2	155	6,94%	17	268	11,93%
3	3	0,12%	18	122	5,43%
4	2	0,08%	19	156	6,91%
5	175	7,72%	20	17	0,77%
6	200	8,92%	21	194	8,62%
7	221	9,89%	22	139	6,19%
8	76	3,38%	23	44	1,97%
9	116	5,19%	24	176	7,77%
19	167	7,43%	25	128	5,68%
11	75	3,34%	26	50	2,22%
12	229	10,15%	27	153	6,78%
13	208	9,29%	28	29	1,28%
14	208	9,26%	29	149	6,62%
15	233	10,32%	30	156	6,88%

Tabela 5.7 – Variação da produção real e simulada e erro percentual para o Modelo 02

Réplica	Variação	Erro	Réplica	Variação	Erro
Керпса	(Val. Absoluto)	l. Absoluto) Percentual	Replica	(Val. Absoluto)	Percentual
1	9	0,38%	16	19	0,84%
2	9	0,40%	17	12	0,53%
3	22	0,96%	18	10	0,46%
4	39	1,76%	19	35	1,53%
5	30	1,32%	20	8	0,35%
6	49	2,21%	21	36	1,62%
7	9	0,41%	22	25	1,12%
8	16	0,69%	23	14	0,64%
9	21	0,94%	24	5	0,24%
19	8	0,36%	25	4	0,20%
11	6	0,28%	26	26	1,16%
12	48	2,11%	27	26	1,16%
13	19	0,84%	28	6	0,27%
14	28	1,25%	29	45	1,98%
15	49	2,16%	30	10	0,43%

Com os resultados desses cálculos, pode-se realizar uma vez mais os testes comparativos entre as médias dos dados de cada um dos modelos, analisando-se desta vez o erro percentual do Modelo 01 e do Modelo 02. Realizou-se então um último teste 2-sample-t onde se assumiu a hipótese nula de que a média do erro percentual do Modelo 01 é maior que a média do erro percentual do Modelo 02. Pretende-se com isso verificar qual dos modelos apresenta um erro menor se comparado com a produção real da linha em estudo. Os resultados obtidos com este teste 2-sample-t comprovam estatisticamente o que era esperado ao longo do desenvolvimento da pesquisa e também o que era passível de ser notado analisando os gráficos e testes realizados anteriormente nesta pesquisa. O valor do p-value para este teste das médias dos erros percentuais foi de 1,00, ou seja, a hipótese nula foi certamente aceita, confirmando que a média do erro percentual do Modelo 01 (SED) é maior que a média do erro percentual do Modelo 02 (SED + SBA).

Tem-se também os gráficos *Individual Plot* e *Boxplot* para auxiliar na visualização do teste e na análise das conclusões, nas Figuras 5.26 e 5.27 respectivamente.

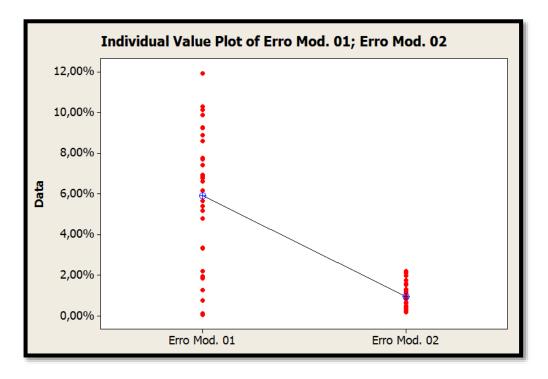


Figura 5.26 – Gráfico *Individual Plot* analisando as médias do erro percentual do Modelo 01 e do Modelo 02

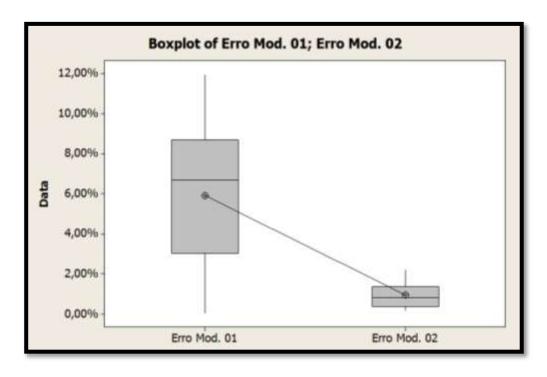


Figura 5.27 – Gráfico *Boxplot* com a comparação das médias do erro percentual do Modelo 01 e do Modelo

5.5. CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Pela análise dos resultados apresentados nos itens anteriores, foi possível concluir que os modelos computacionais criados nesta pesquisa foram verificados e validados. Desejouse verificar a validade dos resultados obtidos em cada um dos modelos computacionais mediante a comparação com os totais produzidos no sistema real. Os testes de hipóteses realizados permitiram concluir que os modelos computacionais apresentam resultados condizentes com os resultados reais de produção da linha em estudo.

Posteriormente buscou-se calcular e analisar a variação existente entre a produção real e a produção simulada juntamente com o erro percentual de cada um dos modelos computacionais a fim de se verificar qual deles apresenta um erro menor quando comparado à produção real, e saber se de fato a consideração do operador como agente influencia ou não nos resultados dos modelos de simulação. Por fim, realizou-se um último Teste de Hipóteses que comprovou de fato que o modelo que integra a Simulação Baseada em Agentes com a Simulação a Eventos Discretos (Modelo 02) se aproxima mais da produção real em comparação com um modelo computacional desenvolvido apenas com o uso da Simulação a Eventos Discretos (Modelo 01). O capítulo seguinte finaliza então esta pesquisa, com a apresentação das conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

6. CONCLUSÕES

Ao longo da pesquisa buscou-se alcançar os objetivos propostos em sua concepção e também encontrar as respostas para as questões de pesquisa formuladas. Para a primeira questão levantada, verificou-se que a utilização da Simulação Baseada em Agentes contribui efetivamente nos projetos de simulação, permitindo a inserção de mais características ao fator humano presente nos processos simulados. Concluiu-se através dessa pesquisa que a produtividade de um operador pode ser alterada tanto positiva quanto negativamente por seu ritmo circadiano e dessa forma interferir na quantidade produzida, o que responde à segunda questão. E por fim, pode-se comprovar que a Simulação Baseada em Agentes apresentou resultados mais próximos da realidade se comparada aos resultados da Simulação a Eventos Discretos.

O primeiro objetivo específico definido para esta dissertação foi desenvolver um modelo computacional, através da Simulação Baseada em Agentes combinada a Simulação a Eventos Discretos, do processo produtivo definido. Foi possível a realização deste objetivo mediante a utilização do software AnyLogic® na elaboração dos modelos computacionais, uma vez que através a programação realizada através da linguagem Java, aliada às funcionalidades características do software, o modelo foi construído, testado e validado ao longo da pesquisa.

O modelo realizado através da combinação das técnicas da SBA com a SED trouxe ao pesquisador uma vasta possibilidade de programação dos operadores do processo produtivo, inseridos como agentes e não somente como recursos de uma simulação. Foi possível olhar o operador como peça importante e notável na simulação, uma vez que o status de agente o transformou em objetos da simulação inteligentes, autônomos e capazes de tomar decisões próprias.

O segundo objetivo específico desta pesquisa foi explicitar as vantagens e desvantagens da Simulação Baseada em Agentes em projetos de simulação computacional. Para tanto realizou-se a modelagem de um processo industrial com elevada proporção de trabalho manual, foi feita seu mapeamento e a partir daí foram construídos dois modelos computacionais, o primeiro considerando apenas a SED e o outro fazendo a integração da SBA com a SED.

Nota-se, como uma grande vantagem observada ao longo da pesquisa, que é muito mais rápida a aplicação da Simulação Baseada em Agentes uma vez que não se faz necessária uma coleta intensiva de dados, é necessário ter a distribuição de tempo ao qual os valores de entrada se aproximam e se implementar no software. Dessa forma pode-se dispensar uma intensiva coleta de dados com cronoanálise e investimentos nesta etapa caso se tenha posse o tempo padrão para cada operação. A SBA pode ser aplicada em conjunto com outras técnicas de simulação, com o intuito de se aprimorar os modelos computacionais desenvolvidos. E como principal vantagem, comprovou-se estatisticamente que os resultados encontrados através do uso da SBA foram mais próximos da realidade para esta pesquisa, trazendo assim maior confiabilidade e exatidão ao projeto de simulação.

Em contrapartida, notou-se que a aplicação da SBA é limitada, atualmente, a um único tipo de software que permite sua utilização integrada a outra técnica de simulação, de forma que se uso fica restrito.

O objetivo geral desta pesquisa foi analisar como a SBA pode contribuir com os projetos de simulação. Algumas das contribuições da SBA para os modelos de simulação juntamente com a influência do fator humano foram avaliadas através da comparação do total de peças produzidas ao longo de uma semana nos modelos simulados com a produção real desta linha de produção em estudo. Verificou-se que os resultados de ambas as simulações são semelhantes se comparados e analisados entre si, apresentam médias próximas, o que permite concluir que os modelos têm um mesmo desempenho no que tange a simulação do processo produtivo modelado, mas se comparados com os resultados reais do processo o modelo com a SBA tem ampla vantagem.

Em seguida, foi possível comparar cada um dos resultados dos modelos individualmente com os dados da produção real. Conclui-se através das análises estatísticas realizadas com os Modelos 01 e 02 que ambos foram validados através do teste de hipótese 2-sample-t e os valores médios da produção de peças por semana são iguais, o que permite certificar o objetivo que foi traçado de se construir um modelo computacional para as técnicas de SBA e SED integradas.

Mediante a análise dos gráficos construídos e das análises estatísticas realizadas, procurou-se uma forma de se mensurar qual dos dois modelos apresentava um resultado de simulação que se aproximava mais do real produzido. Com este anseio, calculou-se a

variação existente entre cada resultado da simulação, tanto para o Modelo 01 quanto para o Modelo 02, e o erro percentual de forma a se verificar de fato e estatisticamente qual modelo se aproxima mais com os resultados reais.

Em seguida, foi possível comprovar através de um Teste de Hipóteses que o Modelo 02, construído através da integração das técnicas de SBA com a SED apresentou um erro muito menor, se comparado à produção real, do que o modelo que só considerou a SED. Conclui-se então que o modelo com as técnicas integradas se faz mais fiel aos resultados reais do processo produtivo.

Pode se levar em conta nessa pesquisa que a utilização do operador como um agente autônomo, inteligente e proativo, capaz de tomar decisões por si só ao invés de considera-lo um simples recurso repercutiu nos resultados obtidos na simulação. A consideração do ritmo circadiano neste trabalho permitiu que o ser humano fosse considerado de forma mais condizente com a realidade, uma vez que se comprovou uma diferença significativa na produtividade do operador quando se usou a equação referente ao ritmo circadiano. Dessa forma, fica evidente a importância de se considerar fatores humanos em modelos de simulação, com o intuito de aumentar sua qualidade e proximidade com a realidade.

Desta forma, pode-se considerar a inclusão de fatores humanos em modelos de simulação como um desafio a ser aprimorado, e esta pesquisa contribui como ponto de partida para essas possíveis melhorias.

6.1. SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Fica como sugestão para trabalhos futuros as seguintes ideias e continuações desta pesquisa:

- Simular diferentes processos produtivos, tanto em processos de serviço quanto em manufatura, e mensurar se a SBA apresenta o mesmo impacto;
- Buscar novas características do ser humano que possam ser modeladas e consideradas, como características psicológicas, sócias, idade, sexo, características fisiológicas e aplicar em meio a SBA;

- Descobrir novas aplicações, ou distribuição de tempos ou desempenho do operador que possam ser inseridas nos agentes de forma a se permitir a análise e influência na produção;
- Aplicar a SBA em áreas e situações diferentes como hospitais, filas, parques de diversão;

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADAMATTI, D.F. AFRODITI - Ambiente de Simulação Baseado em Agentes com Emoções. Dissertação de Mestrado em Ciência da Computação. PPGC. UFRGS, fev. 2003.

AGHAIE, A.; POPPLEWELL, K. Simulation for TQM - the unused tool? The TQM Magazine, v.9, n.2, p. 111-116, 1997.

AKERA, A. The early computers. In: AKERA, A.; NEBEKER, F. (eds.) From 0 to 1: Na authoritative history of modern computing. Oxford: Oxford University Press, 2002.

ANYLOGIC MANUAL; AnyLogic® 7 User's Guide. XJ Technologies, 2007.

AZEVEDO, L.L. AProSiMA - Um ambiente na web para resolução cooperativa de problemas em simulação multi-agente. Tese de Mestrado, PPGEE, UFES, set. 2006

AZEVEDO, L.L; MENEZES, C.S. NETPLAY – uma ferramenta para construção de modelos de simulação baseado em multiagente. XVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, SBIE, Mackenzie, 2007

BAINES, T. S. Modelling in the evaluation of a manufacturing strategy. PhD thesis, Cranfield University, UK, 1994.

BAINES, T. S., ASCH, R., HADFIELD, L., MASON, J. P, FLETCHER, S., KAY, J. M., Towards a theoretical framework for human performance modeling within manufacturing systems design. Simulation Modelling Practice and Theory, n. 13, pp.486–504, 2005.

BAINES, T. S.; BENEDITTINI, O. Modelling human performance within manufacturing systems design: from a theoretical towards a practical framework. Journal of Simulation, n.1, pp 121-130, 2007.

BAINES, T. S.; KAY, J. M. Human performance modelling as an aid in the process of manufacturing system design: a pilot study. Int. J. Prod. Res. 40 (10), pp.2321–2334, 2002.

BAINES, T. S.; MASON, S.; SIEBERS, P. O; LADBROOK, J. Humans: the missing link in manufacturing simulation? Simulation Modelling Practice and Theory, n.12, pp.515–526, 2004.

BANKS, J. Handbook of simulation: Principles, Methodology, Advances, Applications, and Practice. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1998.

BANKS, J. Introduction to simulation. Proceedings of the Winter Simulation Conference. Atlanta, 2000.

BANKS, J.; CARSON II, J. S.; NELSON, B. L.; NICOL, D. M. Discrete event system simulation, 3rd. ed., New Jersey: Prentice-Hall, 2000.

BANKS, J.; CARSON II, J. S.; NELSON, B. L.; NICOL, D. M. Discrete-event Simulation. 4th. ed. New Jersey: Prentice-Hall, 2005.

- BARROS, J. P. S., BALDAM, R. L., JUNIOR, T. D. P. C., LEAL, E. D. A. S., SOUZA, M. A. V. F. Simulação Baseada em Agentes, XXXI ENEGEP, Belo Horizonte, 2011.
- BERNHARDT, W.; SCHILLING, A. Simulation of group work processes in manufacturing. Proceedings of the 1997 Winter Simulation Conference, Atlanta, Georgia, pp. 888–891, 1997.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Modelling and Simulation: operations management research methodologies using quantitative modeling. International Journal of Operations & Production Management, v.22, n.2, p.241-264, 2002.
- BOEIRA, L. do M., Simulação computacional: um estudo de caso em uma empresa fabricante de câmaras de ar pneumáticas. 2008. 96 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2008.
- BONNEY, M.; HEAD, M.; RATCHEV, S.; MOUALEK, I. A manufacturing system design framework for computer aided industrial engineering. Int. J. Prod. Res. 38 (17), pp. 4317–4327, 2000.
- BRIOT, J.P; MEURISSE, T. A Component-based Modelo f Agent Behaviors for Multi-Agent-based simulations http://msdl.cs.mcgill.ca/conferences/Cargese/2009/material/presentations/briot-2.pdf>. Acessado em 25 jan. 2015.
- BUNTING, A.J.; BELYAVIN, A.J. Modelling Human Performance in Semi-Automated Systems in People in control-international conference on human interfaces in control rooms, cockpits and command centres. pp. 21–25, (IEE CP), 1999.
- CARRIE, A. Simulation of manufacturing systems. 1st ed. New York: John Wiley & Sons, 1988.
- CARSON, J. Introduction to modeling and simulation. Winter Simulation Conference, 2004.
- CHAN, W. K. V.; SON, Y. J.; MACAL, C. M., Agent-Based Simulation Tutorial Simulation of Emergent Behavior And Differences Between Agent-Based Simulation And Discrete-Event Simulation. Proceedings of the Winter Simulation Conference, 135-150, 2010.
- CHECKLAND, P. B. Systems Thinking, Systems Practice. Chichester, UK: John Wiley & Sons, 1981.
- CHUN, H.W. Automatic Simulation Program Synthesis Using a Knowledge-Base Approach. Simulation Practice and Theory, 5, pp. 473-488, 1997.
- CHUNG, C. A. Simulation Modeling Handbook: a practical approach. Washington, D.C: CRC Press, 2004.
- CHWIF, L., MEDINA, A. C. Modelagem e Simulação de Eventos Discretos: Teoria e Aplicações. São Paulo: Ed. dos Autores, 2006.
- CHWIF, L.; MEDINA, A. C. Modelagem e Simulação de Eventos Discretos: Teoria e Aplicações. 2ª. Ed. São Paulo: Editora dos Autores, 2010.

- COELHO, H. Modelação Computacional Baseada em Agentes: Enfrentar a Complexidade. Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa. Disponível emhttp://www.moodle.univ-ab.pt/moodle/file.php/31/artigo_submetidos/n_2_ano_2007/z_FINAL_PDF/RCC_2_1.pdf. Acessado em 23 jan. 2015.
- COSTA, R. F. S. Abordagem sistemática para avaliação econômica de cenários para modelos de simulação discreta em manufatura. 2010. 139 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), Itajubá, MG, 2010.
- DAHN, D.; LAUGHERY, K.R. The Integrated Performance Modelling Environment-Simulating Human-System Performance. In: Proceedings of the 1997 Winter Simulation Conference, Atlanta, Georgia, pp. 1141–1145, 1997.
- DAS, B. Development of a comprehensive industrial work design model. Hum. Fact. Ergon. Manufact. 9 (4), pp. 393–411, 1999.
- DIGIESI, S.; KOCK, A.A.A.; MUMMOLO, G.; ROODA, J. E. The Effect of Dynamic Worker Behavior on Flowtime Performance. International Journal of Production Economics, Volume 120, Issue 2, pp. 368-377, Agust, 2009.
- DOLOI, H.; FAAFARI, A. Conceptual simulation model for strategic decision evaluation in project management. Logistics information management, v. 15, n 2, p. 88-104, 2002.
- DONG, F., LIU, H., LU, B., Agent-based Simulation Model of Single Point Inventory System, Systems Engineering Procedia, 4, 298 304, 2012.
- DUARTE, R. N. Simulação computacional: Análise de uma célula de manufatura em lotes do setor de autopeças. Dissertação de mestrado em engenharia de produção. UNIFEI, Itajubá, MG, 2003.
- DUBIEL, B.; TSIMHONI, O., Integrating Agent Based Modeling into a Discrete Event Simulation. In: Proceedings of the Winter Simulation Conference, 1029-1037, 2005.
- EMRICH, S., SUSLOV, S., JUDEX, F., Fully Agent Based Modellings Of Epidemic Spread Using AnyLogic®, In: Proceedings of the EUROSIM, 1-7, 2007.
- FURNHAM, A. Personality at Work. Routledge, London, 1992.
- FURNHAM, A.; FORDE, L.; FERRARI, K. Personality and work motivation, Personality and Individual Differences. 26, pp.1035–1043, 1999.
- GAVIRA, M. O. Simulação computacional como uma ferramenta de aquisição de conhecimento. Dissertação de mestrado em engenharia de produção. USP, São Carlos, SP, 2003.
- GIANNASI, F., LOVETT, P.; GODWIN, A. N. Enhancing confidence in discrete event simulations. Computers in Industry, v. 44, p.141-157, 2001.
- GIL, A. C. Métodos e técnicas de pesquisa social. 5. ed. São Paulo: Atlas, 1999.
- GOLDSMAN, D.; NANCE, R. E.; WILSON, J. R. A brief history of simulation. In: Winter Simulation Conference, Austin, TX, USA, 2009.

GREASLEY, A. Using business-process simulation within a business-process reengineering approach. Business Process Management Journal, v.9, n.4, pp. 408-420, 2003.

GRIGORYEV, I., AnyLogic® 6 in three days: a quick course in simulation modeling. Hampton, NJ: AnyLogic® North America, 2012.

HABCHI, G.; BERCHET, C. A model for manufacturing systems simulation with a control dimension. Simulation Modelling Practice and Theory, v.11, p.21–44, 2003.

HACKMAN, J. R.; OLDHAM, G.R. Motivation through the design of work: test of a theory. Organizational Behaviour and Human Performance 16, pp. 250–279, 1976.

HARREL, C. R.; GHOSH, B. K.; BOWDEN, R. Simulation Using Promodel. 2ed. New York: McGraw-Hill, 2004.

HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J.; Introduction to Operations Research. 9th. Ed. New York: McGraw-Hill, 2010.

ICHNIOWSKI, C.; SHAW, K. The effects of human resource management systems on economic performance: An international comparison of US and Japanese plants. Manag. Sci. 45 (5), pp. 704–721, 1999.

INGALLS, R.G. Introduction to Simulation. In Yücesan, E., Chen C.-H., Snowdon J.L., and Charnes, J.M. (Eds), Proceedings of the 2002 Winter Simulation Conference. 8-11 December 2002, San Diego, CA, pp. 7-16, 2002.

JENKINS, C. M.; RICE, S. V. Resource modeling in discrete-event simulation environments: a fifty-year perspective. Proceedings of the Winter Simulation Conference, Austin, TX, USA, 2009.

JUNG, C. F. Metodologia Científica: Ênfase em Pesquisa Tecnológica, terceira edição. Revisada e Ampliada. FACCAT, 2003.

KELTON, D.W.; SADOWSKI, R.P.; STURROCK, D.T. Simulation with Arena. 4.ed. New York: McGraw-Hill, 2007.

LAW, A. M. How to build valid and credible simulation models. Proceedings of the Winter Simulation Conference, Austin, TX, USA, 2009.

LAW, A. M.; KELTON, W. D. Simulation modeling and analysis. 3rd. ed. New York: McGraw-Hill, 2000.

LAW, A.M. How to conduct a successful simulation stydy. Proceedings of the Winter Simulation Conference, New Orleans, LA, USA, 2003.

LAW, A.M. Simulation model's level of detail determines effectivenes. Industrial Engineering, v.23, n.10, pp. 16-18, 1991.

LEAL, F. Análise do efeito interativo de falhas em processos de manufatura através de projeto de experimentos simulados. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2008.

- LEAL, F. Um diagnóstico do processo de atendimento a clientes em uma agência bancária através de mapeamento do processo e simulação computacional. Dissertação (Mestrado em Eng. Produção) Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, MG, 2003.
- LEAL, F.; ALMEIDA, D. A. de; MONTEVECHI, J. A. B.; Uma Proposta de Técnica de Modelagem Conceitual para a Simulação através de elementos do IDEF. In: Anais do XL Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, João Pessoa, PB, 2008.
- LEAL, F.; OLIVEIRA, M. L. M.; ALMEIDA, D. A. de; MONTEVECHI, J. A. B. Desenvolvimento e aplicação de uma técnica de modelagem conceitual de processos em projetos de simulação: o IDEF-SIM. In: Anais do XXIX Encontro Nacional de Engenharia de Produção, Salvador, BA, 2009.
- LEITÃO, P., Agent-based distributed manufacturing control: A state-of-the-art survey. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 22, 979–991, 2009.
- LEWIN, K. A Dynamic Theory of Personality: Selected papers. Translated by D.K. Adams and K.E.Zener, McGraw Hill Book Company Inc., London, 1935.
- MACAL, C. M., NORTH, M. J., Agent-Based Modeling And Simulation. In: Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference. 87-98, 2009.
- MACAL, C. M., NORTH, M. J., Introductory tutorial: agent-based modeling and simulation, Proceedings of the Winter Simulation Conference. 1456-1469, 2011.
- MACAL, C. M.; NORTH, M. J. Tutorial on agent-based modeling and simulation. Proceedings of the Winter Simulation Conference, Florida, 2005.
- MARQUIE, J.C.; FORET, J.; Sleep, age and shiftwork experience, Journal of Sleep Research 8 (1999) 297–304.
- MARTINS, R. A. Abordagens quantitativa e qualitativa. In: MIGUEL, P. A. C. (Org). Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações. Rio de Janeiro: Elsevier, 2010. Cap. 3, p.45-61.
- MELÃO, N.; PIDD, M. Using component technology to develop a simulation library for business process modeling. European Journal of Operational Research, v.172, p.163–178, 2006.
- MILLER, D.P.; SWAIN, A.D. Human error and human reliability. In: G. Salvendy (Ed.), Handbook Hum. Fact. Wiley-Interscience, New York, 1987.
- MIRANDA, R. C. Algoritmo genético adaptativo para otimização de modelos de Simulação a Eventos Discretos. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), Itajubá, 2012.
- MIRANDA, R. C.; COUTINHO, B. F.; RIBEIRO, J. R.; MONTEVECHI, J. A. B.; PINHO, A. F. Avaliação da operação de setup em uma célula de manufatura de uma indústria de autopeças através da Simulação a Eventos Discretos. Revista Gestão Industrial, v.6, n.3, p.01-21, 2010

- MITROFF, I. I.; BETZ, F.; PONDY, L. R.; SAGASTI, F. On managing science in the system age: two schemas for the study of science as a whole system phenomenon. Interfaces, v.4, n.3, p.46-58, 1974.
- MONK, T.H; LENG, V.C.; Time of day effects in simple repetitive tasks: some possible mechanisms, Acta Psychologica 51 (1982) 207–221.
- MONTEVECHI, J. A. B.; LEAL, F.; PINHO, A. F.; COSTA, R. F. S.; OLIVEIRA, M. L. M.; SILVA, A. L. F. Conceptual modeling in simulation projects by mean adapted IDEF: an application in a Brazilian tech company. In: WINTER SIMULATION CONFERENCE, Proceedings... Baltimore, MD, USA, 2010.
- MONTEVECHI, J.A.B.; PINHO, A.F. de; LEAL, F.; MARINS, F.A.S. Application of design of experiments on the simulation of a process in an automotive industry. Proceedings of the Winter Simulation Conference, Washington, DC, USA, 2007.
- O'KANE, J.F.; SPENCELEY, J.R.; TAYLOR, R. Simulation as an essential tool for advanced manufacturing technology problems. Journal of Materials Processing Technology, v.107, p. 412-424, 2000.
- OLIVEIRA, M. L. M.; Análise da aplicabilidade da técnica de modelagem IDEF-SIM nas etapas de um projeto de Simulação a Eventos Discretos. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, MG, 2010.
- PAIVA, C. N. A relevância do fator humano na simulação computacional. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), Itajubá, 2010.
- PARKER, S.K.; WALL, T.D.; CORDERY, J.L. Future work design research and practice: Towards na elaborated model of work design. J. Occupat. Organ. Psychol. 74, pp. 413–440, 2001.
- PAUL, R.J. The Computer Aided Simulation Modeling Environment: An Overview. Proceedings of the Winter Simulation Conference, pp. 737-745, 1992.
- PERERA, T.; LIYANAGE, K. Methodology for rapid identification and collection of input data in the simulation of the manufacturing systems. Simulation Practice and Theory, v.7, n.7 pp. 645–656, 2000.
- PIDD, M. Tools for thinking: modeling in management science. 4a ed., Chichester: John Wiley & Sons, 2000.
- PIDD, M.; Computer simulation in management science. 5.ed. John Wiley & Sons, 2004.
- PINHO, A. F. Proposta de um método de otimização de modelos de Simulação a Eventos Discretos. 2008. 189 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica). Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista (UNESP), Guaratinguetá, SP, 2008.
- PINHO, A.F.; LEAL, F.; ALMEIDA, D.A. A integração entre o mapeamento de processo e o mapeamento de falhas: dois casos de aplicação no setor elétrico. XXVI Encontro Nacional de Engenharia de Produção. Fortaleza, Ceará, 2006.

REILLY, T.; ATKINSON, G.; WATERHOUSE, J. Chronobiology and Physical Performance, in: Garret WE., Kirkendall DT (ed). Exercise and sport science. 1ed. Philadelphia: Williams &Wilkins, (2000) 351-372.

ROBINSON, S. Simulation Projects: building the right conceptual model. Industrial Engineering, September 1994.

RUTENFRANZ, J.; COLQUHOUN, W.P.; KNAUTH, P.; GHATA, J.N.; Biomedical and psychosocial aspects of shift work: a review, Scandinavian Journal of Work Environment and Health 3 (1977) 165–182.

RYAN, J.; HEAVEY, C. Process modeling for simulation. Computers in Industry, v.57, n.5, pp. 437–450, 2006.

SAKURA, N; MIYAKE, D. I. Aplicação de simuladores de eventos discretos no processo de modelagem de sistemas de operações de serviços. Gestão e Produção, v.16, n.1, p.25-43, 2009.

SAKURADA, N.; MIYAKE, D. I., Simulação Baseada em Agentes (SBA) para modelagem de sistema de operações. SIMPÓSIO DE ADMINISTRAÇÃO DA PRODUÇÃO, LOGÍSTICA E OPERAÇÕES INTERNACIONAIS, v. 12, 2009.

SAMUELSON, D.A. Agents of Change: How agent-based modeling may transform social science. OR/MS Today, Vol 32, n.1, 2005.

SAMUELSON, D.A.; MACAL, C.M. Agent-Based Simulation Comes of Age: Software opens up many new areas of application. OR/MS Today. V. 33, n. 4, 2006.

SÁNCHEZ, P. J. Fundamentals of simulation modeling. In: WINTER SIMULATION CONFERENCE, Washington, DC, USA, 2007.

SARGENT, R.G. Verification and validation of simulation models. In: WINTER SIMULATION CONFERENCE, Austin, TX, USA, 2009.

SCHMIDT, B. The Modelling of Human Behaviour. SCS-Europe BVBA, Ghent, Belgium, 2000.

SHANNON, R.E. Introduction to the art and science of simulation. Proceedings of the Winter Simulation Conference, Washington, DC, USA, 1998.

SHANNON, R.E. Systems Simulation – The Art and Science. Prentice-Hall, 1975.

SIEBERS, P. O.; MACAL, C.M.; GARNETT, J.; BUXTON, D.; PIDD, M.; Discrete-event simulation is dead, long live agent-based simulation! Journal of Simulation, 4, 204–210, 2010.

SIEBERS, P.O. The Impact of Human Performance Variation on the Accuracy of Manufacturing System Simulation Models. (PhD thesis). Cranfield University, Cranfield, UK, 2004.

SIEBERS, P.O. Worker Performance Modeling in Manufacturing Systems Simulation. Chapter in J-P. Rennard (Eds.) Handbook of Research on Nature. Inspired Computing for Economy and Management. Pennsylvania: Idea Group Publishing, 2006

SMITH, M.J.; GOODCHILD, M.F.; LONGLEY, P.A. Geospatial Analysis: A Comprehensive Guide to Principles, Techniques and Software Tools. Leicester, England: Troubador Publishing Ltda., 2007.

SPENCER, M.B. The influence of irregularity of rest and activity on performance: a model based on time since sleep and time of day. Ergonomics 30 (9), pp. 1275–1286, 1987.

STIRLING, M.H.; PARSONS, K.C. A model of human water balance. Journal of Thermal Biology 25, pp. 187–190, 2000.

STONE, D.L.; EDDY, E.R. A model of individual and organizational factors affecting quality-related outcomes. J. Qual. Manag. 1 (1), pp. 21–48, 1996.

TORGA, B. L. M. Modelagem, Simulação e Otimização em Sistemas Puxados de Manufatura. 2007. 126 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), Itajubá, MG, 2007.

TORIIZUKA, T. Application of performance shaping factor (PSF) for work improvement in industrial plant maintenance tasks. Int. J. Ind. Ergon. 28, pp. 225–236, 2001.

VICENZI, D.A; WISE, J.A; MOULOUA, M.; HANCOCK, P.A. Human Factors in Simulation and Training. Boca Raton, FL: Taylor & Francis Group, pp. 189-199, 2009.

WAGNER, G.; DIACONESCU, M. Cognitive Agent Simulation. Brandenburg University of Technology, Germany, 2009.

WOOLDRIDGE, M. J., JENNINGS, N. R., Intelligent Agents: Theory and Practice. The Knowledge Engineering Review, 10, 115-152, 1995.

ZHANG, T.; ZHANG, D. Agent-based simulation of consumer purchase decision-making and the decoy effect. Journal of Business Research. Vol.60, p.912-922, 2007.

ARTIGOS GERADOS A PARTIR DESTA PESQUISA

ARTIGOS PUBLICADOS EM ANAIS DE CONGRESSOS

- [1] NUNES, D. L., SENA, D. C, OLIVEIRA, M. L. M, PINHO, A.F, MONTEVECHI, J. A. B.; Combinação da SED com SBA para avaliar o impacto do fator humano em uma linha de produção. XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Salvador, BA, 2014.
- [2] NUNES, D. L., VILELA, F. F, LEAL, F.; Efeito do ritmo de trabalho humano nos dados de saída de um modelo de Simulação a Eventos Discretos. XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Salvador, BA, 2014.
- [3] NUNES, D.L.; SENA, D.C.; RABELO, L.N.; SILVA, T.E.R.; PAIVA, I.V.L.; **Estudo** de modelagem e simulação de uma fila em uma empresa salineira. XXXIV Encontro Nacional de Engenharia de Produção, Curitiba, PR, 2014.
- [4] NUNES, D.L.; BARBIERI, J. P.; PINHO, A.F; **Análise do ritmo de trabalho em um processo produtivo através da simulação baseada em agentes.** XLVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Porto de Galinhas, PE, 2015.