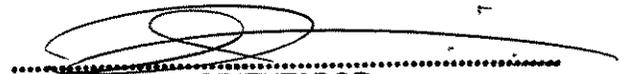


ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE A REDAÇÃO FINAL DA
TESE DEFENDIDA POR MARCOS RICARDO
ROSA GEORGES E APROVADA
PELA COMISSÃO JULGADORA EM 18/02/2005



ORIENTADOR
Prof. Dr. ANTONIO BATOCCHIO
Matricula 176982
DEF/FEMUNICAMP

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA**

**Metodologia para Modelagem em
Simulação de Sistemas: Aplicação em
Manufatura Discreta**

Autor: Marcos Ricardo Rosa Georges

Orientador: Antonio Batocchio

07/2005

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE FABRICAÇÃO**

**Metodologia para Modelagem em
Simulação de Sistemas: Aplicação em
Manufatura Discreta**

**Autor: Marcos Ricardo Rosa Georges
Orientador: Antonio Batocchio**

Curso: Engenharia Mecânica
Área de Concentração: Materiais e Processos de Fabricação

Tese de Doutorado apresentada à comissão de Pós Graduação da Faculdade de Engenharia Mecânica, como requisito para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Mecânica.

Campinas, 2005.
S.P. – Brasil.

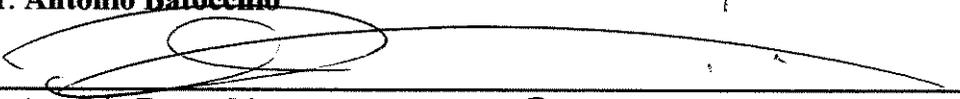
**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE FABRICAÇÃO**

TESE DE DOUTORADO

**Metodologia para Modelagem em
Simulação de Sistemas: Aplicação em
Manufatura Discreta**

Autor: Marcos Ricardo Rosa Georges

Orientador: Antonio Batocchio



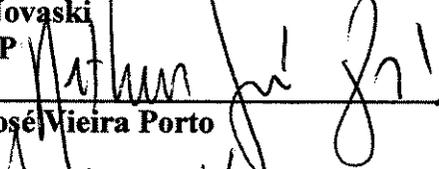
Prof. Dr. Antonio Batocchio
FEM – UNICAMP



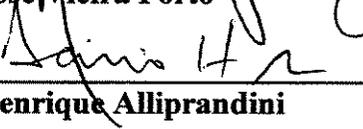
Prof. Dr. Anselmo Eduardo Diniz
FEM – UNICAMP



Prof. Dr. Olívio Novaski
FEM – UNICAMP



Prof. Dr. Artur José Vieira Porto
EESC – USP



Prof. Dr. Dário Henrique Alliprandini
DEP – UFSCAR

Campinas, 18 de fevereiro de 2005.

Dedicatória:

Dedico a todos que se interessam pela Simulação Computacional.

Agradecimentos

Gostaria de agradecer a minha esposa Diana e a minha filha Penélope pela paciência e compreensão nos momentos que me ausentei.

Agradeço aos meus pais pelo apoio que me deram a minha escolha: a carreira acadêmica.

Agradeço ao meu orientado, Prof. Dr. Antonio Batocchio, por ter acreditado no meu potencial acadêmico e aceitado me orientar.

Agradeço a CAPES pela bolsa de doutorado concedida entre 03/01 a 03/03.

Agradeço também ao RECOPE – FINEP/BID pelos recursos computacionais utilizados no LMA – Laboratório de Manufatura Assistida.

Agradeço ao Prof. Marcius Fabius Henriques de Carvalho e ao Prof. Dr. Clóvis Perin Filho e que participaram da banca de qualificação e colaboraram para o aperfeiçoamento deste trabalho.

Por fim, agradeço aos professores membros da banca por terem aceitado o convite e pelas contribuições valiosas feitas ao meu trabalho.

Resumo

GEORGES, *Marcos Ricardo Rosa*, *Metodologia para Modelagem em Simulação de Sistemas: Aplicação em Manufatura Discreta*, Campinas,: Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2005. 233p. Tese de Doutorado.

O presente trabalho propõe uma metodologia para conduzir o analista de simulação à criação dos modelos conceituais que são utilizados na simulação de sistema em eventos discretos. A modelagem conceitual é considerada uma das etapas mais importantes e complexas de um projeto de simulação, pois se trata de uma atividade que depende, exclusivamente, da habilidade do analista. Esta metodologia é composta de etapas que são baseadas em princípios gerais sobre modelagem que foram propostos por diversos autores. Algumas considerações sobre a coleta de dados são feitas, incluindo a aquisição do conhecimento e técnicas estatísticas de amostragem a serem utilizadas. Ao final é apresentado um estudo de caso em que a metodologia foi aplicada com sucesso, ilustrando e tornando mais fácil o entendimento da metodologia proposta.

Palavras Chave

Simulação por computador; métodos de simulação; pesquisa operacional; sistemas de suporte de decisão; engenharia de produção.

Abstract

GEORGES, Marcos Ricardo Rosa, *Simulation System Model Methodology: Application in Discrete Manufacturing*, Campinas; Faculdade de Engenharia Mecânica; Universidade Estadual de Campinas; 2005. 233 p. Tese de Doutorado.

This work proposes a methodology to lead the simulation analyst during the conceptual models creation which is used in discrete-event system simulation. The conceptual modeling is considered the most important and complex step in a simulation project because this activity depends on the analyst ability exclusively. This methodology is composed by steps which are based on general modeling principles proposed by many authors. Some considerations about data collection are presented, including knowledge acquisition and statistical sampling techniques. At the end, a case study is shown, making easier its understanding.

Key Words

Computer simulation, System simulation, Operations research, Decision support systems e Manufacturing engineering

Lista de Figuras

Figura 1.1 – Modelo Conceitual de Sistema de Manufatura (Georges, 2000).	2
Figura 1.2 – O sistema de Manufatura e as Pressões exteriores (Agostinho, 1995)	4
Figura 1.3 – A Tomada de Decisão como Processo de Negócio	5
Figura 1.4 – Estrutura da tese de doutorado	10
Figura 2.1 – A representação gráfica de um sistema.	14
Figura 2.2 – Círculo virtuoso no desenvolvimento de <i>softwares</i> de simulação (Lobão, 2000).	22
Figura 2.3 – Vista geral do assoreamento e da enseadeira formadas pelos depósitos em frente à tomada de água (Chella, M.R.; Ota, J.J. e Povh, P.H.,2003)	29
Figura 2.4 – Configuração geral do modelo reduzido (Chella, M.R.; Ota, J.J. e Povh, P.H.,2003).	30
Figura 2.5 – Modelo construído em escala reduzida (Chella, M.R.; Ota, J.J. e Povh, P.H.,2003).	30
Figura 2.6 – Vista lateral da simulação física de um escoamento para diferentes vazões (Povh, P.H.; Ota, J.J. e Camargo, A.S.G., 2003).	31
Figura 2.7 – Cálculo da Integral de uma função pelo método de Monte Carlo	36
Figura 2.8 – Equação da variação da concentração de um poluente em um compartimento superficial de um rio (Georges, 1998).	40
Figura 2.9 – Simulação do deslocamento superficial de um poluente em águas fluviais (Georges, 1998; Meyer, 2002).	42
Figura 2.10 – Esquema do Seqüenciador de Eventos (Cassandras, 1993).	44
Figura 2.11 – Tipos de formalismos de especificação de sistemas e mecanismos de simulação (Ziegler, 2000).	46
Figura 3.1 – A representação gráfica de um sistema	67
Figura 3.2 – Representação do Sistema por um Modelo	70
Figura 3.3 – O conceito de Controle	74
Figura 3.4 – O conceito de retro-alimentação	75
Figura 3.5 – Um sistema dinâmico invariante no tempo	77
Figura 3.6 – Classificação dos Sistemas (Cassandras, 1993)	81
Figura 3.7 – Estrutura básica de um modelo de Fila (adaptado de Franco, 1999)	95
Figura 3.8 – Interpretação da Estatística em função do resultado do p-valor	104
Figura 4.1 – Etapas de um estudo de simulação (Banks, J., 2001)	124

Figura 4.2 – Inicie com abordagem <i>top-down</i> .	142
Figura 4.3 – Termine com abordagem <i>botton-up</i> .	143
Figura 5.1 – Organograma de uma equipe de simulação	162
Figura 5.2 – Planta da Aciaria da Siderúrgica	181
Figura 5.3 – Modelo Conceitual da Operação do Pátio de Sucata e Movimentação dos <i>Trolleys</i>	188
Figura 5.4 – Continuação do Modelo Conceitual da Operação do Pátio de Sucata e Movimentação dos <i>Trolleys</i>	189
Figura 5.5 – Modelo Conceitual da Operação do Pátio de Sucata e Movimentação dos <i>Trolleys</i> descrito de maneira mais livre	190
Figura 5.6 – Modelo Conceitual da Operação Forno FEA	193
Figura 5.7 – Continuação do Modelo Conceitual da Operação Forno FEA	194
Figura 5.8 – Modelo Conceitual da Operação do Forno FEA descrito de maneira mais livre	195
Figura 5.9 – Modelo Conceitual da Operação Forno Panela	197
Figura 5.10 – Continuação do Modelo Conceitual da Operação Forno Panela	198
Figura 5.11 – Modelo Conceitual da Operação do Forno Panela descrito de maneira mais livre	199
Figura 5.12 – Modelagem conceitual do Lingotamento Contínuo	201
Figura 5.13 – Continuação Modelagem conceitual do Lingotamento Contínuo	202
Figura 5.14 – Continuação Modelagem conceitual do Lingotamento Contínuo	203
Figura 5.15 – Continuação Modelagem conceitual do Lingotamento Contínuo	204
Figura 5.16 – Continuação Modelagem conceitual do Lingotamento Contínuo	205
Figura 5.17 – Modelo conceitual livre do Lingotamento Contínuo	206
Figura 5.18 – Histograma dos tempos de Carregamento do FEA feito <i>Input Analyzer</i> do <i>Arena</i> .	214

Lista de Tabelas

Tabela 3.1 – Notação Usual da Teoria das Filas	97
Tabela 3.2 – Comparação do <i>p</i> -valor e o nível de significância do teste e as decisões a serem tomadas	104
Tabela 3.3 – Sugestão de Estimadores	111
Tabela 4.1 – Grau de Contribuição dos princípios ao processo de modelagem	148
Tabela 5.1 – Listagem das Entidades do Modelo	182
Tabela 5.2 – Listagem dos Recursos de Transporte do Modelo	185

Lista de Quadros

Quadro 5.1 – Etapa nº 01 – Contexto da Simulação	164
Quadro 5.2 – Etapa nº 02 – Escolha do método de aquisição de conhecimento	165
Quadro 5.3 – Etapa nº 03 – Aquisição de conhecimento	165
Quadro 5.4 – Etapa nº 04 – Encerramento da aquisição de conhecimento	166
Quadro 5.5 – Etapa nº 05 – Modelo principal	167
Quadro 5.6 – Etapa nº 06 – Decomposição do modelo principal	168
Quadro 5.7 – Etapa nº 07 – Entidades de ligação	169
Quadro 5.8 – Etapa nº 08 – Atributos das Entidades	169
Quadro 5.9 – Etapa nº 09 – Elementos de transportes e outros recursos	170
Quadro 5.10 – Etapa nº 10 – Verificação da necessidade de novas decomposições	171
Quadro 5.11 – Etapa nº 11 – Modelagem e especificação dos sub-modelos	172
Quadro 5.12 – Etapa nº 12 – Recomposição do Modelo Principal	172
Quadro 5.13 – Etapa nº 13 – Especificação dos dados de entrada	173
Quadro 5.14 – Etapa nº 14 – Escolha dos métodos de amostragem	173
Quadro 5.15 – Etapa nº 15 – Geração dos parâmetros de entrada	174
Quadro 5.16 – Contexto da Simulação	175
Quadro 5.17 – Escolha do método de aquisição do conhecimento	176
Quadro 5.18 – Resumo da aquisição do conhecimento via observação direta	177
Quadro 5.19 – Conclusões sobre a aquisição do conhecimento	179
Quadro 5.20 – Primeira etapa da modelagem conceitual	180
Quadro 5.21 – Desdobramento do modelo Principal em Sub Modelos	180
Quadro 5.22 – Entidades de ligação entre sub-modelos	182
Quadro 5.23 – Identificação dos atributos das Entidades	183
Quadro 5.24 – Elementos de transporte entre os sub-modelos	184
Quadro 5.25 – Modelagem e Especificação do sub-modelo Pátio de Sucatas	186
Quadro 5.26 – Modelagem e Especificação do sub-modelo Forno FEA	191
Quadro 5.27 – Modelagem e Especificação do sub-modelo Forno Panela	196

Quadro 5.28 – Modelagem e Especificação do sub-modelo Lingotamento Contínuo	200
Quadro 5.29 – Recomposição do Modelo Principal	207
Quadro 5.30 – Especificação dos dados de entrada	208
Quadro 5.31 – Escolha dos métodos de amostragem	213
Quadro 5.32 – Sumário Estatístico do Ajuste de Curva do Tempo de Carregamento do FEA	215
Quadro 5.33 – Geração dos parâmetros de entrada	215

Lista de Equações

Equação 2.1 – equação congruencial para a evolução do estado de uma variável	38
Equação 5.1 – Dimensionamento da amostra	211
Equação 5.2 – Variância amostral	212
Equação 5.3 – Dimensionamento da amostra	212
Equação 5.4 – dimensionamento da amostra para população infinita	212
Equação 5.5 – resultado do dimensionamento da amostra	213

Nomenclatura

CIM – Computer Integrated Manufacture.

GRV – Grupo de Realidade Virtual

UFSCar – Universidade Federal de São Carlos

LVR – Laboratório de Realidade Virtual

UFSC – Universidade Federal de Santa Catarina

VRG – *Virtual Reality Group*

PUC-RS – Pontificia Universidade Católica do Rio Grande do Sul.

GPSS – *General Purpose Simulation System.*

GPSL – *General Purpose Simulation Language.*

GASP – *General Activity Simulation Program*

SLAM – *Simulation Language for Alternative Modeling*

SIMAN – Simulation Analysis

INFORMS/CS – Institute of Operations Research and Management Science/College of Simulation

IEEE – Institute of Electrical and Electronic Engineers

SCS – Society for Computer Simulation

IIE – Institute of Industrial Engineers

ASA – American Statistical Association

ACM – Association for Computing Machinery

NIST – National Institutes of Standards and Technology

DTSS – Discrete Time Models Simulation

DESS – Differential Equations Models Simulation

DEVS – Discrete Event Models Simulation.

Sumário

Dedicatória	iv
Agradecimentos	v
Resumo	vi
Abstract	vii
Lista de Figuras	viii
Lista de Tabelas	x
Lista de Quadros	xi
Lista de Equações	xiii
Nomenclatura	xiv
Sumário	xv
Capítulo 1 – Introdução	
1.1. Os Novos Paradigmas do Mundo Industrial	1
1.1.1. O Modelo Conceitual de Sistema de Manufatura	2
1.2. A Motivação	6
1.3. Objetivos	7
1.4. A Estrutura deste Trabalho	8
Capítulo 2 – Simulação de Sistemas	
2.1. Introdução	10
2.2. Breve Definição de Sistema	14
2.3. História da Simulação	15
2.3.1. Período da Pesquisa	16
2.3.2. O advento	17
2.3.3. Período da Formação	18

2.3.4. O Período da Expansão	18
2.3.5. Período da Consolidação e Regeneração	18
2.3.6. Período dos Ambientes Integrados	19
2.4. Simulação de Sistemas e Pesquisa Operacional	22
2.4.1. Etapas na Solução de Problemas da Pesquisa Operacional	23
2.4.2. Método Avaliativo e Método Generativo de Solução de Problemas	25
2.5. Tipos de Simulação	27
2.5.1. Simulação Física	28
2.5.2. Simulação Gráfica	30
2.5.3. Simulação Matemática	34
2.5.3.1. Simulação de Monte Carlo	35
2.5.3.2. Simulação de Sistemas Dinâmicos	36
2.5.3.2.1. Evolução Temporal Orientada à Atividade	39
2.5.3.2.2. Evolução Temporal Orientada a Eventos e Orientada à Objetos	42
2.6. Vantagens e Desvantagens da Simulação	46
2.6.1. Vantagens e Desvantagens da Simulação sobre a Experimentação Direta	50
2.6.2. Quando é Apropriado utilizar a Simulação	52
2.7. Etapas de um Projeto de Simulação	55
2.8. Insucessos da Simulação	60
2.9. Comentários Finais	62
Capítulo 3 – Sistemas em Eventos Discretos	
3.1. Definição de Sistema	63
3.1.1. Teoria Geral dos Sistemas	63
3.1.2. Conceitos Primitivos	68
3.1.2.1. O Processo de Entrada-Saída	69
3.1.2.2. O Conceito de Estado e Espaço de Estado	70
3.1.2.3. O Conceito de Evento	73
3.1.2.4. O Conceito de Controle	73
3.1.2.5. O Conceito de Retro-alimentação	74
3.1.3. Classificação de Sistemas	75
3.1.3.1. Sistema Estático vs. Sistema Dinâmico	75

3.1.3.2. Variantes no Tempo vs. Invariantes no Tempo	76
3.1.3.3. Sistema Linear vs. Sistema-Não Linear	77
3.1.3.4. Estado Contínuo vs. Estado Discreto	78
3.1.3.5. Orientados no Tempo vs. Orientados em Eventos	79
3.1.3.6. Determinísticos vs. Estocásticos	79
3.1.3.7. Tempo Discreto vs. Tempo Contínuo	80
3.1.4. Objetivos da Teoria Geral dos Sistemas	81
3.2. Sistemas em Eventos Discretos	83
3.3. Conceitos Gerais da Simulação de Sistemas em Eventos Discretos	85
3.4. Outros Elementos Pertinentes a Simulação de Sistemas em Evento Discreto	90
3.4.1. Gerador de Número e Variáveis Aleatórias	90
3.4.2. Teoria das Filas	94
3.4.3. Análise dos Dados de Entrada	99
3.4.3.1. Testes de Aderência	99
3.4.3.2. Ajuste de Curvas	101
3.4.3.3. Definir a Distribuição sem Dados	107
3.4.3.4. Estimacão de Parâmetros	108
3.4.4. Análise das Saídas	112
3.5. Ambientes de Simulação Computacional	115
3.5.1. Arena	115
3.5.2. ProModel	116
3.5.3. AutoMod	117
3.5.4. Outros Ambientes	118
3.5.5. Ambientes de Simulação Acadêmicos	119
3.5.6. Recursos de um Bom Simulador	119
3.6. Comentários Finais	121
Capítulo 4 – Modelagem e Coleta de Dados em Simulação de Sistemas em	
Eventos Discretos	
4.1. Apresentação	123
4.2. Formulação do Problema	126
4.3. Definição dos Objetivos	128

4.4. Concepção do Modelo	130
4.4.1. Propriedades Desejáveis de um Modelo	132
4.4.2. Princípios Gerais da Construção de Modelos	133
4.5. Coleta de Dados	148
4.5.1. Técnicas Para Aquisição de Conhecimento	150
4.5.2. Técnicas Estatísticas de Amostragem	151
4.6. Transcrição do Modelo	155
4.7. Verificação	156
4.8. Validação	156
4.9. Experimentação	157
4.10. Execução e Análise	157
4.11. Documentação	158
4.12. Implementação	159
4.13. Comentários Finais	159
Capítulo 5 – Metodologia para Modelagem em Simulação de Sistemas em Eventos Discretos	
5.1. Apresentação	161
5.2. Estrutura do Roteiro	162
5.2.1. Organograma	162
5.2.2. Funções	163
5.2.3. Documentação	163
5.3. Metodologia para Modelagem Conceitual	164
5.4. Exemplo de utilização do roteiro	174
Capítulo 6 – Conclusão	
6.1. Conclusões	217
Capítulo 7 – Referências Bibliográficas	
7.1. Referências Bibliográficas	221

Capítulo 1

Introdução

1.1. Os Novos Paradigmas no Mundo Industrial

Até o início da década de 90 a indústria nacional encontrava-se, relativamente, em cômoda posição: as grandes empresas pouco concorriam entre si, possuindo fatias estáveis do mercado, e as pequenas empresas encaixavam-se em nichos específicos. Foi somente após a abertura econômica, promovida pelo ex-presidente Fernando Collor, que o mercado brasileiro começou a contar com a participação de novas empresas tornando-se mais dinâmico e inaugurando uma nova época para o mercado nacional.

Uma constatação desta nova época é o surgimento de uma era sem precedentes na história em termos de competição; esse fenômeno não é só local e pode ser constatado em nível mundial. A competição está surgindo não apenas de concorrentes tradicionais, mas também da desintegração das barreiras de acessos a mercados anteriormente isolados e protegidos: as empresas não limitam mais seu crescimento as suas tradicionais bases de clientes.

“As barreiras que separavam setores econômicos e verticais do mercado, e as empresas que operavam dentro de tais setores estão rapidamente caindo. A competição pode surgir inesperadamente de qualquer lugar. Isto significa que as empresas não podem mais se sentir confiantes com suas fatias de mercado e com suas posições competitivas” (Tapscott & Caston, 1995).

Certos conjuntos de regras e valores estão tão consolidados e presentes no cotidiano que se tornam verdades inabaláveis, certezas absolutas, e por consequência conduzem toda a maneira de se agir; esses conjuntos de valores e regras são chamados de Paradigma¹; vocábulo difundido academicamente por Thomas Kuhn (1972) em seu livro “A Estrutura das Revoluções Científicas” e Don Tapscott e Art Caston (1995) tornaram, com a publicação do livro *Paradigm Shift* (Mudança de Paradigma), a palavra paradigma um vocábulo muito conhecido no ambiente empresarial.

Torna-se então, cada vez mais necessária a rápida e sábia tomada de decisão nos Sistemas de Manufatura, exigindo o contínuo aperfeiçoamento das técnicas e ferramentas de auxílio à decisão que levam o Sistema de Manufatura ao estado de competitividade e garantindo a sobrevivência do negócio.

1.1.1. O Modelo Conceitual Sistema de Manufatura

Define-se manufatura de bens como: “*um sistema que integra seus diferentes estágios necessitando de dados de entrada definidos para se obter resultados esperados*” (Agostinho, 1995). Graficamente, pode-se representar um sistema de manufatura da seguinte forma (Georges, 2000):

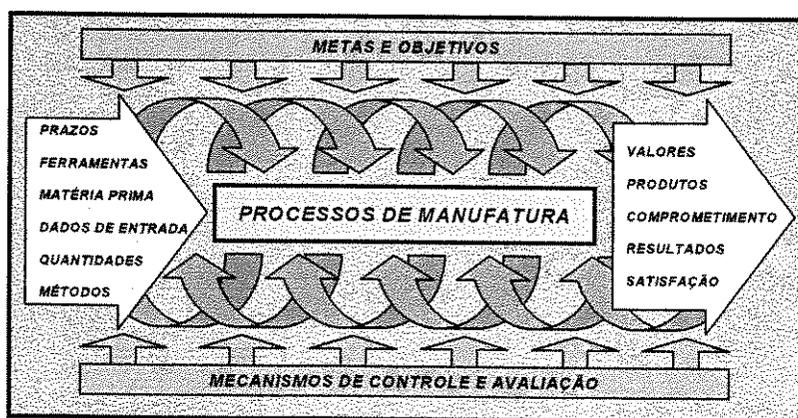


Figura 1.1 – Modelo Conceitual de Sistema de Manufatura (Georges, 2001)

¹ Da própria definição de Thomas Kuhn: “*uma constelação de realizações - concepções, valores e técnicas - compartilhada por uma comunidade científica e utilizada por essa comunidade para definir problemas e soluções legítimos*”.

Os elementos utilizados para representar o sistema de manufatura são pertinentes a Teoria Geral dos Sistemas² e será mais bem detalhado no terceiro capítulo desta tese. Porém, o aspecto mais importante não é a completa descrição deste sistema, mas seu modo holístico³ de observação, que contempla todos os aspectos sensíveis a uma empresa (Georges, 2000).

A compreensão sistêmica⁴ da manufatura confere a existência de um ambiente externo a este sistema, exercendo pressões externas que exigem do Sistema de Manufatura uma capacidade de reação para manter-se em condições de competição⁵ no mercado.

Os agentes que compõe o ambiente externo são diversos, como: sociedade, economia, ciência e tecnologia (Agostinho, 1995) e produzem estímulos contínuos (crescentes níveis de exigências) e estímulos descontínuos (rupturas tecnológicas ou elaboração de leis) sobre o Sistema de Manufatura, obrigando-o a reagir a estes padrões de através do desenvolvimento de habilidades (ou atributos) que o façam se sobrepor-se a seus concorrentes neste ambiente⁶. A figura 1.2 a seguir ilustra o Sistema de Manufatura e seu ambiente empresarial.

² O tema "Teoria Geral dos Sistemas" será discutido com mais detalhe adiante.

³ O verbete holístico deriva da palavra grega *holos*, cujo significado é inteiro, íntegro, unidade; assim, a expressão "visão holística" significa compreensão total, sintetizando unidades em totalidades. Segundo Rozenfeld, a visão holística de uma empresa equivale a se ter uma "imagem única", sintética de todos os elementos da empresa, que normalmente podem ser relacionados a visões parciais abrangendo suas estratégias, atividades, informações, recursos e organização (estrutura da empresa, cultura organizacional, qualificação do pessoal, assim como suas inter relações) (NUMA, 2004).

⁴ A compreensão sistêmica é derivada da interpretação da Teoria Geral dos Sistemas, neste caso aplicada à Indústria Manufatureira e constitui elemento chave para a visão holística do negócio.

⁵ Por Competitividade defini-se: "Competitividade é a capacidade de uma organização de oferecer ao mercado alternativas capazes de motivar a troca da organização detentora de produto para aquela substituta" (Agostinho, 1995).

⁶ Para uma compreensão mais profunda do assunto recomenda-se a leitura da tese de livre docência de Oswaldo Luis Agostinho (1995). Prof. Dr. Oswaldo Luis Agostinho é professor da Engenharia Mecânica da Unicamp e da Engenharia de Produção da USP de São Carlos, também é diretor de tecnologia de informação da Eaton Corp.

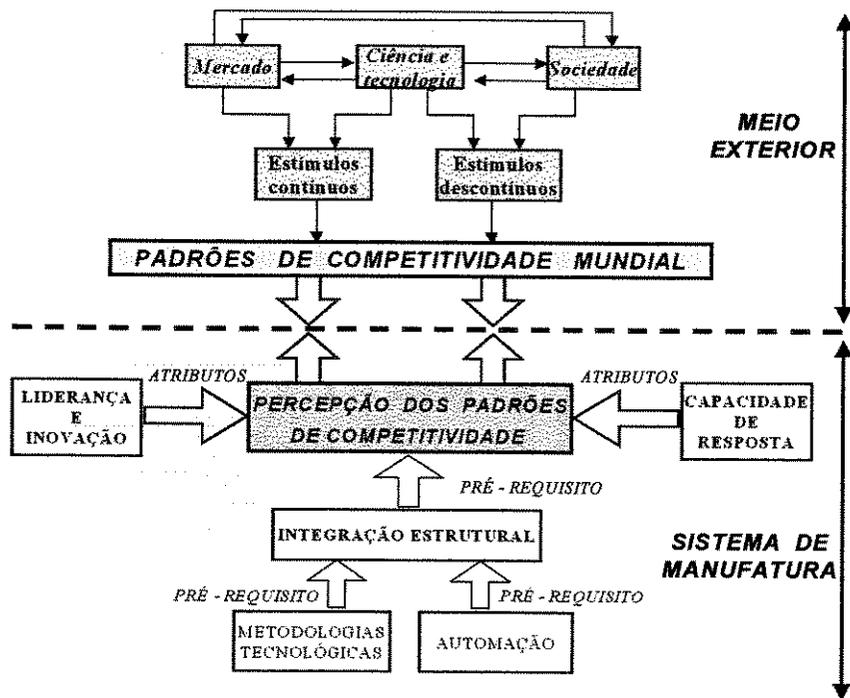


Figura 1.2 – O sistema de Manufatura e as Pressões exteriores (Agostinho, 1995)

A competitividade é um estado que se atinge pelo desenvolvimento de habilidades capazes de diferenciar a empresa de seus concorrentes, a estas habilidades se dá o nome de vantagens competitivas e teve como principal mentor Michael Porter, da Harvard Business School, que inicialmente apresentou o conceito de vantagem competitiva em dois livros antológicos: *Estratégia Competitiva* (1980) e *Vantagem Competitiva* (1985) (Porter, 1980; Porter, 1985; Porter 1987; Porter, M., Quinn, J.B., 1988). Embora os conceitos de Michael Porter sejam questionados atualmente⁷ (Wright *et. al.*, 2000), a sua obra é de grande importância por desvendar um caminho verdadeiro que conduz as empresas ao estado de competitivas, e por isso fez muito sucesso e é muito citada até os dias de hoje.

A partir desta exposição do modelo de Sistema de Manufatura orientado para o estado de competitividade, configura-se um cenário extremamente complexo, altamente

⁷ O questionamento dos conceitos de vantagem competitiva de Michael Porter pode ser entendido, superficialmente, como um caminho que leva ao encolhimento do mercado devido a hegemonia conquistada por uma empresa em detrimento da falta de competitividade de seus concorrentes, podendo resultar em “fatias” de mercado menores do que um mercado onde há mais concorrentes. Assim, o que se prega hoje são conceitos como “Coopetividade”, uma fusão dos conceitos de competitividade e cooperação.

competitivo, exigindo das empresas uma freqüente revisão de seus objetivos, alterando seus planos com freqüência cada vez maior, com complexidades crescentes, com a necessidade de considerar todos os aspectos sensíveis a empresa.

O desenvolvimento científico e tecnológico proporcionou uma gama relativamente grande de metodologias a serem utilizadas para apoiar a crescente necessidade de tomada de decisões, destacando-se o campo da Pesquisa Operacional com todos os seus métodos capazes de encontrar soluções ótimas para um leque muito grande de aplicações industriais. Porém, nenhuma das ferramentas possui uma flexibilidade de aplicações tão grande como a Simulação Computacional.

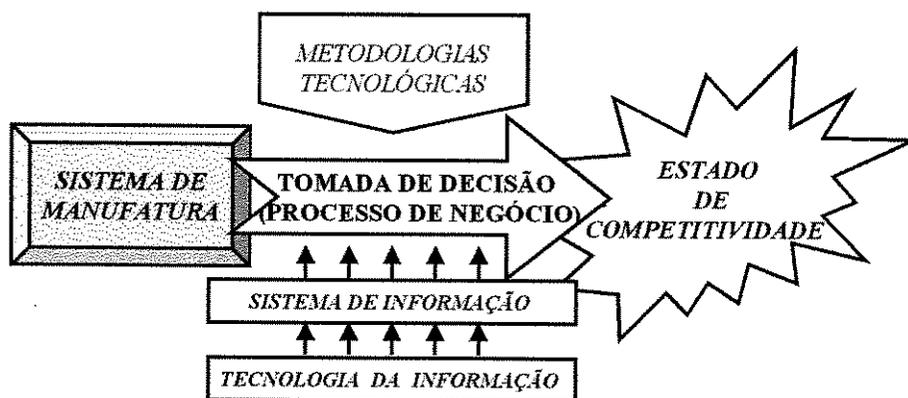


Figura 1.3 – A Tomada de Decisão como Processo de Negócio

Interpreta-se aqui a Simulação Computacional como a metodologia tecnológica a ser adotada para apoiar a tomada de decisão (o processo de negócio); para dar suporte ao processo de negócio, utilizam-se então os recursos de tecnologia e sistemas de informação (que compreende os ambientes de simulação e os recursos computacionais de maneira geral).

Assim, entende-se que o processo de tomada de decisão deve ser interpretado como um **processo de negócio** que, se for devidamente apoiado por **metodologias tecnológicas**, **tecnologia de informação** e por **sistemas de informação**, é capaz de conduzir o **sistema de manufatura** ao estado de **competitividade**.

1.2. Motivação

A motivação deste trabalho reside na tentativa de se aproveitar a plenitude de benefícios que se pode extrair do uso devido dos sistemas de informação e das metodologias tecnológicas no processo de tomada de decisão, para o caso particular do uso de Simulação de Sistemas em Eventos Discretos nas decisões do Sistema de Manufatura.

Embora o uso da Simulação já seja consagrado, tanto pela iniciativa privada como pela academia e órgãos governamentais, não há uma clara postulação de um roteiro bem definido que conduza o simulacionista⁸ a uma aplicação bem sucedida da ferramenta de simulação de sistema no processo de tomada de decisão e, conseqüentemente, contribua para o ganho de estado de competitividade das empresas.

Mais além, este trabalho também é motivado pela difícil tarefa de estabelecer uma relação entre práticas a serem adotadas para se construir um “bom” modelo, capaz de representar o sistema a ser simulado e conduzir o analista a uma decisão confiável baseada na simulação. O fato da tarefa de modelagem ser mais próxima da “arte” que do “método científico” constitui uma especial contribuição para a motivação deste trabalho.

Também faz parte da motivação deste trabalho é a necessidade de elaborar um tratamento para a coleta de dados a ser usada para alimentar o modelo construído, pois houve a constatação da ausência da aplicação de métodos estatísticos (tanto nos ambientes de simulação como nos relatos de aplicações práticas) para apoiar a coleta de dados, o que pode levar todo o trabalho de modelagem (por mais bem feito que tenha sido) à ineficiência, tal como o ditado bem conhecido “entra lixo, sai lixo”.

Deve ser mencionada também uma motivação pessoal, que é o fato do autor deste trabalho ter contato direto com a disciplina de simulação desde a graduação, tanto em disciplinas obrigatórias como em iniciação científica e, posteriormente, nos trabalhos de pesquisa de mestrado e doutorado, além de desenvolver atividades ligadas à docência e

⁸ Do inglês “*simulacionist*”, que também pode ser entendido como o analista que usa a simulação para tomar uma decisão.

ensino da Simulação, o que torna esta ferramenta parte essencial da vida acadêmica deste autor.

E, por fim, outra motivação é a elaboração de um livro sobre a simulação computacional, destinado ao ensino superior desta disciplina e que também possa ser usado como referência a profissionais que desejam fazer uso desta ferramenta.

1.3. Objetivos

Os objetivos deste trabalho estão divididos em duas categorias, objetivos principais e objetivos secundários.

Os objetivos principais são:

- Desenvolver uma metodologia construir Modelos de Simulação aplicados em Sistemas de Manufatura Discreta;
- Sintetizar princípios norteadores que orientem o simulacionista a produzir bons modelos;
- Revisar as metodologias apresentadas por diversos autores ao longo dos anos para se conduzir uma aplicação bem sucedida da simulação computacional como ferramenta de apoio à decisão, especificamente aplicada aos sistemas de manufatura e para casos discretos orientados em eventos (Sistemas em Eventos Discretos).
- Revisar as principais técnicas estatísticas para a coleta de dados, direcionando o uso da Simulação para a geração de modelos e resultados mais coerentes com o fenômeno simulado e, conseqüentemente, mais válidos.
- Estabelecer os primeiros passos na especificação de um modelo de referência que abranja todas as etapas na condução de um projeto de simulação, bem como indicar

potenciais aplicações dos sistemas de informação, de modo a constituir futuros trabalhos de pesquisa;

- Estabelecer uma linha de pesquisa ‘válida’, de interesse da comunidade científica e empresarial, de modo que possa haver futuros desdobramentos desta pesquisa, resultando em novas orientações de dissertações de mestrado e teses de doutorado.

Por objetivos secundários, tem-se:

- Promover uma ampla discussão sobre a importância do tema e a falta de um paradigma bem definido para tratar a questão da modelagem conceitual de sistemas a serem simulados;
- Promover e difundir o uso da simulação de sistemas em eventos discretos nas disciplinas de graduação da Faculdade de Engenharia Mecânica da Unicamp;
- Disseminar o conhecimento gerado em congressos e simpósios a fim de promover um debate sobre a importância do tema na comunidade científica e na iniciativa privada;

Para atingir estes objetivos este trabalho é composto de oito capítulos que abrangem uma introdução, uma revisão bibliográfica bastante abrangente, o desenvolvimento da tese e sua aplicação, conclusão e possíveis desdobramentos posteriores. O conteúdo de cada capítulo e maiores comentários sobre a estrutura deste trabalho serão apresentados na próxima seção.

1.4. A Estrutura deste Trabalho

Este trabalho está dividido em sete capítulos; sendo este o primeiro capítulo, de caráter introdutório.

O segundo capítulo tem como título *Simulação de Sistemas*, e seu propósito é apresentar a simulação como ferramenta de auxílio à tomada de decisões inserida no contexto maior da Pesquisa Operacional, mas evidenciando as diferenças entre ambos; também serão apresentados os benefícios advindos do uso da simulação, bem como suas vantagens e quando seu uso é recomendado. O capítulo se inicia com uma breve história do tema e termina com a apresentação das etapas da utilização da simulação. Um dos objetivos deste capítulo é apresentar as diferentes abordagens que diversos autores propõem para se conduzir um projeto de aplicação da ferramenta de simulação para se tomar uma decisão. Outro objetivo deste capítulo é apresentar a importância que a construção do modelo a ser simulado representa na qualidade final dos resultados obtidos de sua aplicação.

O terceiro capítulo tem como título *Sistema em Eventos Discretos* e se inicia com uma breve introdução à Teoria Geral dos Sistemas para expor uma classificação das diferentes manifestações que estes sistemas se apresentam, tendo por objetivo final uma definição objetiva do que é um sistema em evento discreto e suas manifestações na manufatura e áreas afins. As principais técnicas de simulação de sistemas em eventos discretos serão citadas, bem como todas as notações utilizadas. Os principais softwares comerciais existentes para esta categoria de sistema concluirá este capítulo.

O quarto capítulo já não mais pertence à categoria de revisão bibliográfica, pois inicia o desenvolvimento desta tese de doutorado, sendo apresentadas as principais questões pertinentes à modelagem conceitual e coleta de dados, também discute sobre a falta de um quadro teórico universalmente aceito para tratar a questão (principalmente no tocante à modelagem). Através desta argumentação deverão ser sintetizados princípios gerais que conduzam o analista na criação de modelos para simulação, bem como o correto procedimento de se coletar dado (incluindo a aquisição de conhecimento e escolha do método estatístico de amostragem) de forma a facilitar a tarefa de validação do modelo construído e gerando resultados confiáveis.

O quinto capítulo apresenta a proposta de uma metodologia de construção de modelos conceitual em um projeto de simulação de sistemas e apresenta uma aplicação real bem sucedida da referida metodologia.

O sexto capítulo apresenta as conclusões deste trabalho, bem como a sugestão de trabalhos futuros, mapeando melhor as trilhas da pesquisa científica neste campo.

O último capítulo se destina às referências bibliográficas utilizadas neste trabalho.

A figura 1.4 a seguir apresenta a estrutura deste trabalho:

C A P Í T U L O S	1	Introdução	
	2	Simulação de Sistemas	Revisão Bibliográfica
	3	Sistemas Eventos Discretos	
	4	Modelagem e Coleta de Dados em Simulação	Desenvolvimento
	5	Proposta da Metodologia e Estudo de Caso	
	6	Conclusão	Conclusão
	7	Referências Bibliográficas	

Figura 1.4 – Estrutura da tese de doutorado

Capítulo 2

Simulação de Sistemas

Este capítulo inicia-se com a introdução da disciplina Simulação de Sistemas, abordando o histórico do seu surgimento e conseqüente evolução. Definições precisas de conceitos serão feitas, assim como a apresentação do atual estado da arte desta área do conhecimento.

2.1. Introdução

Introduzir o tema Simulação sem a devida cautela, aqui entendido como o rigor científico, pode acabar em caminhos não previstos. Isto se deve à grande amplitude que seu significado atinge, muito além da fronteira técnico científica.

O dicionário Aurélio assim define o verbete simulação: “... *simulação. [Do latim *simulatione.*] S.f. 1. Ato ou efeito de simular 2. Disfarce, fingimento; simulacro 3. Hipocrisia, impostura...*”. Certamente este não é o sentido dado à Simulação no campo desta tese de doutorado, mas ilustra os desdobramentos que essas diferentes perspectivas produzem.

No campo jurídico defini-se simulação: “... *declaração enganosa da vontade, com o objetivo de produzir efeito diferente daquele que nela se indica*”. No campo da psicologia define-se: “... *imitação de uma perturbação somática ou psíquica, com fins utilitários*” (dicionário Aurélio, 1986).

O uso da palavra simulação no campo das ciências exatas é recente. Assim, é preciso definir o termo na perspectiva técnico-científica, âmbito no qual esta tese de doutorado se insere. Do próprio Aurélio (1986) tem-se a definição mais apropriada para este caso: “... *experiência ou ensaio realizado com o auxílio de modelos*”.

Observa-se nesta definição a omissão do sentido computacional. Portanto a simulação pode ocorrer sem a assistência computacional, assim com quando do surgimento esta disciplina, antes do advento do computador. No item 2.4 do presente capítulo será feita referência ao tipo de simulação sem auxílio computacional.

Jerry Banks⁹ (Banks, 2000) define no primeiro parágrafo do capítulo primeiro de seu livro sobre o assunto:

*“...um modelo de simulação é uma imitação de uma operação de um processo do mundo real ou de um sistema ao longo do tempo. Seja feito à mão ou com o auxílio do computador, simulação envolve a geração de uma história artificial de um sistema, e da observação desta historia artificial para esboçar inferências a cerca das características da operação do sistema real (Banks, 2000)”*¹⁰.

Livra-se então o conceito de simulação do aspecto computacional, não sendo necessário o uso do computador para a sua realização. Assim, o aspecto que torna mais relevante na simulação é o aspecto numérico, sendo este o responsável pela veredicto científico desta disciplina. Embora seu uso não prescindia do computador, aplicações acadêmicas e comerciais não são feitas sem o computador, o que torna muitas vezes o

⁹ professor de Engenharia Industrial e de Sistemas da Geórgia Tech, um dos principais ícones da simulação computacional (não somente por ser grande acadêmico, mais principalmente por ter desenvolvido o ambiente *AutoMod®*)

¹⁰ Da livre tradução do autor “...a simulation model is the imitation of the operation of a real-world process or system over time. Whether done by hand or on computer, simulation involves the generation of an artificial history of a system, and the observation of that artificial history to draw inferences concerning the operation characteristics of the real system (Banks, 2000)”.

aspecto gráfico das animações dotado de maior importância que o aspecto numérico, podendo ser trágicas suas implicações.

Mais uma definição de Simulação é dada pelo grupo de pesquisa SIM – Simulação de Sistemas de Manufatura (ligada a USP de São Carlos), que assim a define:

“A simulação é uma ferramenta ou uma técnica utilizada para facilitar a tomada de decisão em situações do mundo real. Baseia-se na construção de um modelo que represente o sistema a ser avaliado¹¹” (SIM, 2004).

Outra definição interessante é de autoria do prof. Clovis Perin¹², que é a seguinte:

“ Simulação de sistemas é um método numérico de resolução de problemas. Consiste na observação ao longo do tempo do desempenho de um modelo que representa um sistema definido a partir do problema a ser resolvido (Perin Filho, C., 1995)”.

Embora não tenha sido definido o conceito *sistema*, é se possível afirmar que a definição acima é adequada aos propósitos da presente tese, e é sobre esta luz que se inicia o próximo item deste capítulo que se refere à história da simulação. Entretanto, uma breve definição do que vem a ser um *sistema* será explicitada

Antes de encerrar esta seção e iniciar o item 2.2 é necessário colocar aqui a definição mais sucinta e elegante de simulação encontrada:

“Simulação é fazer como se fosse (Maziero, D., 2004)”.

¹¹ Definição encontrada na página do grupo: <http://www.simulacao.eesc.sc.usp.br/>.

¹² Professor do Departamento de Matemática Aplicada do Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica da Unicamp.

2.2. Breve Definição de Sistema

A chamada Teoria Geral dos Sistemas é utilizada em diversos ramos do conhecimento, e atualmente esta palavra, “sistema”, é encontrada cotidianamente na vida de um cidadão comum. Mas quando de seu surgimento e posterior consolidação, em meados da década de 50, o seu uso era difundido somente a campos do conhecimento, destacando-se a cibernética, a medicina e a biologia, as ciências econômicas, as ciências sociais e as engenharias.

Algumas das principais definições de sistema são compiladas por Georges (2001) e listadas a seguir.

“Sistema é definido como um conjunto de partes interagentes e interdependentes que, conjuntamente, formam um todo unitário com determinado objetivo e efetuando uma função” (Oliveira, 1999).

“Sistema pode ser definido usualmente como um conjunto de elementos que mantêm relações entre si” (Pessoa Jr., 1996).

“Sistema é um conjunto de partes coordenadas, que concorrem para a realização de um conjunto de objetivos” (Dias, 1985).

De forma gráfica tem-se a seguinte representação de um Sistema:

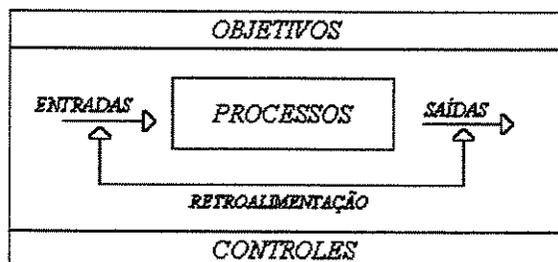


Figura 2.1 – A representação gráfica de um sistema.

Defini-se ambiente como todos os elementos não pertencentes ao sistema; também pode ser denominado por meio ambiente, meio exterior, ambiente externo etc.(Georges, 2001).

No capítulo seguinte serão apresentados os conceitos pertinentes a Teoria Geral dos Sistemas, incluindo uma perspectiva histórica e detalhes de como este sistema pode se manifestar, objetivando-se a clara definição de um sistema dinâmico em evento discreto (tipo de sistema objeto de estudo desta tese).

A definição de sistema dada acima é suficiente para interpretar diversos fenômenos da natureza e situações cotidianas de empresas e indústrias; assim, representa-se através de um sistema o objeto de estudo da simulação e, por conseguinte, este fica conhecido sob a insígnia: simulação de sistemas.

2.3. História da Simulação

A Simulação, entendida como assistida por computador, tem história recente; inicia-se com a própria história do computador, na década de 1950. No entanto os conceitos que tornaram possíveis a simulação datam de antes da década de 1950.

Estes conceitos tornaram possível a simulação numérica, e conseqüentemente, a simulação computacional; são pertinentes à estatística e probabilidade, à matemática e à computação e à pesquisa operacional. Da estatística e da probabilidade vieram as técnicas de estimação de parâmetros, o uso das distribuições de probabilidades, a geração de variáveis aleatórias e os testes de aderência, todos desenvolvidos entre o final do século XIX e a década de 40. Da matemática e da computação vieram as técnicas de algoritmos e estrutura de dados, a formulação de modelos algébricos e os métodos numéricos de solução. As maiores contribuições da pesquisa operacional são relativas à teoria das filas e métodos de otimização.

Uma completa retrospectiva histórica sobre simulação deveria contemplar todas as técnicas ditas acima que sustentam a simulação numérica e computacional, mas o levantamento de seus criadores e respectivas datas de criação fogem ao âmbito desta tese de doutorado. Muitos outros conceitos também são associados diretamente a simulação, como: Redes de Petri, cadeias de Markov, método Monte Carlo, Álgebra de Diodes, e a própria Teoria Geral dos Sistemas entre outras, e que aqui não são tratados pela extensão desnecessária do assunto; mas, no entanto, merecem ser citados.

Assim, a perspectiva histórica adotada é a apresentada por Nance (1995) e se remete somente ao período da criação do computador até os dias atuais, em síntese, esta perspectiva histórica reflete a evolução da simulação numérica assistida por computador, que originou a maioria dos pacotes comerciais de simulação.

Segundo Nance (1995), em artigo apresentado a *Winter Simulation Conference*¹³ - um dos principais eventos sobre o assunto e principal fonte de informação para o presente trabalho - a história da simulação é dividida em cinco fases distintas. Esta história também é apresentada por Banks (2001) e está exposta a seguir:

1955-1960: Período de Pesquisa;

1961-1965: O Advento;

1966-1970: O Período de Formação;

1971-1978: O Período da Expansão;

1979-1986: Período da Consolidação e Regeneração;

1987- : Período dos Ambientes Integrados.

2.3.1. Período de Pesquisa: 1955-1960

Na década de 1950 a principal linguagem computacional era o FORTRAN, assim, as primeiras rotinas de simulação foram feitas nesta linguagem. Muito esforço foi feito

¹³ Para maiores detalhes sobre o *Winter Simulation Conference* acesse: <http://www.wintersim.org>

nesta época para unificar conceitos e desenvolver rotinas que fossem fáceis de serem reutilizadas , facilitando o projeto de simulação (Nance, 1995; Banks, J. *et al.*, 2001).

K.D. Tocher e D.G. Owen (in Banks, J. *et al.*, 2001) são considerados pioneiros na simulação numérica computacional, pois o *General Simulation Program* é considerado o primeiro esforço computacional na construção de uma linguagem de computação para simulação. Tocher e Owen fizeram a identificação e desenvolvimento de rotinas que podem ser reutilizadas em projetos de simulação.

2.3.2. O Advento: 1961-1965

Nance (1995) designa como *O Advento* o período onde surgiram as linguagens de simulação que são base dos programas de simulação utilizados atualmente. Segundo Jarry Banks (Banks, J. *et al.*, 2001) e Nance (1995), a primeira linguagem de programação de simulação surgiu em 1961, desenvolvida por Geoffrey Gordon na IBM. Esta linguagem de programação de simulação recebeu o nome de GPSL que deriva das iniciais em inglês *General Purpose Simulation Language* .

Também é apresentado por Banks (2001) e Nance (1995) o surgimento da linguagem SIMSCRIPT, desenvolvido por Harry Markowitz em 1963. Embora tenha sido desenvolvida por uma empresa privada (Rand Corporation), o desenvolvimento do SIMSCRIPT contou com o apoio da U.S. Air Force¹⁴.

Outra linguagem de programação de simulação relatada por Banks (2001) e Nance (1995) que surgiu neste período do Advento foi a linguagem GASP, *General Activity Simulation Program*, criada em 1961 por Phillip Kiviat no Laboratório de Pesquisa Aplicada na Companhia de Aço dos Estados Unidos. Na Europa surgiram as linguagens SIMULA, desenvolvida na Noruega e também a *The Control Language Simulation*, que gozou de grande popularidade na Inglaterra anos depois (Banks, J. *et al.*, 2001).

¹⁴ Força Aérea dos Estados Unidos.

2.3.3. O Período de Formação: 1966-1970

Segundo os autores desta evolução histórica, Nance (1995) e Banks (2001), o período de formação corresponde à maturação das linguagens desenvolvidas no período anterior, tornando-as mais consistentes e alinhadas com recentes desenvolvimentos computacionais do período, como o lançamento do computador IBM 360. Em síntese, este é um período de revisão e adequação das linguagens perante tecnologias emergentes, tornando o seu uso mais seguro e conseqüente popularização.

2.3.4. O Período da Expansão: 1971-1978

Este período reflete o aperfeiçoamento e expansão das linguagens de programação de simulação para além do seu domínio inicialmente estabelecido.

Exemplo claro desta situação é a evolução da linguagem GPSL para um programa de simulação: GPSS que se deu fora da IBM, local onde esta linguagem se desenvolveu inicialmente. Esta evolução foi feita por Julian Reitman, na empresa Norden System, por isso esta nova versão da linguagem GPSS passou a se chamar GPSS/Norden. Outra versão expandida da linguagem GPSS que caracteriza este período ocorreu na empresa Wolverine Software, por James Henriksen, que atribuiu a sua versão da linguagem GPSS a inicial de seu sobrenome: GPSS/H (Banks *et. al.*, 2001).

2.3.5. Período da Consolidação e Regeneração: 1979-1986

É neste período que as linguagens de programação de simulação passaram a sofrer adaptações para serem executadas a partir de microcomputadores. Essa adaptação para microcomputadores fez das versões descendentes da linguagem GASP as linguagens precursoras dos principais ambientes de simulação comerciais existentes atualmente. Estas linguagens descendentes da GASP são: SLAM e SIMAN.

SLAM (*Simulation Language for Alternative Modeling*) foi desenvolvida por Protsker and Associates, Inc., em 1979. SIMAN (*SIMulation ANalysis*) foi desenvolvida por Dennis Pegden, em 1981 (Bressan, G. 2002) que posteriormente fundou a *System Modeling Corporation*

2.3.6. Período dos Ambientes Integrados: 1986 – até hoje.

Aqui se tem o período atual, marcado pelos ambientes integrados de simulação, gozando de poderosos recursos de animação e análise. É neste período que se deu a maior evolução dos pacotes de simulação, feitos para microcomputadores, com recursos de animação gráfica repletos de ícones em sua biblioteca gráfica, atendendo a todo tipo de simulação.

Também se tem neste período o fornecimento de rotinas para análise estatística de dados, tanto os de entrada como os de saída, tornando a tarefa de análise dos dados muito amigável para o usuário destes ambientes de simulação. Estas análises de dados se referem a testes de aderências, como o teste qui-quadrado, o Komogorov-Smirnov entre outros, também se tem métodos de ajuste de curvas, determinando qual é distribuição de probabilidade que melhor se ajusta aos dados coletados e que serão usados como entrada no projeto de simulação.

A Integração dos ambientes de simulação também se deu no aspecto gráfico, principalmente no que se refere aos programas de assistência a projetos, ou simplesmente CAD¹⁵. Ambientes de simulação como o Arena® ou AutoMod® são perfeitamente capazes de incorporarem ao projeto de simulação arquivos provenientes de sistemas CAD; mais precisamente, no caso dos ambientes de simulação supra citados, o primeiro restringe-se a figuras bidimensionais, e no segundo, a incorporação dos projetos de CAD se estende a figuras tridimensionais.

¹⁵ Das iniciais em inglês: *Computer Aided Design*.

Os ambientes de simulação passaram a usufruir protocolos de comunicação em rede e tecnologias ActiveX que permitem a integração com o ambiente MS Office®¹⁶, tanto na obtenção de dados de entrada e a geração de relatórios a partir do MS Excel®¹⁷, interface com o banco de dados MS Access®¹⁸ e por fim a integração com MS Visio®¹⁹, que permite a elaboração de fluxogramas que são interpretados e simulados pelos ambientes de simulação.

É importante, entretanto, ressaltar que este período de integração ainda não está encerrado, embora já tenha quase vinte anos de duração, pois há ainda atividades pertencentes ao ciclo de vida de um projeto de simulação que não gozam de ambientes computacionais que os apoiem (por exemplo: atividades de criação de modelos, validação e definição de objetivos), e também há aquelas atividades que hoje já gozam de ambientes computacionais, porém tais ambientes ainda não estão integrados com os ambientes computacionais de simulação (por exemplo: coleta de dados e verificação).

É exatamente neste ponto que este trabalho de doutorado visa dar a sua contribuição ao avanço científico, consolidando este período de integração com a proposição de modelos de referência para atividades que ainda não gozam de ambientes computacionais de apoio, dando um primeiro passo na construção de tais sistemas que posteriormente poderão estar integrados aos ambientes de simulação.

Somente quando todas as atividades pertencentes ao ciclo de vida de um projeto de simulação computacional possuírem ambientes computacionais de apoio e somente quando todos estes ambientes estiverem integrados aos ambientes de simulação é que este período chegará ao seu fim, dando início a outro período de desenvolvimento e evolução da Simulação Computacional.

¹⁶ Ambiente Computacional desenvolvido pela empresa Microsoft destinado a Automação de Escritórios.

¹⁷ Planilha Eletrônica desenvolvida pela empresa Microsoft.

¹⁸ Banco de Dados desenvolvido pela empresa Microsoft.

¹⁹ Ambiente de Modelagem de diagrama de blocos, desenvolvida inicialmente pela empresa Visio Corp e incorporada posteriormente pela empresa Microsoft.

Os principais ambientes de simulação discreta que se desenvolveram neste período de integração foram: Arena®²⁰, desenvolvido pela System Modeling Corp. e hoje pertencente a Rockwell Software; o ProModel®, o MedModel® e o ServiceModel®²¹ produzidos pela ProModel Corporations; o AutoMod®²², desenvolvido pela AutoSimulations; o Extend®²³ desenvolvido pela ImagineThat! Corporation; o Simul8²⁴ desenvolvido pela Simul8 Corporation; o Flexsim®²⁵ desenvolvido pela Flexsim Software Products e o Micro Saint®²⁶, da Sharp.

Lobão (2000), em sua tese de doutorado, ilustra muito bem a evolução das linguagens e ambientes de simulação em uma figura espiralada denominada pelo referido autor como ‘círculo virtuoso do desenvolvimento do *software* de simulação’. Esta figura é reproduzida a seguir (figura 2.2). O desenvolvimento dos ambientes de simulação é explicado através da espiral, cujo início se dá na origem dos eixos e seu desenrolar se dá ao longo dos anos que se passam. Os eixos denotam a diminuição no preço dos *hardwares* e *softwares* e também no incremento do número dos usuários.

²⁰ Para maiores informações acesse: <http://www.arenasimulations.com> , ou <http://www.ra.com/arena> .

²¹ Para maiores informações, acesse: <http://www.promodel.com> .

²² Para maiores informações, acesse: <http://www.autosimulations.com> .

²³ Para maiores informações, acesse: <http://www.imaginthatic.com> .

²⁴ Para maiores informações, acesse: <http://www.simul8.com> .

²⁵ Para maiores informações, acesse: <http://www.flexsim.com> .

²⁶ Para maiores informações, acesse: <http://www.maad.com> .

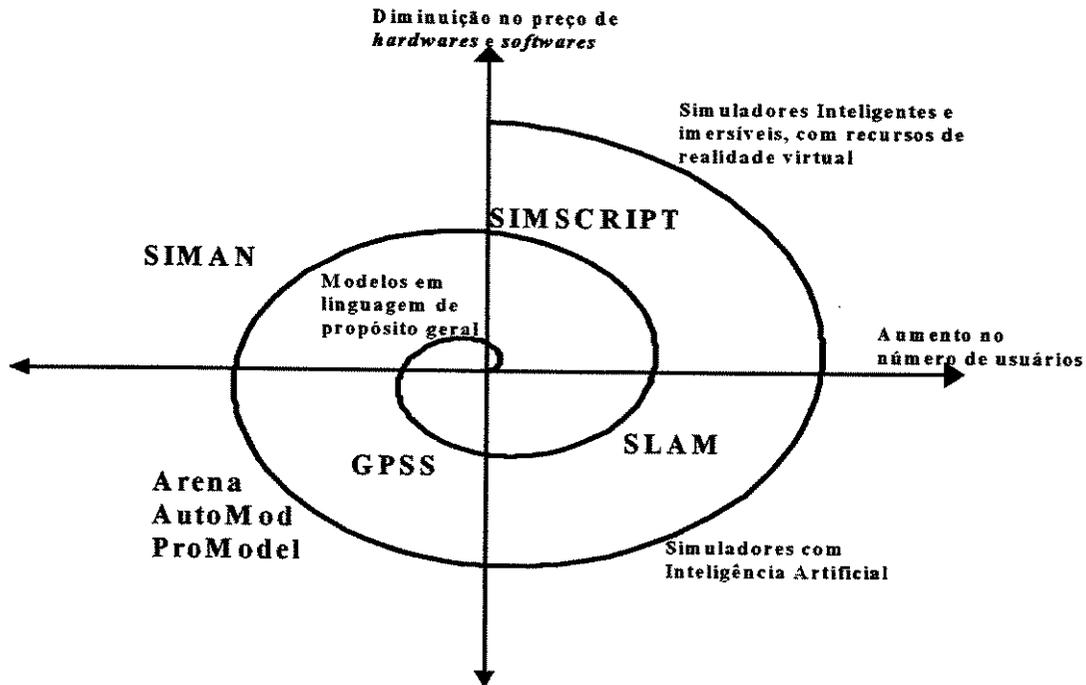


Figura 2.2 – Círculo virtuoso no desenvolvimento de *softwares* de simulação (Lobão, 2000).

2.4. Simulação de Sistemas e Pesquisa Operacional

Embora não se tenha afirmado explicitamente no texto desenvolvido até o momento, já se pode perceber facilmente que a Simulação surgiu como um meio para se resolver problemas. No entanto a arte de se resolver problemas, sobretudo aqueles de natureza operacional em ambientes industriais, militares ou em qualquer outra organização, é inerente a um campo do conhecimento científico designado como Pesquisa Operacional.

Assim, tradicionalmente a Simulação é entendida como um tópico da Pesquisa Operacional, uma vez que a Simulação compartilha o mesmo objetivo da Pesquisa Operacional: a resolução de problemas; e também utiliza o mesmo artifício para tal: a construção de Modelos.

Por compartilhar do mesmo objetivo que a Pesquisa Operacional, a Simulação tem os mesmos princípios geradores para se obter êxito. Esses princípios são percebidos nas etapas de condução de um projeto de Pesquisa Operacional: identificar o *problema*, conhecer o *sistema*, construir o *modelo* e obter a *solução*.

Estas etapas de condução de um projeto de Simulação são objeto de estudo desta tese, principalmente a etapa referente ao *Modelo* que será discutida em detalhes mais adiante. De um modo geral, as etapas na solução de problemas de Pesquisa Operacional encontradas na literatura especializada estão apresentadas a seguir no texto.

2.4.1. Etapas na Solução de Problemas da Pesquisa Operacional

Os livros sobre Simulação sempre abordam este tópico de forma muito semelhante entre si e levemente diferente dos demais livros de Pesquisa Operacional. Os motivos estão fortemente ligados à liberdade de construir modelos a partir de associações de rotinas computacionais para avaliar cenários específicos através da Simulação, enquanto que a Pesquisa Operacional esforça-se em otimizar parâmetros de um modelo geral construído rigorosamente em termos algébricos.

A natureza avaliativa de cenários específicos e a natureza generativa de otimizar cenários gerais serão vistas no próximo item, mas, a despeito desta dicotomia, tanto a Pesquisa Operacional como a Simulação conduzem a abordagem ao problema a ser resolvido de formas muito semelhantes: através da construção de Modelos.

A necessidade de construir um Modelo é uma das principais etapas da condução de um projeto de Pesquisa Operacional e da Simulação, e as outras etapas, de um modo geral, são (Perin Filho, 1995):

- **Identificação do Problema:** a questão da identificação do problema também pode ser entendida como o reconhecimento da necessidade de se tomar uma decisão. Tomar uma decisão é escolher, priorizar uns em detrimento de outros através de um critério a ser adotado.
- **Conhecimento do Sistema:** o conhecimento do Sistema é necessário para se avaliar como o critério de decisão é influenciado pelas variáveis do sistema. Aqui é

necessário identificar os principais componentes do sistema e como eles se relacionam entre si e interferem nos critérios a serem utilizados para decidir.

- **Construção do Modelo:** a Construção do Modelo é a etapa principal desta seqüência de etapas que conduzem um projeto de Pesquisa Operacional, pois o modelo é o principal condicionante da obtenção da solução, é sabido que um modelo bem construído propicia a boa resolubilidade do problema, seja em termos de eficiência computacional, da garantia da solução ótima ou da coerência dos resultados obtidos. Mas construir um bom modelo, bem como a definição do que é bom, é uma questão em aberto e polêmica.
- **Obtenção da Solução:** os métodos de obtenção de soluções são o campo em que se concentra a maior parte dos avanços na Pesquisa Operacional. O conhecimento de técnicas algébricas de otimização para problemas com propriedades especiais (problemas ideais) é imenso, assim como as técnicas numéricas utilizadas para resolver equações sem recorrer à álgebra. No entanto a existência de problemas ideais na prática pode ser contestada e, conseqüentemente, a validade das técnicas de otimização pode ter a validade muito restrita²⁷.

Essas etapas, ou fases, na condução de um projeto de Pesquisa Operacional também são apresentadas por Frederick Hiller²⁸ e Gerald Lieberman²⁹, na obra *Introduction to Operations Research*, uma das principais referências mundiais sobre o assunto (Hiller & Lieberman, 1995). Segundo Hiller e Lieberman (1995) as fases de condução de um projeto de tomada de decisão utilizando a Pesquisa Operacional são:

²⁷ Segundo Herbert Simon são raras as situações de decisão onde o decisor utiliza plenamente a racionalidade. De um modo geral, as decisões envolvem inúmeros fatores que fogem a clara percepção do decisor, assim Herbert Simon postulou o conceito de *Racionalidade Limitada*, que sugere o uso de modelos como artifício para a representação simplificada da realidade, onde somente as características mais importantes eram consideradas, e assim reduzir a complexidade da decisão. Através da *Racionalidade Limitada* a decisão era tomada (neste caso: uma solução ótima), mas ao aplicar a solução no ambiente real, dificilmente a solução conduzia a um resultado ótimo. Mas como tratar a realidade em toda a sua plenitude para decidir é impraticável, o melhor a ser feito é utilizar a *Racionalidade Limitada*, e esse resultado não ótimo conduzido por uma solução ótima encontrada a partir de um modelo é chamada de solução *satisficente* (Robbins, S. P. & Decenzo, D. A., 2004).

²⁸ Professor de Pesquisa Operacional da Universidade de Stanford.

²⁹ Professor emérito de Pesquisa Operacional e Estatística da Universidade de Stanford.

- Definição do Problema;
- Formulação do Modelo Matemático;
- Desenvolvimento de um procedimento computacional para obtenção da solução do modelo;
- Teste do modelo e refinamento, se for preciso;
- Preparação para implementação;
- Implementação da solução.

Estas são a base para as etapas apresentadas pelos autores de livros de Simulação como necessárias a um projeto de Simulação.

Existe, porém, uma diferença profunda entre a Simulação e os demais métodos de otimização (programação matemática), o que torna as etapas de condução de um projeto de Simulação ligeiramente diferentes destas apresentadas anteriormente. As etapas de condução de um projeto de Simulação serão apresentadas no item 2.8 deste capítulo e na próxima seção será apresentada a diferença entre a ferramenta de Simulação e os demais métodos de Pesquisa Operacional.

2.4.2. Método Avaliativo e Método Generativo de Solução de Problemas

A diferença mais profunda entre a Simulação e as demais técnicas de Pesquisa Operacional reside na natureza avaliativa da Simulação e generativo dos métodos de otimização.

O método avaliativo consiste na avaliação de medidas de desempenho em diferentes cenários específicos. Acompanhando-se o desempenho desta medida para diferentes cenários é possível escolher qual parâmetro é o mais apropriado para se fazer a decisão. Em síntese, o método avaliativo não resulta na melhor configuração dentre todas as possíveis, apenas compara situações forçadas (cenários) e decide, baseando-se em comparações, quais medidas devem ser tomadas.

O método generativo não é utilizado para comparação entre cenários; é capaz de testar todas (ou quase todas) as possibilidades em busca de uma possibilidade que resulta na configuração de maior ou menor desempenho de um, ou mais, critérios. Em síntese, o método generativo, literalmente, otimiza o critério de escolha definido.

A seguinte pergunta pertinente pode ser formulada: Se o método avaliativo não considera todas as possibilidades e não garante a escolha da configuração ótima por que é utilizado?

A resposta desta pergunta não é trivial e nem curta, mas pode ser feita em poucas palavras com elevado grau de satisfação: construir um modelo generativo que contemple todas as variáveis de um sistema real e depois obter a solução é muito difícil, quando não beira o impossível.

Assim, em muitos casos a utilização de métodos avaliativos é muito bem vinda, uma vez que a construção de modelos avaliativos (basicamente Simulação) é bem mais fácil se comparado a métodos generativos e a obtenção da solução não é problemática, pois geralmente é de natureza numérica e empírica, sem desenvolvimento algébrico.

Portanto, quando se deseja comparar situações não muito distintas, porém complexas o suficiente para recorrer à assistência de técnicas sofisticadas a fim de acompanhar o desempenho de um determinado critério para se tomar uma decisão, é mais aconselhável utilizar a Simulação.

Quando o problema a ser resolvido envolve variáveis bem definidas, cuja relações entre si são explícitas e lineares (propriedade desejável, mas não imprescindível) e o critério de decisão é bem conhecido em todos os valores para os quais as variáveis do sistema é definido, recomenda-se o uso de métodos generativos. Pois nesta situação não é difícil formular um modelo algébrico que contemple todas as possibilidades e pode-se empregar métodos de otimização (programação matemática) capazes de varrer as

possibilidades em busca da configuração que resulta no maior ou menor valor para o critério de decisão (ou mais de um critério de decisão).

A seguir será aprofundada a discussão sobre o método avaliativo, a Simulação, apresentando as diferentes formas que se pode aplicar a simulação para auxiliar uma tomada de decisão. Objetiva-se na próxima seção concentrar a atenção no tipo de simulação a ser estudada nesta tese, diferenciando-a das diversas outras formas em que a Simulação se apresenta no campo científico.

2.5. Tipos de Simulação

Nas seções anteriores (etapas na solução de um problema de pesquisa operacional e método avaliativo vs. método generativo) somente foi mencionada a utilização de técnicas matemáticas para a obtenção da solução do modelo, evidenciando apenas o lado computacional e numérico de se proceder à Simulação.

A Simulação em seu sentido mais amplo, como aquele definido no início do capítulo, longe do artifício matemático, também pode apresentar conotação de método avaliativo: tal como uma simulação física de um determinado fenômeno em uma escala reduzida (em geral um fenômeno da natureza que se deseja conhecer melhor).

Assim, embora não seja do escopo deste trabalho, faz-se necessário mencionar este tipo de simulação, de conotação avaliativa e sem artifício matemático, como uma das possíveis formas de se fazer simulação. Outras formas de se fazer Simulação também são reconhecidas e serão mencionadas a seguir com o propósito de elucidar a questão e focar a atenção na Simulação numérica de sistemas dinâmicos em eventos discretos, geralmente assistida por computador, que é tema desta tese de doutorado.

Desta forma, será feita a seguinte classificação dos tipos de simulação encontrados durante a fase da pesquisa bibliográfica do presente trabalho:

- Simulação Física;
- Simulação Gráfica;
- Simulação Matemática;
 - Simulação de Monte Carlo;
 - Simulação de Sistemas Dinâmicos;

Esta classificação tem propósitos especificamente didáticos, somente para elucidar o leitor que existem outros tipos de simulação. Convém esclarecer que Tipos de Simulação difere de Técnicas (ou métodos) de Simulação. Entende-se por Tipos de Simulação como a forma que esta se manifesta, fazendo referências claras ao veículo que conduz a simulação na escala temporal. Espera-se que após a breve apresentação dos tipos de simulação a seguir a questão seja esclarecida.

2.5.1. Simulação Física

A simulação física se faz devido à impossibilidade de se representar satisfatoriamente o fenômeno a ser estudado em termos matemáticos devido a grande complexidade que o fenômeno apresenta; ou então há um modelo matemático, mas a capacidade de processamento computacional não é suficiente. Assim, a simulação física é feita como alternativa bastante plausível por fornecer resultados satisfatórios por basear-se em modelos que representam fisicamente o fenômeno. Geralmente feita em escala reduzida, fornece a compreensão do fenômeno sem a utilização de modelos abstratos.

A simulação física é geralmente utilizada para estudar fenômenos naturais em escalas reduzidas, como a simulação física do deslocamento de placas tectônicas, de erosão em encostas, simulações de escoamento de rios, córregos e mares, simulação física da propagação de incêndios em matas e florestas, simulações físicas de deslocamento de poluentes em oceanos, mares, terra e ar. Na engenharia é comum o uso da simulação física para avaliar desenhos aerodinâmicos em túneis de vento, e também existe a simulação física para efeitos de treinamento, como simulações da evacuação de recintos mediante situações de perigo, como a evacuação de prédios no caso incêndios.

Por exemplo; Ribeiro (2000), em tese de doutorado defendida na área de geotecnia³⁰, desenvolveu um modelo de simulação física do processo de formação de aterros hidráulicos aplicado a barragens de rejeito.

Outro exemplo mais detalhado de simulação física é apresentado por Chella, M.R.; Ota, J.J. e Povh, P.H. (2003), em um trabalho apresentado no XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos no ano de 2003. Neste trabalho os autores simularam fisicamente o transporte de sedimentos e assoreamentos em reservatório, mais precisamente no reservatório da Usina Hidrelétrica de Melissa, localizada na região sudoeste do Estado do Paraná, na Bacia do Rio Paraná, no município de Corbélia-PR. Trata-se de uma pequena usina hidrelétrica (1MW de capacidade) pertencente a COPEL (Companhia Paranaense de Energia Elétrica). O reservatório desta usina passa por dragagens freqüentes devido à quantidade muito grande material assoreado, tornando o problema crítico, veja figura 2.3 abaixo.



Figura 2.3 – Vista geral do assoreamento e da ensecadeira formadas pelos depósitos em frente à tomada de água (Chella, M.R.; Ota, J.J. e Povh, P.H.,2003)

Por se tratar de um fenômeno com grande complexidade para ser reduzido a um modelo matemático e ser simulado por computador, a opção é a simulação física a ser realizado em um modelo reduzido.

³⁰ Linha de pesquisa vinculada ao departamento de Engenharia Civil e Ambiental da Universidade de Brasília.

Os referidos pesquisadores construíram um modelo físico reduzido (escala de 1:50), cuja configuração geral do modelo reduzido pode ser visto na figura 2.4 a seguir, e o modelo já construído em escala reduzida pode ser visto na figura 2.5 a seguir.

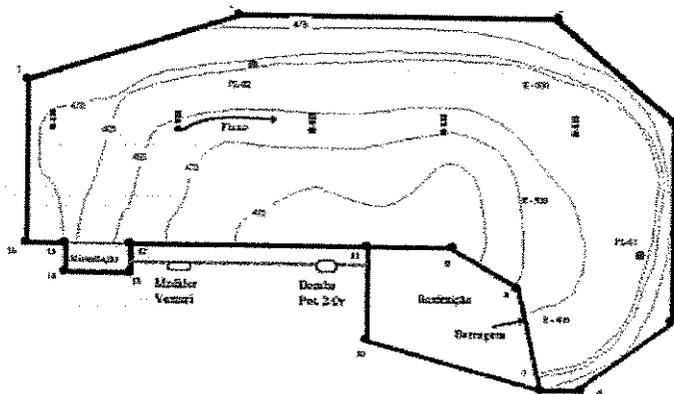


Figura 2.4 – Configuração geral do modelo reduzido (Chella, M.R.; Ota, J.J. e Povh, P.H.,2003).

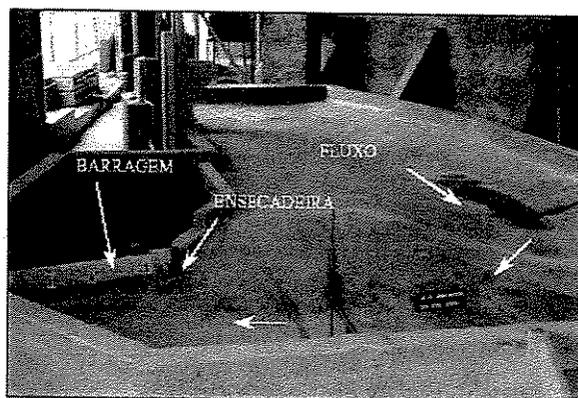


Figura 2.5 – Modelo construído em escala reduzida (Chella, M.R.; Ota, J.J. e Povh, P.H.,2003).

Outro tipo de problema que geralmente recorre a simulações físicas são os problemas de escoamento, como mostrado na figura 2.6 a seguir, onde é simulado o escoamento em um modelo reduzido de vertedouro com escala de 1:40 em diferentes vazões do escoamento, a simulação da esquerda é para um escoamento com vazão de 160 m³/s e a simulação da direita para um escoamento com vazão de 460 m³/s (Povh, P.H.; Ota, J.J. e Camargo, A.S.G., 2003).

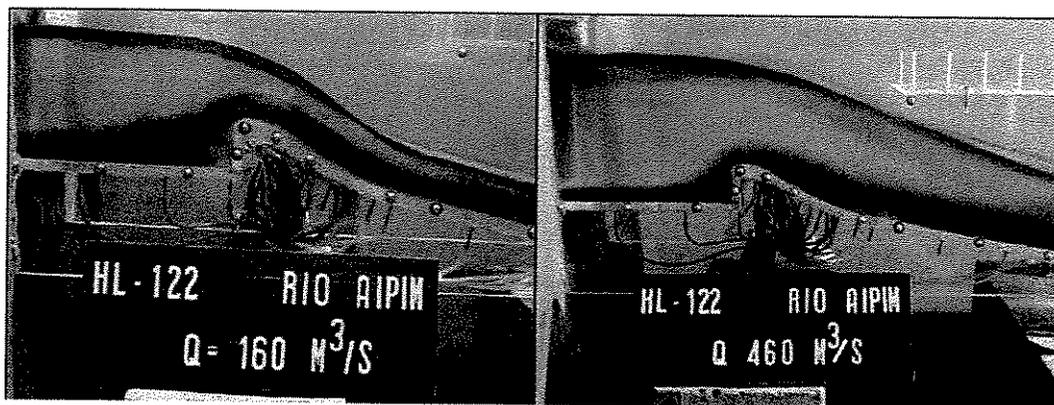


Figura 2.6 – Vista lateral da simulação física de um escoamento para diferentes vazões (Povh, P.H.; Ota, J.J. e Camargo, A.S.G., 2003).

Estes foram apenas alguns exemplos das aplicações da simulação física, e não se pretende estender mais o assunto neste trabalho. Mas é importante verificar que as etapas para a realização da simulação descritas na seção 2.4.1 permanecem válidas, mesmo para tipos diferentes de simulação.

2.5.2. Simulação Gráfica

A Simulação gráfica é a construção de modelos para a representação gráfica de fenômenos, muitas vezes sem o objetivo de prever acontecimentos ou de acompanhar o desempenho de algum parâmetro. A Simulação gráfica tem caráter ilustrativo, elucidatório, podendo apresentar-se muito mais próximo do artístico do que do científico. Geralmente é assistida por computador ou vídeo.

Esta definição da simulação gráfica como um recurso para visualizações de possíveis estados de um fenômeno a ser estudado faz do aspecto gráfico, estético, muito mais importante que o aspecto matemático, mesmo que muitas simulações gráficas tenham por trás de seus modelos uma pesada carga matemática para representar mais fielmente a realidade.

A Simulação gráfica é muito utilizada em treinamentos (como simulações de vôo), usada para reproduzir acontecimentos passados (como a simulação de acidentes), também é

usada para dar dinamismo em modelos estáticos (como a sensação de andar dentro de uma maquete). Popularmente a simulação gráfica é muito usada em noticiários televisivos, documentários e filmes, que usam o recurso gráfico para ilustrar (ou dramatizar) situações futuras ou imaginadas.

Fabiana Rodrigues Leta (1998) em tese de doutorado defendida no Departamento de Engenharia Mecânica da PUC-RJ apresentou um modelo que gera simulações gráficas do envelhecimento facial de pessoa, constituindo em um artifício interessante para a busca de pessoas desaparecidas há muito tempo, ou mesmo para se saber como seremos num momento futuro.

Outro exemplo de simulação gráfica aplicada a Engenharia Mecânica é feito pelo grupo GRACO³¹; neste exemplo Alfaro e Siqueira (1995) fazem uma simulação gráfica de manipuladores robóticos em processos de soldagem, em um trabalho apresentado à Associação Brasileira de Soldagem.

É interessante notar que a simulação gráfica tem sua fronteira não muito bem definida com os campos da computação gráfica e da realidade virtual. A simulação gráfica utiliza muitas vezes os recursos da computação gráfica, mas se diferencia desta última pelo caráter dinâmico que a simulação apresenta.

No que se refere à realidade virtual, a simulação gráfica quando aplicada para dinamizar modelos estáticos tridimensionais (como em maquetes), pode até se confundir com a realidade virtual, mas as aplicações da realidade virtual não se restringem à modelagem de ambientes tridimensionais. Da mesma forma, as interações entre o usuário e o ambiente virtual são muito mais intensas que as interações entre o usuário da simulação e a simulação, como afirma Pinho e Kirner (2004): a Realidade Virtual vem trazer ao uso do computador um novo paradigma de interface com o usuário. Neste paradigma, o usuário não estará mais em frente ao monitor, mas sim, sentir-se-á dentro da interface. Com

³¹ GRACO – Grupo de Automação e Controle ligado a Universidade de Brasília, maiores informações acesse: <http://graco.unb.br/>.

dispositivos especiais, a Realidade Virtual busca captar os movimentos do corpo do usuário (em geral braços, pernas, cabeça e olhos) e, a partir destes dados, realizar a interação homem-máquina.

Realidade Virtual pode ser definida como sendo a forma mais avançada de interface do usuário de computador até agora disponível (Hancock, 1995). Uma definição mais completa de realidade virtual é a seguinte: "realidade virtual é uma forma das pessoas visualizarem, manipularem e interagirem com computadores e dados extremamente complexos" (Aukstakalnis & Blatner, 1992). Pinho e Kirner (2004) agrupam diversas outras definições de realidade virtual (Burdea & Coiffet, 1994; Jacobson, 1991; Krueger, 1991) e chegam à conclusão que realidade virtual é uma técnica avançada de interface, onde o usuário pode realizar imersão, navegação e interação em um ambiente sintético tridimensional gerado por computador, utilizando canais multi-sensoriais.

Segundo Pinho e Kirner (2004), as aplicações da realidade virtual estão na medicina, educação, treinamento, entretenimento, visualização de informação, auditórios virtuais e teatro de realidade virtual, artes, tele-presença e tele-robótica, anúncio experimental e sistemas de manutenção usando realidade aumentada. Pinho e Kirner (2004) também comentam sobre os equipamentos que são usados na realidade virtual, que são muito mais complexos que os usados em simulação, a saber: visão estereoscópica (visão espacial), dispositivos de rastreamento, luvas eletrônicas, dispositivos geradores de som 3D, dispositivos geradores de tato e força.

Já há iniciativas bastante consolidadas no Brasil de grupos de pesquisa em realidade virtual que tem se destacado pelas expressivas publicações obtidas, dentre eles, destacam-se: GRV³² – Grupo de Realidade Virtual da UFSCar, o LVR³³ – Laboratório de Realidade Virtual da UFSC e o VRG³⁴ – *Virtual Reality Group* da PUC-RS. Para maiores informações sobre a realidade virtual e a simulação recomenda-se a leitura de Martin Barnes: *Virtual Reality and Simulation* (1996).

³² Para maiores informações acesse: <http://www.dc.ufscar.br/~grv/> .

³³ Para maiores informações acesse: <http://www.lrv.ufsc.br/> .

³⁴ Para maiores informações acesse: <http://grv.inf.pucrs.br/> .

Encerra-se aqui a abordagem ao tema simulação gráfica e realidade virtual, não sendo necessários maiores detalhes sobre o assunto já que não faz parte do tema principal abordado nesta tese. Espera-se, no entanto, que a diferenciação entre os tipos de simulação seja compreendida, principalmente para o leitor iniciante. A seguir será apresentado o último tipo de simulação a ser abordado, e exatamente o tipo com maior interesse: a simulação matemática, da qual a simulação de sistema a eventos discretos faz parte.

2.5.3. Simulação Matemática

A Simulação Matemática utiliza a ferramenta matemática, o artifício para representar fenômenos e conduzir a simulação ao longo do tempo. É o tipo de Simulação de interesse deste trabalho. Este tipo de Simulação é sustentado pelos pilares da lógica matemática, da probabilidade e estatística e da ciência da computação, e tem como linguagem de descrição a álgebra.

A Simulação matemática pode ser auxiliada por computador, mas não prescinde deste. O Computador torna a simulação uma ferramenta de decisão viável, devido à rapidez de processamento, encurtando a duração do tempo da simulação, fazendo da simulação uma interessante ferramenta de decisão por poder comparar cenários em pequenos intervalos de tempo. Embora a simulação sem o computador também seja possível, quase sempre não é viável.

Classifica-se aqui a Simulação Matemática em duas categorias: Simulação de Sistemas Dinâmicos e Simulação de Monte Carlo. O interesse reside na Simulação de Sistemas Dinâmicos, mas uma breve apresentação da simulação de Monte Carlo é feita a seguir (como foi feita para os outros tipos de simulação anteriormente apresentados).

2.5.3.1. Simulação de Monte Carlo

A Simulação de Monte Carlo difere da Simulação de Sistemas devido ao caráter dinâmico que este último apresenta. De um modo geral, a Simulação de Monte Carlo é usada para se calcular um (ou mais de um) determinado parâmetro em específico. Geralmente este parâmetro está associado a uma equação matemática de difícil solução analítica e por isso se recorre a métodos numéricos, entre eles a Simulação de Monte Carlo.

Segundo Ilya M. Sobol³⁵ (1994), o método de Monte Carlo é um método numérico para resolver problemas matemáticos através de amostras aleatórias. Como uma técnica numérica universal, o método somente tornou-se possível com o advento do computador, e suas aplicações continuam a se expandir a cada nova geração de computadores (Sobol, 1994).

A Simulação de Monte Carlo utiliza a geração de números aleatórios para a simulação do preenchimento da área sob a curva de funções para efeito de cálculo aritmético: cálculo de integrais, determinação de estimadores e inferência estatística. Este método foi inventado na 2ª Guerra Mundial e aplicado no desenvolvimento da bomba atômica (Bressan, 2002).

Por exemplo: para o cálculo de uma integral de uma função $f(x)$ dentro de um determinado domínio (a, b) gera-se uma quantidade N suficientemente grande de números aleatórios uniformemente distribuídos dentro deste domínio, e, a partir da contagem dos números de pontos n que caíram sob a curva da função e do número de pontos que caíram fora da curva da função estima-se o valor da integral desta função.

³⁵ Do Instituto de Modelagem Matemática de Moscou, Rússia.

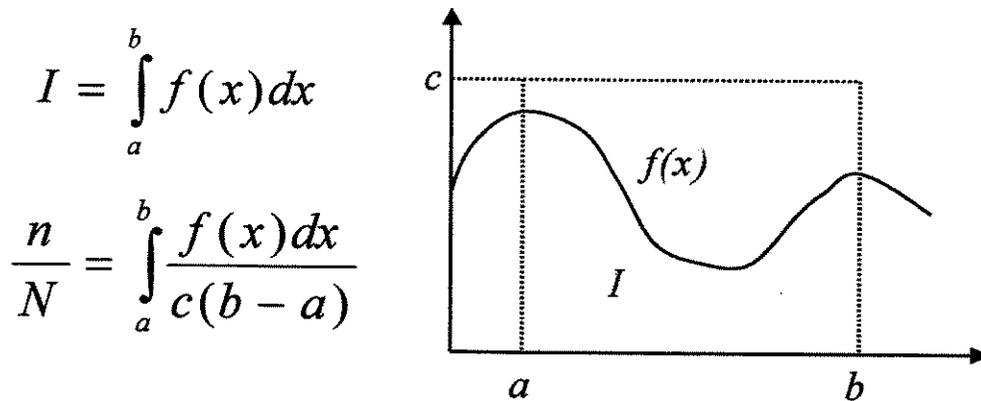


Figura 2.7 – Cálculo da Integral de uma função pelo método de Monte Carlo

Geoffrey Gordon, afirma que freqüentemente as aplicações do método de Monte Carlo são classificadas como Simulação, tal como Simulação é freqüentemente descrita como sendo aplicações do método de Monte Carlo, presumidamente porque muitas simulações envolvem o uso de números aleatórios. Monte Carlo e Simulação são ambos métodos computacionais numéricos. A principal diferença é que o método de Monte Carlo é utilizado para uma situação estática enquanto a Simulação de Sistemas é aplicado para descrever Sistemas Dinâmicos (Gordon, 1978).

Novos desdobramentos da técnica de Monte Carlo surgiram, principalmente para a inferência estatística, no caso da necessidade de aleatorização de números para planejamento de experimentos, amostragem e estimação de parâmetros. As principais técnicas que surgiram são: os testes de Monte Carlo e Quase-Monte Carlo, o *Bootstrap*, os intervalos de confiança Monte Carlo e o *Simulated Annealing* (Pinheiro, 1998; Bustos, O.H. & Orgambide, A.C.F., 1992). Para maiores informações sobre o uso da técnica de *Bootstrap* aplicados a experimentos de simulação computacional recomenda-se a leitura de Russel Cheng (1995): *Bootstrap Methods in Computer Simulation Experiments* (1995); e para maiores informações sobre a técnica de *Simulated Annealing* recomenda-se a leitura de Mark Fleischer: *Simulated Annealing: Past, Present and Future* (1995).

É bastante fácil encontrar aplicações do método de Monte Carlo, para citar aqui foram escolhidas a aplicação feita por Saliby & Araújo (2001) para o cálculo o valor de risco nos problemas de gerenciamento de risco em investimentos, este exemplo da

aplicação do Método de Monte Carlo foi apresentado no Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, promovido pela SOBRAPO³⁶.

Outro exemplo bastante curioso da aplicação do método de Monte Carlo foi conduzido por Silva, Garcia e Saliby (Silva *et. al*, 2002) em artigo apresentado a 2002 *Winter Simulation Conference*. Neste exemplo os autores utilizaram a simulação de Monte Carlo para estimarem o número de pontos necessários para que um time de futebol do campeonato brasileiro passasse para a fase final do campeonato (oitavas de final ou *playoffs*).

Encerra-se aqui a apresentação do tema de Simulação de Monte Carlo, já que este não é o assunto a ser tratado neste trabalho e a apresentação feita acima já é considerada suficiente para diferenciar a Simulação de Monte Carlo da Simulação de Sistemas que será apresentada na seção seguinte.

2.5.3.2. Simulação de Sistemas Dinâmicos

É sob o título Simulação de Sistema Dinâmicos, ou simplesmente Simulação de Sistemas, que se enquadram todas as categorias de Simulação Matemática destinadas a descrever o comportamento de um determinado sistema ao longo de tempo com o objetivo de fazer previsões, avaliar medidas de desempenho, comparar cenários e tomar decisões de um modo geral.

Nesta categoria, Simulação de Sistemas, estão todos os tipos de sistemas dinâmicos, podendo estes sistemas apresentar-se na forma contínua ou discreta, variáveis no tempo ou invariáveis no tempo, lineares ou não-lineares, determinísticos ou estocásticos. Enfim, há sob a definição de Simulação de Sistemas uma infindável gama de modelos aplicados aos mais diversos fenômenos, naturais ou não. Há uma necessidade de estreitar o espectro de possibilidades da aplicação da Simulação de Sistemas para que o modelo de referência proposto neste trabalho, assim como sua discussão e conclusões tenham validade.

³⁶ Sobrapo – Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional – <http://www.sobrapo.org.br> .

Assim, será feita no próximo capítulo a introdução aos Sistemas Dinâmicos em Eventos Discretos, restringindo o espectro da simulação somente aos modelos desta natureza, e a partir deste ponto se dá as discussões e a proposição do modelo de referência para modelagem, coleta de dados e validação de modelos de simulação.

A Simulação de Sistemas pode ser definida pela utilização do método congruencial para evolução de seus *estados*³⁷ ao longo do tempo, ou seja, o valor de uma variável de estado é uma função dos estados das variáveis nos momentos anteriores. De maneira algébrica, o valor que uma variável de estado assume em determinado momento (por exemplo: $N+1$) é determinado por uma função dos valores da variável de estado nos momentos anteriores (de N até 0), como mostra a equação 2.1 congruencial a seguir.

$$x_{N+1} = f(x_N, x_{N-1}, \dots, x_0)$$

Equação 2.1 – Equação congruencial para a evolução do estado de uma variável

Assim, os *estados* que as *variáveis de estado* assumem ao longo do tempo representam o “histórico” deste sistema simulado até o momento atual, bem como representarão o futuro do sistema para os *estados* que as *variáveis de estado* assumirão posteriormente.

Clovis Perin (Perin, 1995) apresenta três mecanismos para a evolução temporal e dos acontecimentos em uma simulação de um sistema, ou seja, o modo como as *variáveis de estado* assumem diferentes *estados* ao longo do tempo: *orientado em atividade*, *orientado em eventos* e *orientado em objeto*.

³⁷ Embora não tenha sido definido o conceito de *estado*, esse pode ser entendido como uma possível configuração que o sistema pode assumir em um determinado momento.

2.5.3.2.1. *Evolução Temporal Orientada em Atividade*

A evolução temporal através da *orientação em atividade* consiste na verificação de todas as atividades definidas do modelo a cada instante do tempo, atualizando suas variáveis de estado. O incremento do tempo é feito pelo relógio da simulação e esse mecanismo de varredura das variáveis de estado é útil para sistemas contínuos, nos quais os estados das variáveis variam continuamente ao longo do tempo.

Os sistemas contínuos são descritos por equações diferenciais. A simulação é feita através da varredura, em intervalos de tempo diminutos e iguais, das variáveis de estado das equações diferenciais, obtidas através da resposta dos métodos numéricos de solução de equações ao longo da reta temporal do qual se deseja obter uma simulação. É uma simulação numérica, onde o estado de cada variável é a solução da equação para aquele instante de tempo.

Nota-se, que embora seja um sistema contínuo, há necessidade de se discretizar o tempo, ou seja, dividir o tempo em intervalos suficientemente pequenos para que se possa supor uma uniformidade mínima no valor que a variável de estado assume neste intervalo, de modo a permitir que todo o intervalo de tempo se comporte como um instante (Georges, 1998).

Um trabalho de iniciação científica (Georges, 1998) feito pelo autor desta tese ilustra claramente a questão apresentada. O trabalho consiste na Simulação do deslocamento superficial de um poluente em águas fluviais, como uma mancha de óleo em um rio. O modelo é de natureza compartimental, ou seja, a superfície do rio foi dividida em compartimentos iguais, como um tabuleiro de xadrez. Para cada compartimento é definida uma equação diferencial ordinária onde a variação da concentração no compartimento é uma função linear das concentrações dos compartimentos fronteiros multiplicados por uma constante que representa a taxa de transferência entre compartimentos (geralmente dependente da orientação da e força da correnteza do rio). A figura 2.8 a seguir ilustra a construção do modelo:

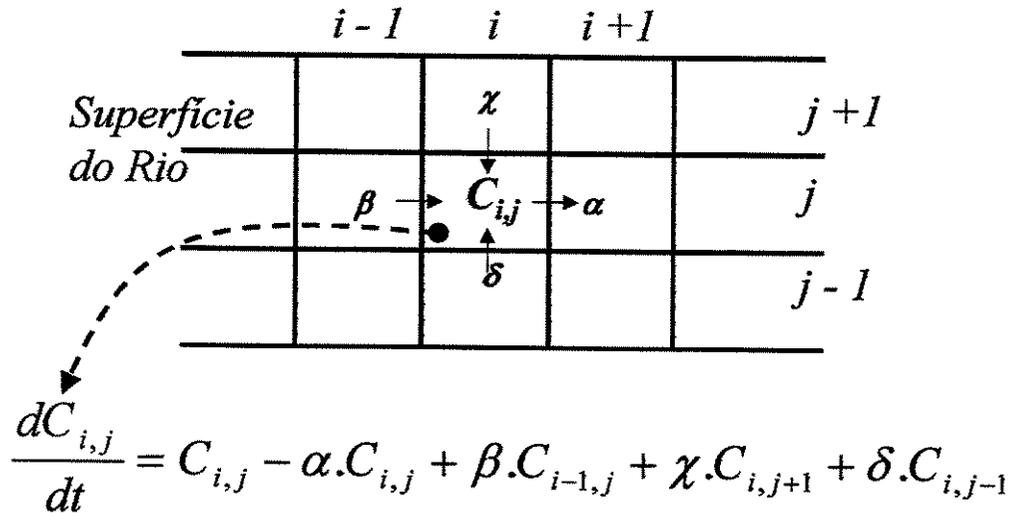


Figura 2.8 – Equação da variação da concentração de um poluente em um compartimento superficial de um rio (Georges, 1998).

Note que este é um modelo contínuo de um sistema ecológico. Mas na verdade acaba por não ser. A continuidade assumida no modelo acaba tornando-se discreta, tanto na dimensão temporal como na dimensão espacial. A dimensão de um compartimento de rio é definida de modo que este seja suficientemente pequeno para que se possa assumir um comportamento uniforme de todo conteúdo do poluente presente no compartimento, podendo ser interpretado como um ponto.

Para se resolver o sistema de equações diferenciais ordinárias formados por todos os compartimentos da superfície do rio utiliza-se métodos numéricos de solução de equações, como o método de Runge-Kutta ou o método de Euler (Maeder, 1991; Boyce, 1994), há também o método de Adams-Bashforth indicado por Clóvis Perin (Perin, 1995). Neste caso foi utilizado o método de Runge-Kutta de 3º ordem no software *Mathematica*³⁸.

A discretização temporal é feita assumindo um intervalo suficientemente pequeno de tempo de tal modo que o comportamento das variáveis de estado (neste caso a variação da concentração) entre cada intervalo seja suave o suficiente para que se possa assumir o

³⁸ Poderoso software matemático desenvolvido pela Wolfram Research Inc., <http://www.wolfram.com>.

seu valor médio no intervalo como o comportamento de todo o conteúdo naquele intervalo de tempo.

O mecanismo de evolução temporal é dado pela discretização temporal. A cada intervalo de tempo é feita uma varredura no valor da variável de estado do sistema, neste caso o valor da concentração de cada compartimento, e então é feito um gráfico a partir dos valores obtidos. Literalmente a simulação é constituída por diversos retratos no tempo das variáveis de estado e então se faz a animação como no cinema, passando gráfico a gráfico como se fossem quadros de um rolo de filme.

A partir de uma condição inicial, neste caso uma concentração inicial em um dado número de compartimentos, o tempo evolui como num passo a passo de um relógio, verificando o valor da variável de estado a cada passo de relógio, construindo-se um recorte momentâneo do valor destas variáveis. É assim que sistemas contínuos são simulados.

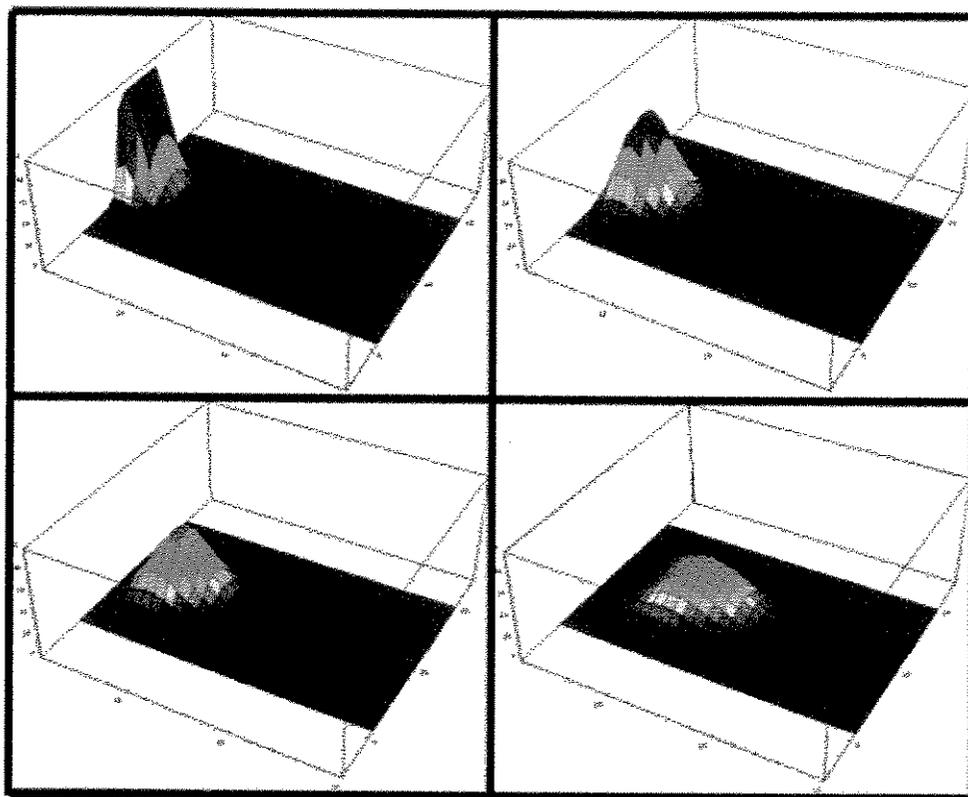


Figura 2.9 – Simulação do deslocamento superficial de um poluente em águas fluviais (Georges, 1998; Meyer, 2002).

Outros modelos matemáticos aplicados à ecologia e que também geraram simulações baseadas na discretização temporal e verificação do valor da variável de estado a cada momento podem ser encontrados em Meyer³⁹, Cantão & Poffo (1998) que simularam derrames de petróleo em águas marítima costeiras, mais especificamente no canal de São Sebastião (principal ponto de acidentes desta natureza no Brasil). Outro trabalho de Meyer e Palomino-Castro (1995) modela e simula a poluição de ar causada por aerossóis; em Meyer e Mistro (1993) foi modelada e simulada a poluição de rios com o metal mercúrio, muito usado em garimpos.

Para maiores detalhes sobre modelos matemáticos contínuos e algumas simulação destes modelos recomenda-se a leitura da obra *Mathematical Model in Biology* (Edelstein-Keshet, L., 1987) que contém grande variedade de modelos de dinâmica populacional além

³⁹ Meyer, João Frederico Costa Azevedo, professor e pesquisador de Biomatemática e Ecologia Matemática do IMECC – UNICAMP.

dos consagrados modelos de Malthus e Verhust, modelos de dispersão de poluentes, proliferação de doenças, entre outros modelos. Para conhecer modelos contínuos aplicados a finanças recomenda-se a leitura da obra *Financial Calculus* (Baxter & Rennie, 1996) escrita por Martin Baxter⁴⁰ e Andrew Rennie⁴¹, em que são apresentados interessantes modelos contínuos como o Black-Scholes e o Heath-Jarrow-Morton (HJM) para cálculo de preço de opções no mercado derivativo e cálculo de taxas de juros, respectivamente. Na gestão industrial, os modelos contínuos mais comuns são os modelos de previsão, modelos para determinação de preços e os modelos de estoque, como o problema do jornaleiro. Já para quem necessita de introdução aos sistemas dinâmicos contínuos, seus modelos básicos e métodos de solução analíticos e numéricos a obra do Boyce e Di Prima (1994) é obrigatória.

Modelos de sistemas contínuos mais sofisticados não são descritos por equações diferenciais ordinárias, mas por equações diferenciais parciais, que também são resolvidas por métodos numéricos, sendo também válidas as afirmações feitas acima para esta categoria de sistema dinâmico contínuo. Porém, os métodos numéricos a serem utilizados nestes casos são, geralmente, baseados em métodos de diferenças finitas e métodos dos elementos finitos.

2.5.3.2.2. *Evolução Temporal Orientada em Eventos e Orientada em Objetos*

O mecanismo de *orientação em eventos* e *orientação em objetos* são indicadas para controlar a evolução do tempo na simulação de sistemas discretos. No caso da *orientação em eventos*, a evolução temporal é feita através da ocorrência de eventos. Os eventos alteram o estado de uma variável. A lógica da simulação consiste em uma varredura dos eventos e conseqüente atualização dos estados e do relógio da simulação que, por sua vez, dispara a ocorrência de novos eventos, ou então o mecanismo de varredura (chamado de seqüenciador de eventos ou *event scheduler* do Inglês) disparará o próximo evento.

⁴⁰ Professor da Universidade de Cambridge.

⁴¹ Executivo do Union Bank da Suíça.

Segundo a professora Graça Bressan⁴², este mecanismo é muito eficiente, tanto em termos da simplicidade de estrutura de dados e estrutura do programa como em eficiência computacional (Bressan, 2002; Perin, 1995).

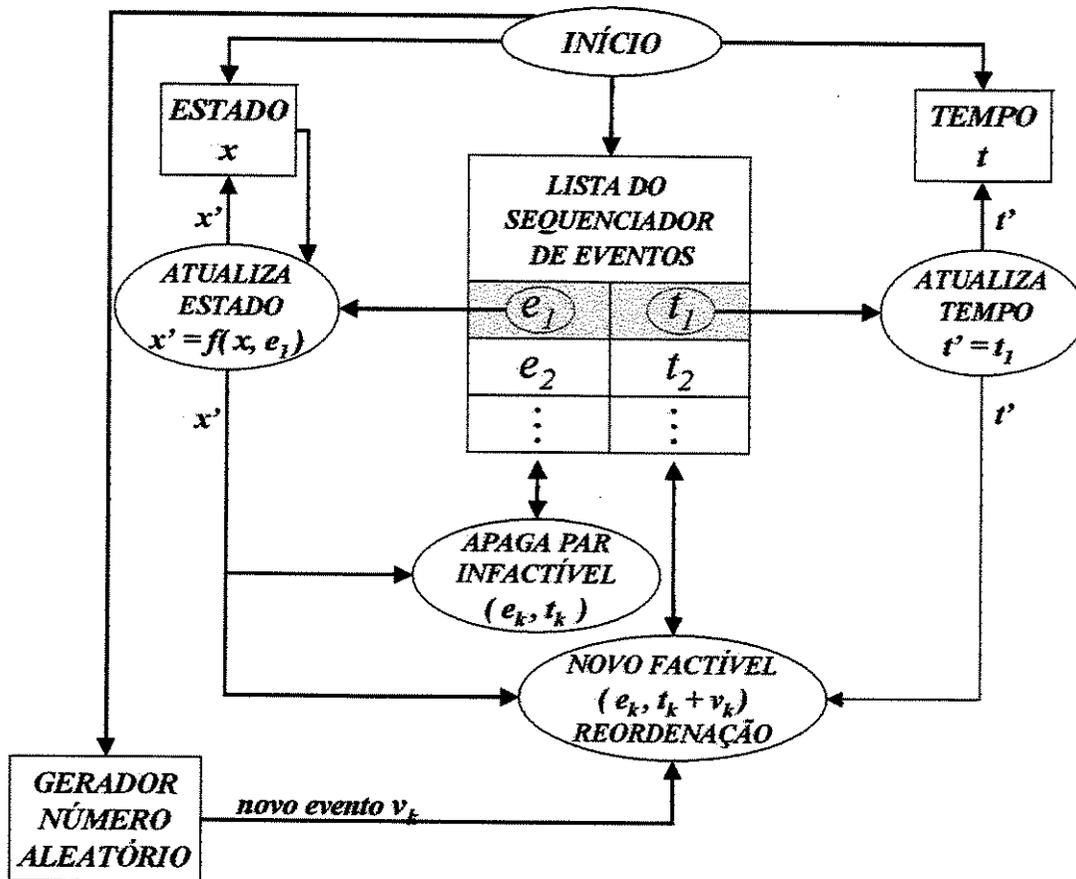


Figura 2.10 – Esquema do Seqüenciador de Eventos (Cassandras, 1993).

Maiores detalhes da estrutura do funcionamento do mecanismo de evolução temporal orientado em evento – o seqüenciador de eventos (*event scheduler*) – serão apresentados no próximo capítulo, assim como a definição de todos os conceitos pertinentes aos sistemas a eventos discretos.

⁴² Graça Bressan é professora do Departamento de Computação e Sistemas Digitais da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

Cassandras⁴³ (1993), Graça Bressan (2002) e Bratley *et al.* (1987) definem *orientação em processo* ao invés de *orientação em objeto*, como define Clóvis Perin. Graça Bressan define processo como ações realizadas sobre a entidade ao longo da simulação. No caso do mecanismo de evolução temporal ser *orientada em processo*, a lógica da simulação consiste na interação de um número de processos executados em paralelo. O gerenciamento de eventos é implícito aos processos. O sistema de simulação promove mecanismos para manipular processos: colocar um processo em espera, escalar um processo e terminar um processo, entre outras operações (Bressan, 2002).

Clóvis Perin (1995) define a *orientação em objeto* como uma combinação e generalização das *orientações em atividade* e *em evento*. Dessa forma, as entidades preponderantes são transformadas em *objetos*, incorporando, além dos dados correspondentes a seus atributos, alguns procedimentos computacionais vinculados atividades, deixando as atividades de serem rotinas globais do programa. Assim, um objeto também pode incorporar todas as informações de um processo, tornando a *orientação em processo* um caso particular da *orientação em objeto*.

Uma outra classificação dos diferentes tipos de Simulação de Sistemas é dada por Bernard Zeigler⁴⁴ (Zeigler, Praehofer e Kim, 2000), que descreve três tipos de simulação de sistema baseados no formalismo utilizado para escrever seus modelos, a saber:

- Simulação de Modelos de Tempo Discreto⁴⁵;
- Simulação de Modelos de Equação Diferenciais⁴⁶;
- Simulação de Modelos a Eventos Discretos⁴⁷;

⁴³ Christos G. Cassandras é professor associado da Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade de Massachusetts em Amherst. É editor chefe da *IEEE Control System Society Working Group on Discrete Event Systems*, é editor associado da *IEEE Transaction on Automatic Control* e também faz parte do conselho editorial do *Journal of Discrete Event Dynamic Systems*. Sua obra *Discrete Event Systems: modeling and performance analysis* é uma das principais referências mundiais sobre o assunto.

⁴⁴ Bernard Ziegler é professor de Engenharia Elétrica e Computação na universidade de Arizona e editor chefe do periódico *Transactions of the Society for Computer Simulation International*.

⁴⁵ Da livre tradução do autor: *Discrete Time Models and Their Simulation*.

⁴⁶ Da livre tradução do autor: *Differential Equations Models and their Simulation*.

⁴⁷ Da livre tradução do autor: *Discrete Event Models and their Simulation*.

A figura 2.11 extraída de Ziegler (2000) sintetiza os três tipos de formalismo existentes de um modelo e os mecanismos pelos quais se conduz uma simulação. Para os modelos de tempo discreto, descrito por equações de diferença⁴⁸, a simulação é feita por algoritmos recursivos. Para os modelos de equações diferenciais, a simulação é conduzida por métodos numéricos de integração e, por fim, para modelos em eventos discretos, a simulação é feita por processadores de evento, ou *event scheduler* como afirmado na seção anterior.

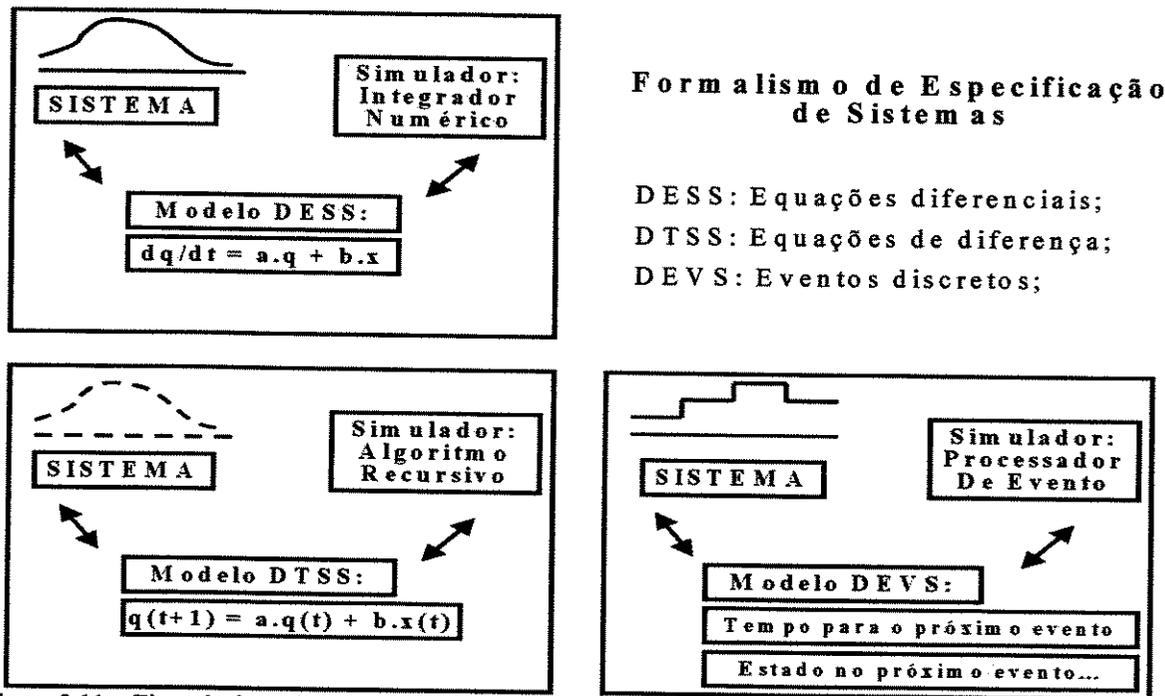


Figura 2.11 – Tipos de formalismos de especificação de sistemas e mecanismos de simulação (Ziegler, 2000).

Ziegler (2000) vai muito além da simples definição precisa destes tipos de simulação e seus formalismos, e propõe a unificação destes formalismos a fim de consolidar uma única teoria de modelagem e simulação integrando os Sistemas Dinâmicos em Eventos Discretos e Sistemas Dinâmicos Contínuos Complexos, tal como diz o próprio subtítulo do seu mais recente livro⁴⁹. Nesta tese todavia, não se pretende ir tão longe,

⁴⁸ Uma equação de diferença se assemelha muito a uma equação de diferencial, só que para tempos discretizados. É na verdade uma equação congruencial recursiva, onde o valor de uma variável em um determinado tempo é uma função do valor desta variável em tempos anteriores.

⁴⁹ *Theory of modeling and Simulation: Integrating Discrete Event and Continuous Complex Dynamic Systems.*

apenas se utilizarão os conceitos e definições de Sistemas Dinâmicos em Eventos Discretos a fim de construir o modelo de referência aqui proposto.

Maiores informações sobre o que vem a ser um Sistema Dinâmico em Evento Discreto serão dadas no próximo capítulo, cujo objetivo é apresentar todos os formalismos deste tipo de Sistema, bem como o estado-da-arte de sua modelagem e simulação.

2.6. Vantagens e Desvantagens da Simulação

Nesta seção serão apresentadas as vantagens e desvantagens de se usar a simulação como ferramenta de apoio à decisão. O principal objetivo aqui é mostrar quais são os reais benefícios desta ferramenta, bem como suas falhas potenciais. É muito importante para o simulacionista conhecer as vantagens e desvantagens da simulação para informar a pessoa que recorre ao auxílio da simulação para não criar falsas expectativas sobre os resultados advindos desta ferramenta.

Segundo Graça Bressan (2002) as vantagens de se utilizar a simulação são:

- ↑ Permite estimar o desempenho de sistemas existentes sob condições de operação projetadas (ex: nível de utilização de equipamentos para diferentes demandas);
- ↑ Permite manter maior controle sob as condições dos experimentos, o que não é possível muitas vezes no mundo real;
- ↑ Permite estudar sistemas do mundo real que não são descritos com perfeição analítica; e
- ↑ Permite estudar o sistema durante um longo período de tempo.

Já as desvantagens apresentadas por Graça Bressan (2002) são:

- ↓ Cada execução da simulação produz apenas estimativas dos parâmetros simulados;
- ↓ O modelo de simulação, em geral, é caro e consome muito tempo para ser desenvolvido; e

- ↓ Os resultados da simulação, quando apresentados com grande volume de dados e com efeitos de animações, podem elevar a confiança nos resultados acima da justificada.

É conveniente ressaltar que a segunda desvantagem apresentada pela prof. Graça Bressan (sobre o custo e tempo de desenvolvimento do modelo de simulação) vem ao encontro a um dos objetivos de se construir um modelo de referência para conduzir um projeto de modelagem para simulação: visa justamente a diminuição do tempo e do custo do projeto de simulação como sendo um dos benefícios esperados.

Sobre a terceira desvantagem apresentada, a professora Graça Bressan ainda complementa: “...*Se o modelo não for uma representação válida do sistema em estudo, este não terá utilidade, mesmo que os resultados causem boa impressão*” (Bressam, G., 2002).

Por assim dizer, a questão da validade do modelo é condição necessária para o sucesso de um projeto de simulação. Dessa forma, outro objetivo desta tese também é justificado ao se apresentar um modelo de referência para a coleta de dados e validação do modelo de simulação.

Pegden *et al.* (1995) e Sadowski *et al.* (1995) listam as seguintes vantagens de se utilizar a simulação:

- ↑ A exploração de atividades como: novas políticas, procedimentos operacionais, regras de decisão, fluxos de informações e procedimentos organizacionais, sem que o sistema real seja descontinuado;
- ↑ Novos projetos de equipamentos, instalações físicas, sistemas de transportes, entre outros, podem ser testados antes da aquisição;
- ↑ Hipóteses sobre como, ou porquê, a ocorrências de certos fenômenos são viáveis;
- ↑ O tempo pode ser comprimido ou expandido para uma investigação mais detalhada do fenômeno estudado;

- ↑ Ampliação do conhecimento (*Insights* como define o autor) decorrente da interação de suas variáveis;
- ↑ Análises de gargalos podem ser feitas indicando onde estoque em processo, informação, materiais, etc..., estão se tornando atrasados;
- ↑ Um estudo de simulação pode ajudar no entendimento do sistema mais que informações adquiridas individualmente dos operados do sistema;
- ↑ Podem ser respondidas questões do tipo: “*O que aconteceria se...*” (ou do próprio Inglês: What-If), sendo particularmente útil no desenvolvimento de novos projetos de sistemas.

Estes mesmos autores (Sadowski, 1995) listam as seguintes desvantagens no uso da simulação:

- ↓ Construção do modelo requer treinamento especial. É uma arte que é aprendida com o tempo e ao longo de experiências.
- ↓ Os resultados da simulação podem ser difíceis de interpretar. Desde que as saídas da simulação são variáveis aleatórias, pode ser difícil determinar quando uma observação é resultado de uma inter-relação do sistema ou uma aleatoriedade do sistema;
- ↓ Um modelo de simulação e sua análise consomem tempo e dinheiro. Não fornecer material e informações suficientes podem resultar em um modelo inadequado para a tarefa a ser simulada;
- ↓ Simulação é utilizada em muitos casos onde a solução analítica é possível. Sempre que for possível convém utilizar modelos analíticos; use simulação para os outros casos.

Novamente é citado como desvantagem a questão da dificuldade de se construir modelos para a simulação, corroborando para os objetivos desta tese que é facilitar esta tarefa citada sempre como desvantagem, por consumir tempo e dinheiro e exigir

experiência e talvez algo mais, como *expertise*⁵⁰, já que Sadowski afirma que construir modelos para simulação é uma arte.

Outro autor que descreveu as vantagens e desvantagem do uso da Simulação logo no início desta disciplina foi Robert Shannon⁵¹, em seu livro *System Simulation: the art and science* (Shannon, R., 1975). Nesta obra o autor compara a utilização das técnicas de Simulação e da própria Experimentação direta sobre o sistema em estudo para extrair suas impressões. É baseando-se na comparação da Simulação contra a Experimentação direta sobre o objeto de estudo que a próxima seção se faz presente.

2.6.1. Vantagens e Desvantagens da Simulação sobre a Experimentação Direta

Segundo Shannon (1975), a experimentação direta sobre um sistema tem muitas desvantagens, o que favorece a utilização da Simulação como alternativa. Essas desvantagens da experimentação direta sobre o sistema são:

- ↓ O elevado custo de descontinuar as operações da empresa;
- ↓ A dificuldade em manter os mesmos níveis de operação após a experimentação;
- ↓ O excessivo tempo que é consumido na preparação do sistema real para a experimentação;
- ↓ O impacto sobre as pessoas constituintes do sistema que a experimentação pode provocar, entre outras desvantagens.

Outro grande autor, o professor Michael Pidd da Escola de Administração da Universidade de Lancaster no Reino Unido, também coloca as vantagens de se utilizar a Simulação em detrimento da experimentação direta (Pidd, M., 1998).

⁵⁰ Aqui a *expertise* pode ser entendida como uma facilidade natural para realizar uma determinada tarefa.

⁵¹ professor da Universidade do Alabama

Ainda será muito citado neste trabalho a obra do autor Michael Pidd, pois este autor é a principal referência sobre a questão da modelagem e do uso de modelos nas ciências administrativas e na gestão de empresas. Sua obra enfoca o processo de modelagem em si, e não entra em questões técnicas da simulação, como distribuições de probabilidades, planejamento de experimentos, testes de aderências e geração de variáveis aleatórias, estando em perfeita consonância com os propósitos desta tese de doutorado.

Na obra *Computer Simulation in Management Science*, Michael Pidd (1998) destaca as seguintes vantagens que a simulação apresenta em oposição à experimentação direta:

- ↑ Custo: a simulação apresenta grande economia no uso de recurso e de mão-de-obra, e isto se torna muito mais evidente quando ocorre algo de errado na experimentação direta;
- ↑ Tempo: embora a elaboração de um modelo computacional demande tempo, uma vez feita, é possível simular semanas, meses e até anos em pouquíssimo tempo no computador;
- ↑ Replicação: no mundo real é muito difícil assegurar as mesmas condições para replicar uma experimentação direta, o que não ocorre com a simulação, que é precisamente replicável;
- ↑ Segurança: somente através da simulação é possível observar o comportamento do sistema em condições extremas de funcionamento sem pôr em risco a vida de pessoas, a segurança pública e a do próprio negócio;
- ↑ Legalidade: somente a simulação pode responder questões que não podem ser experimentadas devido a proibição legal, como diminuição de carga horária ou o uso de equipamentos ou combustíveis não permitidos.

Compreendida as vantagens e desvantagens de se utilizar a simulação passa-se a seção seguinte, que fornecerá elementos para o simulacionista julgar quando é conveniente utilizar a simulação.

2.6.2. Quando é apropriado utilizar a Simulação

Antes de encerrar esta seção é interessante não só conhecer as vantagens e desvantagens da Simulação, mas também quando a Simulação se apresenta como uma ferramenta de solução de problemas interessante. Ou seja, quando é conveniente utilizar a Simulação e abrir mão de outras formas de se resolver o problema.

Segundo Shannon (1975), um analista em busca da solução de um problema deve considerar o uso da Simulação como ferramenta de obtenção de resposta quando uma, ou mais, das seguintes condições se faz presente:

- Não há uma completa formulação matemática ou não há solução analítica para o problema;
- Há solução analítica, mas os procedimentos matemáticos são tão complexos e árduos que a Simulação se apresenta como uma simples maneira de se obter uma solução satisfatória;
- Deseja-se saber não só a estimação de alguns parâmetros, mas também se deseja saber o comportamento do sistema ao longo do tempo;
- Quando soluções analíticas são possíveis, mas não há pessoal suficientemente treinado e com habilidades aritméticas para resolvê-lo. Neste caso um projeto de Simulação pode ser mais barato que o treinamento do funcionário, além de ser mais rápido;
- Quando não há possibilidade de conduzir experimentação direta.

Jarry Banks, em *Don't Simulate When: 10 rules for determining when simulation is not appropriate* (Banks, J. & Gibson, R. R., 1997), também escreveu sobre a questão de quando o uso da Simulação é apropriado e quando não é uma ferramenta apropriada. As afirmações a seguir são extraídas de Banks e Gibson (1997) e Banks (2001) e informam as seguintes circunstâncias favoráveis sobre quando utilizar a simulação:

- Quando se deseja conhecer os efeitos de alterações a serem realizadas em mudanças organizacionais e ambientais;
- Quando se deseja experimentar as interações internas de sistemas complexos ou um subsistema de um sistema complexo;
- Para conhecer as mais importantes variáveis de sistema através da mudança dos dados de entrada e verificação dos resultados da simulação;
- Como instrumento de planejamento de preparação para incorporar mudanças operacionais (políticas de produção, níveis de estoque, regras de operações em geral);
- Para requisitar novos equipamentos através da simulação da capacidade instalada;
- Para verificar soluções obtidas por métodos analíticos;
- Quando é utilizada como instrumento pedagógico para reforçar metodologias analíticas;

E Banks ainda conclui:

- Modernos sistemas (fábricas, indústrias de serviços, entre outros) são tão complexos que suas interações só podem ser tratadas via Simulação.

Para ilustrar quando o uso da Simulação não é conveniente, Banks e Gibson (1997) formularam dez regras que determinam quando a simulação não é uma ferramenta apropriada. São elas:

- Não use a Simulação quando o problema pode ser resolvido utilizando o senso comum;
- Não use a Simulação quando o problema pode ser resolvido analiticamente;
- Não use a Simulação quando é fácil de realizar experimentação direta sobre o sistema que seria simulado;
- Não use a Simulação quando o benefício monetário advindo da Simulação é inferior ao custo do projeto de Simulação;
- Não use a Simulação quando não há recursos o suficiente para pagar todas as etapas de um projeto de Simulação;
- Não use a Simulação quando o tempo não é suficiente. Projetos de Simulação não são feitos em semanas, mas em meses;
- Não use a Simulação se não há dados o suficiente para estimar parâmetros do modelo;
- Não use Simulação se não for possível Verificar e Validar o modelo;
- Não use a Simulação se as expectativas não forem razoáveis (muito grandes ou muito baixas) ou se o poder da simulação é superestimado;

- Não use a Simulação se o comportamento do Sistema é extremamente complexo ou que não possa ser definido.

Convencido que a Simulação oferece mais benefícios em detrimento das desvantagens, e igualmente convencido que não há outra forma de se obter uma solução, com exceção da Simulação, então se deve partir para a Simulação como ferramenta para tomada de decisão.

Assim, sob este enfoque, a próxima seção ilustra todas as etapas da condução de um projeto de Simulação, dando maior evidência às etapas referentes à construção do modelo, ou simplesmente modelagem e a validação deste modelo, objeto de estudo desta tese de doutorado.

2.7. Etapas de um Projeto de Simulação

Um projeto destinado a resolver um problema, ou tomar uma decisão, utilizando a Simulação como ferramenta de apoio à decisão é composto de diversas e distintas fases, ou etapas. Estas fases constituintes de um projeto de aplicação da técnica de Simulação são apresentadas por muitos autores e diferem ligeiramente das etapas de solução de um problema utilizando a Pesquisa Operacional apresentado no item 2.4.1.

Os autores pesquisados para esta tese de doutorado apresentam, cada qual, seqüências ligeiramente diferentes uns dos outros. No entanto, todos os autores, sem exceção, apresentam suas etapas tomando como base as etapas de solução de um problema de pesquisa operacional, ou seja, todos os autores, a despeito das diferenças que cada um apresenta, têm em comum a identificação de um problema, a construção de um modelo, a obtenção da solução e a implementação da solução obtida.

Porém, não só para o caso da Simulação se faz necessário acrescentar etapas que influenciam diretamente o resultado final obtido através do uso da simulação, como a etapa de validar e verificar o modelo construído.

Assim, sendo o objeto de estudo deste trabalho o processo de modelagem, coleta de dados e validação de um modelo de simulação, serão apresentadas a seguir as diferentes abordagens dada por diversos autores de como se conduzir um projeto de simulação, tendo como objetivo ilustrar a crescente importância das etapas de modelagem, verificação e validação do modelo construído.

Lobão e Porto (1997) apresentam, em artigo no Enegep⁵² de 1997, uma proposta constituída de uma seqüência de etapas destinadas a conduzir um projeto de simulação.

Esta proposta, chamada pelos autores de *Roteiro para Sistematização de Estudos de Simulação*, foi utilizada como base para a discussão apresentada por Lobão em sua tese de Doutorado (Lobão, 2000). A seqüência de etapas apresentada por Lobão (Lobão, 2000) é:

- Definição do problema e dos objetivos;
- Elaboração de um Esboço do Modelo;
- Aquisição de Dados;
- Verificação da Consistência dos dados;
- Construção de um Modelo;
- Verificação da consistência do modelo;
- Projetar experimento;
- Executar o experimento;
- Verificação dos resultados;
- Interpretação dos resultados e documentação do processo.

Anu Maria⁵³ define as seguintes etapas para condução de um estudo de simulação (Maria, 1997):

⁵² Encontro Nacional de Estudantes de Engenharia de Produção, congresso anual.

- Identifica o problema;
- Formula o problema;
- Coleta e processa dados do sistema real;
- Formula e desenvolve o modelo;
- Validação do Modelo;
- Documenta o modelo para uso futuro;
- Estabelece condições experimentais para as corridas;
- Executa as simulações;
- Interpreta os resultados;
- Recomenda ações futuras.

A autora Graça Bressan (Bressan, 2002) apresenta a seguinte *metodologia de análise de sistema por Simulação*, como a própria autora define este conjunto de etapas para conduzir um projeto de simulação:

- Formular o problema e planejar a análise;
- Coletar dados;
- Análise Estatística dos Parâmetros;
- Definir o modelo;
- Validar o modelo conceitual;
- Escolher a ferramenta de simulação;
- Construir o modelo;
- Validar o modelo simulado;
- Planejar os experimentos;
- Executar a simulação;
- Analisar os dados de saídas;
- Documentar os resultados.

⁵³ Professora do departamento de Ciências de Sistemas e Engenharia Industrial da Universidade de Nova Iorque

Já o autor Michael Pidd (Pidd, M. 1998) estratifica esta seqüência de etapas em três categorias: *estruturação do problema*, *modelagem* e *implementação*, cada qual composta das seguintes tarefas:

- Estruturação do Problema;
- Modelagem;
 - Construção do modelo conceitual;
 - Implementação computacional;
 - Validação;
 - Experimentação;
- Implementação.

Outro autor que também estratifica este processo em diferentes categorias é Bennett em seu livro intitulado *Simulation Fundamentals* (Bennett, B.S. 1995). A seqüência de etapas proposta por este autor é:

- Desenvolvimento;
 - Formulação;
 - Programação;
- Teste;
 - Verificação;
 - Validação;
- Exploração;
 - Experimentação;
 - Documentação.

Charles-Valère Feuvrier também estratifica as etapas do método apresentado pelo autor na sua obra *La Simulation des Systèmes* (Feuvrier, 1971):

- Modelo;
 - Problema;

- Dados;
- Construção;
- Parâmetros;
- Verificação;
- Programação;
 - Programa;
 - Verificação;
- Resultados;
 - Manipulação;
 - Análise.

Não há uma concordância plena entre todos os autores apresentados. Claramente se observa que certos autores colocam a questão da verificação do modelo antes de se coletar dados enquanto outros autores coletam dados depois de se verificar o modelo; há, ainda, autores que não colocam a questão da verificação e validação do modelo (não no sentido em que validação e verificação é entendida hoje).

Também é claramente observado o conteúdo extremamente escasso das páginas destinadas à verificação e validação dos modelos, assim como é extremamente pequeno o conteúdo impresso sobre o processo de modelagem em si e de coleta de dados. Exceções a esta afirmação são os trabalhos de modelagem publicados por Michael Pidd (1998, 1995), Chwif, Barreto e Paul (Chwif, *et al.*, 2000), Brooks e Tobias (Brooks & Tobias, 1996), Lobão (2000) e alguns outros pouco autores. Sobre validação e verificação dos modelos os trabalhos mais interessantes são encontrados nos “*proceeding*” da *Winter Simulation Conference* que, a partir do ano 2001, passou a ter uma seção destinada exclusivamente ao assunto.

E, por fim, serão apresentadas as etapas propostas por Jarry Banks (2000 e 2001):

- Formulação do problema;
- Definição dos objetivos;

- Concepção do Modelo e Coleta de Dados (atividades em paralelo);
- Transcrição do Modelo;
- Verificação;
- Validação;
- Experimentação;
- Execução e Análise;
- Documentação, e
- Implementação.

Estas etapas serão discutidas em maior profundidade no quinto capítulo, onde será proposto o modelo de referência destinado a apoiar algumas destas etapas na condução do projeto de simulação, visando diminuir o tempo destinado, bem como o custo do projeto e outros benefícios.

A seguir, para finalizar o presente capítulo será apresentada uma seção destinada a discutir os motivos que levam um projeto de simulação ao insucesso.

2.8. Insucessos da Simulação

Segundo a professora Graça Bressan (2002) as principais causas que conduzem um projeto de simulação ao insucesso são:

- Falha na obtenção de um conjunto bem definido de objetivos no início do estudo da simulação;
- Nível inadequado de detalhes: pouco detalhado ou muito detalhado;
- Falha na comunicação com a gerência do sistema a ser simulado;
- Interpretações equivocadas por parte da equipe de simulação;

- Falha de compreensão da simulação por parte da gerência;
- Tratar a simulação de forma amadora, como um exercício de curso;
- Equipe da simulação com poucos conhecimentos de metodologias e técnicas de simulação;
- Falha na obtenção de dados representativos do comportamento do sistema;
- Software de simulação inadequado;
- Software de simulação muito complexo e com documentação inadequada;
- Crença de que um software de simulação sofisticado e com recursos amigáveis prescindem de conhecimento técnico da teoria da simulação;
- Uso inadequado da animação.

Também é colocado como causas de insucesso da simulação os seguintes tópicos:

- A falta de uma metodologia bem especificada que conduz todas as etapas de um projeto de simulação;
- A inexistência de procedimentos para a concepção do modelo que representa o sistema a ser simulado;
- A coleta de dados sem o uso de técnicas estatísticas apropriadas;
- O uso extensivo do bom senso e de técnicas visuais para validar e verificar o modelo que representa o sistema a ser simulado.

Dessa forma, o presente trabalho tem o propósito de promover o bom uso da simulação, contribuindo para diminuir o insucesso de sua utilização, através da proposição de um modelo de referência que conduza o projeto de simulação, principalmente pelas etapas de modelagem, coleta de dados e validação.

2.9. Comentários Finais

Neste capítulo foi introduzido o tema *simulação de sistemas*, fazendo-se referências históricas, esclarecendo quando a simulação é uma ferramenta apropriada, mostrando quais os benefícios da simulação e suas principais aplicações, bem como apresentando as etapas de condução de um projeto de simulação. Mas pouco foi mencionado sobre a simulação de sistema em eventos discretos, que é o tipo de sistema de interesse deste trabalho e, portanto, ainda serão necessárias de mais informações sobre esta categoria de sistema para sustentar as conclusões desta tese.

Assim, o próximo capítulo será dedicado a apresentar os principais conceitos pertinentes aos sistemas dinâmicos a eventos discretos, ou simplesmente, sistema a eventos discretos, para então entrar nos detalhes da modelagem, coleta de dados e validação desta categoria de sistema a ser simulado.

Capítulo 3

Sistemas em Eventos Discretos

3.1. Definição de Sistema

A definição do que é um sistema deve ser feita através de um retrospecto desde a origem da disciplina correspondente a “teoria geral dos sistemas”, que será apresentada a seguir, sem muitos detalhes.

3.1.1. Teoria Geral dos Sistemas

As primeiras idéias sobre o que, posteriormente, seria conhecido e postulado por Teoria Geral dos Sistemas, surgiram no século XIX, com Herbert Spencer⁵⁴, que argumentava que todo fenômeno poderia ser explicado como uma continuidade do processo de evolução; este princípio da continuidade (formulado em 1862 no primeiro volume de *A System of Synthetic Philosophy*, intitulado *First Principles*, 1862) afirma que organismos homogêneos são instáveis, o organismo desenvolve-se do simples para o mais complexo e com formas heterogêneas, e que esta evolução é uma regra do progresso⁵⁵ (Spencer, 1904).

⁵⁴ Herbert Spencer (1820 – 1903), filósofo e sociólogo inglês foi a maior figura intelectual da era Vitoriana. Foi um dos principais ícones da teoria da evolução na metade do século dezenove, juntamente com Charles Darwin. Spencer inicialmente foi quem melhor conhecia o desenvolvimento e a aplicação da teoria da evolução na filosofia, psicologia e no estudo da sociedade – o que era chamada por “filosofia sintética” (*A System of Synthetic Philosophy*, 1862-93). Nos dias de hoje, entretanto, Herbert Spencer é geralmente lembrado no círculo da filosofia por seu pensamento político, principalmente por defender os direitos naturais e criticar o utilitarismo do positivismo (*The Internet Encyclopedia of Philosophy*, 2004).

⁵⁵ O motivo desta regra do progresso é controverso até os dias de hoje. Spencer afirmava que esta evolução é uma necessidade dos organismos, e que não era gerada por motivos teológicos, mas sim por uma questão de sobrevivência, mas no entanto quem primeiro publicou esta versão foi Darwin.

Outras contribuições de Herbert Spencer para a formulação da teoria geral dos sistemas foram feitas em 1864, no seu livro *Principles of Biology*, onde mostrava evidências da sua teoria da evolução na gradual especialização dos organismos biológicos em busca da individualização e auto-suficiência, e mais, afirmava ainda sobre a necessidade de se entender indivíduos em termos do 'todo' do qual estes fazem 'parte', e que as 'partes' são mutuamente dependentes umas das outras (*The Internet Encyclopedia of Philosophy*, 2004).

Portanto as contribuições de Spencer para a Teoria Geral dos Sistemas estão na observação do crescimento de organismos biológicos e sociais e nas considerações de que ambos tornam-se mais complexos e apresentam uma crescente interdependência mútua de suas partes; assim como ambos, também durante o crescimento, apresentam uma crescente integração acompanhada por uma crescente heterogeneidade de suas partes (Georges, 2001; Mañas, 1999).

Já no século XX, no início da década de 30, Claude Lévi-Strauss⁵⁶ (Lévi-Strauss, 1968), afirmava que “uma estrutura oferece um caráter de sistema, consistindo em elementos combinados de tal forma que qualquer modificação num deles implica uma modificação em todos os outros” (Mañas, 1999; Lévi-Strauss, 1968).

No entanto, a definitiva postulação da Teoria Geral dos Sistemas, assim como a disseminação de todos os termos utilizados, só ocorreu na década de 50 através do biólogo Ludwig Von Bertalanffy⁵⁷ (Provost, 2004; Bertalanffy, 1968), que constatou a existência de diversos elementos comuns, independente da variedade de formas e características, nos organismos biológicos. Bertalanffy estendeu seus estudos a outros organismos não biológicos e também percebeu a existência dos mesmos elementos comuns aos percebidos anteriormente nos organismos biológicos, postulando a Teoria Geral dos Sistemas (Mañas, 1999).

⁵⁶ Antropólogo francês seguidor da corrente “estruturalista”.

⁵⁷ Ludwig Von Bertalanffy era um biólogo húngaro educado em Viena, membro da famosa 'Escola de Viena'. Considerado o pai da Teoria Geral dos Sistemas, onde a idéia principal é a de que o todo é mais do que a soma das partes.

Posteriormente a Teoria Geral dos Sistemas foi utilizada em diversos ramos do conhecimento, destacando-se na cibernética, nas ciências físicas, na matemática, na biologia e medicina, na ecologia, na computação e informática, na engenharia e em diversos outros campos do conhecimento. Uma árvore genealógica de todas as correntes do pensamento sistêmico e suas ramificações nos mais diversos campos do conhecimento foi elaborada inicialmente por Eric Schwarz em 1996 e depois foi sucessivamente atualizada (durante os anos de 2000 e 2001) pelo *International Institute for General Systems Studies*⁵⁸, esta árvore pode ser encontrada na página do referido instituto.

Abaixo estão algumas das principais definições desta teoria:

“A noção de sistema pode ser vista mais simplesmente como autopercepção e termo genérico para inter-relação dinâmica dos componentes⁵⁹” (Von Bertalanffy in: *Provost*, 2004).

“Sistema é definido como um conjunto de partes interagentes e interdependentes que, conjuntamente, formam um todo unitário com determinado objetivo e efetuando uma função” (Oliveira, 1999 -B).

“Sistema pode ser definido usualmente como um conjunto de elementos que mantêm relações entre si” (Pessoa Jr., 1996).

“Sistema é um conjunto de partes coordenadas, que concorrem para a realização de um conjunto de objetivos” (Dias, 1985).

Existem dois tipos de sistemas, os sistemas abertos e os sistemas fechados: os *sistemas fechados* são aqueles que seguem a 2ª lei da termodinâmica⁶⁰, ou seja, a quantidade de energia utilizável (que realiza trabalho) disponível é sempre decrescente.

⁵⁸ IIGSS, <http://www.iigss.net>

⁵⁹ Da livre tradução do autor do original em inglês: *the notion of a system may be seen as simply a more self-conscious and generic term for the dynamic interrelatedness of components.*

Assim, a tendência desse sistema é degradar-se, transformar-se em energia não disponível, como uma caldeira que se apaga quando acaba seu combustível⁶¹. Os *sistemas abertos* são aqueles que trocam energia com o ambiente. Estes não seguem a lei da termodinâmica. A quantidade de energia total disponível no sistema depende dos mecanismos de troca com o meio ambiente. Como exemplo de sistema aberto tem-se os seres vivos.

Os elementos de um sistema são:

- Os objetivos, no qual todas as partes concorrem mutuamente;
- As entradas, que fornecem material, informação, energia, etc;
- Os processos, que transformam as entradas em saídas;
- As saídas, que correspondem aos resultados do processo de transformação;
- Os controles, que verificam a coerência das saídas com os objetivos; e
- A retro-alimentação, que transforma em entradas a informação da discordância das saídas e os objetivos.

De forma gráfica têm-se a seguinte representação genérica de um Sistema:

⁶⁰ Historicamente a postulação da Segunda Lei da Termodinâmica foi feita por Lord Kelvin e depois por Lord Clausius. Embora as postulações sejam diferentes, elas são equivalentes.

⁶¹ Conforme postulado por Lord Kelvin: “*Uma transformação cujo resultado final só pode ser transformado em trabalho calor extraído de uma fonte na qual a sua temperatura seja a mesma é impossível*”, ou então segundo Lord Clausius: “*Uma transformação cujo resultado final é transferir calor de um corpo, a uma dada temperatura, para um corpo de temperatura mais alta é impossível*”. De um modo geral, a postulação da segunda lei da termodinâmica é dada nos dias de hoje da seguinte forma: “*Se o fluxo de calor é conduzido de um corpo A para um corpo B, então a transformação cujo resultado final só poderá ser transferir calor de B para A é impossível*”. A conclusão final e o resultado prático que a segunda lei conduz é a impossibilidade de se construir o *perpetuum mobile*, ou o moto perpétuo (Enrico Fermi, 1956).



Figura 3.1 – A representação gráfica de um sistema

Define-se ambiente, como todos os elementos não pertencentes ao sistema, o ambiente, que também pode ser denominado por meio ambiente, meio exterior, ambiente externo etc.

Algumas das características de um sistema são:

- Os sistemas são estruturados em hierarquias, um sistema pode ser dividido em sistemas menores, subsistemas, que por sua vez pertencem a um sistema maior, macro-sistema;
- A entropia, que mede o grau de desorganização do sistema;
- A globalidade: o sistema não pode ser subdividido sem a perda de suas características essenciais. Portanto, deve ser estudado como um todo;
- Interação com o Ambiente, no qual qualquer alteração do sistema afeta o ambiente, assim como qualquer alteração no ambiente pode afetar o sistema;
- A inter-relação e interdependência do sistema, que podem ser simbióticas, quando as partes funcionam só, ou sinérgicas, quando existe uma ação combinada entre as partes, produzindo um resultado diferente de quando as partes funcionam separadamente;

- Equifinalidade, princípio no qual é possível chegar a um mesmo resultado partindo-se de diferentes condições iniciais, e por maneiras diferentes.

A teoria geral dos sistemas contempla todos os aspectos que podem ser sensíveis a uma empresa. Essa visão, em que partes individuais do corpo são vistas como partes de um todo integrado, foi abordada inicialmente na medicina, e sua principal característica é na natureza holística desse modo de observação (Tapscott & Caston, 1995).

3.1.2. Conceitos primitivos

Nesta seção serão apresentados os principais conceitos que sustentam toda a teoria da simulação de sistemas a eventos discretos. Estes conceitos, por serem tão essenciais, são aqui chamados de conceitos primitivos. Desta forma, não se preocupa em provar a validade de tais conceitos, ou mesmo suas extensões, apenas serão apresentadas de forma detalhada de modo a compor o conhecimento de maneira mais pragmática possível, segundo as tradições científicas.

É conveniente mencionar que tais conceitos primitivos são pertinentes não só a classe de sistemas a eventos discretos, mas também a toda classe de sistemas. A definição clara do que é um sistema a evento discreto (e todas as outras possíveis classificações) só será bem explicitada após a exposição destes conceitos primitivos, cujas possíveis classificações derivam de como estes conceitos se manifestam na natureza.

Estes conceitos primitivos são decorrentes do conceito de sistema, entendido como o mais primitivo dos conceitos a serem exibidos. Assim, os conceitos exibidos a seguir são subjacentes ao conceito de sistema, não adquirindo sentido sem este.

3.1.2.1.O processo de entrada-saída

Conforme apresentado anteriormente, o sistema é alimentado por entradas que são processadas gerando saídas. No caso da representação de um sistema real por um modelo a fim de se tomar uma decisão, as entradas deste modelo são, essencialmente, dados.

Além disso, quando se refere ao processo de modelagem em si, as entradas constituem algo mais complexo, exigindo como entrada não só dados, mais também informações, materiais, recursos humanos, e algo mais.

Mas o objetivo aqui é especificar ao máximo o que é um sistema a evento discreto, para então diferenciá-lo dos demais tipos de sistema. Assim a questão das entradas e saídas de um modelo resume-se a dados.

De um modo mais pragmático, Cassandras (1993) define estas entradas como conjunto de variáveis mensuráveis, e quando se mede o valor destas variáveis mensuráveis em um intervalo de tempo, coleta-se dados. Assim Cassandras define um conjunto de variáveis de entrada e um conjunto de variáveis de saída: como dois vetores, não necessariamente de mesma dimensão, representados respectivamente por $\mathbf{u}(t)$ e $\mathbf{y}(t)$, definidos dentro de um intervalo de tempo.

$$\begin{aligned}\mathbf{u}(t) &= \{u_1(t), \dots, u_p(t)\} & t_0 \leq t \leq t_f & \text{ (variáveis de entrada)} \\ \mathbf{y}(t) &= \{y_1(t), \dots, y_m(t)\} & t_0 \leq t \leq t_f & \text{ (variáveis de saída)}\end{aligned}$$

O modelo é formalmente definido como a existência de uma relação matemática entre as variáveis de entrada e as variáveis de saída. Chamando esta relação matemática de $\mathbf{g}(\cdot)$. É possível concluir que $\mathbf{y}(t) = \mathbf{g}(\mathbf{u})$.

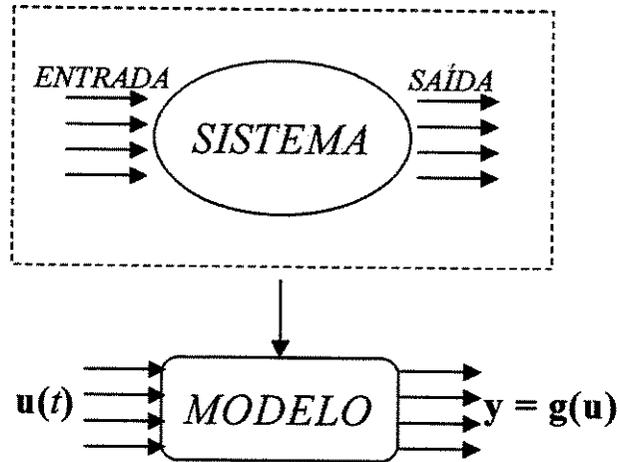


Figura 3.2 – Representação do Sistema por um Modelo

A partir desta representação de modelo é possível definir de modo bem claro o que é um *sistema estático* e o que é um *sistema dinâmico*, também é possível diferenciar os sistemas dinâmicos em duas classes: os *sistemas dinâmicos variantes no tempo* e os *sistemas dinâmicos invariantes no tempo*. Estas duas diferenciações e a conseguinte definição de cada qual será visto logo adiante, nos itens 3.1.3.1 e 3.1.3.2 da seção seguinte.

3.1.2.2. O Conceito de Estado e do Espaço de Estado

A definição de estado de um sistema remete ao comportamento apresentado por este em um determinado instante. Porém, de um ponto de vista mais rigoroso, esta definição não é suficiente para se definir um sistema, pois a informação do comportamento em um instante não auxilia a determinação de seus estados futuros e, portanto, pouco auxilia a tomada de decisão. É necessário, então, detalhar mais ainda a definição do que é um *estado*.

Para ilustrar o fato de o conhecimento do estado de uma variável não definir o comportamento para todo os instantes futuros de tempo, recorre-se ao exemplo de um sistema mecânico massa-mola (ou um pêndulo, ou um sistema presa-predador, etc..), no qual o conhecimento da posição da mola (que é o valor da variável de saída em um dado instante) não é suficiente para definir toda a trajetória da massa, pois é também necessário conhecer a condição inicial deste sistema, já que sem a condição inicial não é possível dizer

se a mola irá se contrair ou expandir no instante seguinte, dispondo apenas da informação da sua posição em um dado instante.

Cassandras (1993) define estado de uma forma mais pragmática: “ o estado de um sistema em um instante t_0 é a informação requerida em t_0 tal que a variável de saída $y(t)$, para todo $t \geq t_0$, é unicamente determinado a partir da informação de $u(t)$, $t \geq t_0$ ”.

Este conceito de estado leva diretamente a uma outra definição, a do *espaço de estado*, que remete a todos os possíveis valores que o estado pode assumir. Este conceito de espaço de estado é facilmente percebido quando o sistema é modelado por equações diferenciais. Outrossim, é igualmente possível se definir um espaço de estado para sistemas dinâmicos discretos. Aliás, a definição precisa do que vem a ser um sistema dinâmico contínuo e um sistema dinâmico discreto tem relação direta com o conceito de estado e será discutida posteriormente.

Banks (2001) define *espaço de estado* como a coleção de variáveis que contém toda a informação necessária para descrever o sistema em qualquer tempo.

Cassandras (1993) define *Espaço de Estados* de um Sistema como um conjunto de todos os possíveis valores que o *estado* de uma variável pode assumir. De uma maneira mais formal, o *espaço de estado* pode ser compreendido como um vetor $X = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$ formado pelas *variáveis de estado*.

O Professor Rafael Mendes⁶² afirma que esta definição quantitativa do que é um *espaço de estado* restringe a aplicação deste conceito a classes bastante particulares de sistemas. Assim, a definição qualitativa dada acima é bastante geral para se utilizar nesta tese sem prejuízo de formalismo matemático (Mendes, 2004).

⁶² Professor do Departamento de Controle e Automação da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da UNICAMP é pesquisador e leciona disciplinas relacionadas a Sistemas e Eventos Discretos e Simulação de Sistemas, entre outras.

Uma consequência importante do conceito de *espaço de estado* é a classificação dos sistemas em *sistemas lineares* e *sistemas não-lineares*. Esta diferenciação é dada em função dos conjuntos de equações que definem o espaço de estado, ou as *variáveis de estado*, que, quando são equações lineares⁶³ definem um sistema linear e, quando o vetor X é composto por equações não-lineares, levam ao sistema não-linear.

Outra consequência direta do conceito de espaço de estado e que tem ação direta sobre a classificação dos diversos tipos de sistema é o fato do espaço de estado variar continuamente ou discretamente. É muito comum que o vetor X do espaço de estado contínuo seja composto somente por equações definidas no conjunto dos números reais (as vezes no conjunto dos números complexos). No entanto, é perfeitamente possível que o vetor X do espaço de estado seja definido sobre números inteiros, ou sobre os números naturais, tornando o espaço de estado discretamente variado.

Assim, quando o espaço de estado varia continuamente, como um sistema massa-mola ou um pêndulo, define-se que este sistema é chamado de estado contínuo, e quando o espaço de estado varia discretamente, como um sistema de armazenagem, diz-se que este é um sistema de estado discreto.

Outro conceito muito utilizado na literatura de simulação é o conceito de *black-box*, ou, da livre tradução, caixa preta. Um sistema é dito caixa preta quando se conhece o resultado das variáveis de saída mediante um estímulo de entrada, ou seja, não é conhecida a estrutura interna do sistema que transforma as variáveis de entrada em variáveis de saída. Conseqüentemente, nada se pode afirmar sobre as variáveis de estado e do espaço de estado.

De um ponto de vista mais prático, um sistema caixa preta não é confiável (em oposição ao *white-box*) para previsões, apenas descreve o comportamento para grupos específicos de dados de entrada.

⁶³ Matematicamente uma equação é dita linear se, e somente se, $f(a_1x_1 + a_2x_2) = a_1f(x_1) + a_2f(x_2)$.

3.1.2.3. O conceito de Evento

O conceito de *evento* é extremamente importante para a simulação de sistemas discretos pois é a ocorrência de um evento que altera o estado do sistema.

Para sistemas contínuos, o conceito de evento não é tão determinante para execução da simulação como é para a execução dos sistemas discretos, pois estes sistemas são discretos em seus espaços de estados e o que determina a alteração das variáveis de estado dentro do espaço de estado é a ocorrência de um evento. Nos sistemas contínuos, o espaço de estado é contínuo e as variáveis de estado mudam de valores no decorrer do tempo. Dessa forma, sua variação ao longo do espaço de estado se dá de forma temporal e por isso a simulação de sistemas contínua geralmente é orientada em atividade conforme explicado no capítulo anterior, ao passo que a simulação de sistemas discretos se dá pela orientação em eventos.

Um aspecto muito singular do conceito de evento é a sua natureza momentânea; um evento não tem duração, é algo que ocorre instantaneamente e capaz de alterar o estado do sistema. Definições dos principais autores e maiores discussões sobre o conceito de eventos serão feitas posteriormente, quando iniciará efetivamente a apresentação da simulação de sistemas a eventos discretos.

3.1.2.4. O conceito de Controle

O conceito de controle é parte essencial da teoria geral dos sistemas, mas pouco a simulação contribui para o projeto de sistemas controladores.

Até agora a discussão se deu para responder qual será a variável de saída para um determinado dado de entrada. Assim os sistemas servem como ferramenta de experimentação, testando seu desempenho para vários cenários. No entanto, pode-se ir mais além e utilizar a teoria geral dos sistemas para se controlar e não apenas experimentar.

Neste sentido, a questão agora é: “para quais valores de entrada o sistema desempenhará o seguinte resultado determinado a *priori*, isto é, controlar?” É imprescindível a existência de ferramentas que auxiliem o projeto e a síntese de sistemas controladores, de forma a garantir o resultado almejado de forma eficiente.

Infelizmente, ainda não é possível projetar e muito menos sintetizar sistemas controladores através da simulação. Mas já há uma teoria muito bem consolidada e conhecida por “Teoria de Controle” que merece menção neste trabalho.

Genericamente, a Teoria do Controle trata da decisão sobre as variáveis de entrada de um sistema de modo que as variáveis de saída e/ou as variáveis de estado de um sistema realizem determinado desempenho (Mendes, 2004).

É importante citar que há uma formulação matemática bem definida para o controle, mas que não será apresentada aqui para não alongar ainda mais o assunto.

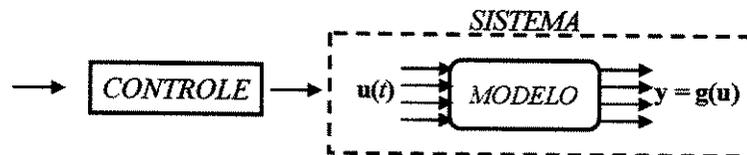


Figura – 3.3 – O conceito de Controle

3.1.2.5. O conceito de retro-alimentação

O conceito de retro-alimentação é estritamente ligado ao conceito de controle. Retro-alimentação é a livre tradução do já consagrado conceito de *feedback*. *Feedback* é a informação necessária que o sistema precisa para corrigir sua saída em função das entradas.

A existência de retro-alimentação leva direto à definição de *open-loop* e de *close-loop*, ou sistemas de ciclo aberto e sistemas de ciclo fechado. A diferença fundamental entre estes dois tipos de sistema se dá na informação proveniente das variáveis de estado do

sistema: nos de ciclo fechado, a informação proveniente das variáveis de estado é precisa e nos sistemas de ciclo aberto, apenas qualitativa (bom, ruim).

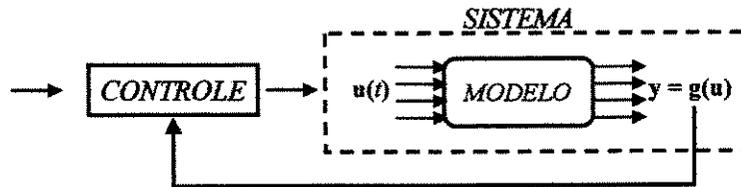


Figura 3.4 – O conceito de retro-alimentação

3.1.3. Classificação de Sistemas

Não há uma classificação universal das diferentes classes de sistemas, mas Cassandras expõe uma que melhor representa estes diferentes tipos de sistema e é apresentada a seguir. Esta classificação é baseada nos conceitos primitivos expostos anteriormente e novamente expostos a seguir para que fique bem claro o escopo dos sistemas dinâmicos a eventos discretos, objeto de estudo desta tese de doutorado.

3.1.3.1. Sistema Estático vs. Sistema Dinâmico

A primeira divisão na classificação de sistemas é relacionada ao caráter dinâmico e estático que um sistema pode assumir.

A partir da percepção das variáveis de entrada e das variáveis de saída é possível definir o que é um *sistema estático* e o que é um *sistema dinâmico*. Um sistema estático possui como variável de saída valores que independem, a partir de um tempo t , dos valores das variáveis de entrada antes de t . Em outras palavras, basta saber o valor da variável de entrada no instante t para se determinar os valores das variáveis de saída para todos os instantes futuros posteriores a t . Um *sistema dinâmico* não possui esta propriedade de “perda de memória”, o valor das variáveis de saída dependem dos valores passados das variáveis de entrada.

Para ilustrar a diferença entre um *sistema estático* e um *sistema dinâmico*, Cassandras (1993) apresenta dois sistemas reais: um circuito elétrico e um sistema mecânico massa-mola. Como variável de entrada para o sistema elétrico tem-se a resistência, a corrente elétrica e uma fonte voltagem, e como variável de saída tem-se a voltagem em um determinado ponto do circuito elétrico. Para o caso do sistema mecânico massa-mola tem-se como variável de entrada a massa do corpo, a constante elástica da mola e a posição inicial da mola, e como variável de saída tem-se a posição da massa ao longo do tempo.

É fácil identificar que o circuito elétrico é um sistema estático, pois a variável de saída, a voltagem em um ponto do circuito, é determinado por uma equação algébrica envolvendo o valor da resistência, da voltagem, da fonte de tensão e da corrente, portanto o valor da variável de saída independe do tempo. Enquanto no sistema mecânico massa-mola a posição da mola é regida por uma equação diferencial envolvendo a massa do corpo, a constante elástica da mola e a posição inicial da mola, sendo o valor da posição da mola dependente do valor inicial da mola e variável no tempo. Este, portanto, é um sistema dinâmico.

O maior interesse da simulação reside nos sistemas dinâmicos, classe mais comum de fenômenos que ocorrem nas ciências naturais e nas organizações industriais e empresariais. Assim, deixa-se aqui a última palavra à cerca dos sistemas estáticos, residindo o interesse somente nos sistemas dinâmicos.

3.1.3.2. Variantes no Tempo vs. Invariantes no Tempo

Os sistemas dinâmicos podem se apresentar em duas classes: *variantes no tempo* e *invariantes no tempo*. Os sistemas dinâmicos invariantes no tempo apresentam o mesmo comportamento ao longo do tempo independente de quando ocorreu o momento inicial, ou seja, independente do tempo em que o sistema iniciou a sua evolução, a variável de saída apresentará o mesmo padrão. Os sistemas dinâmicos variantes no tempo tem sua variável de saída dependente do tempo inicial que o sistema passa a evoluir. Assim, é possível

definir que para o sistema dinâmico invariante no tempo $y(t) = g(u)$, e para os sistemas dinâmicos variantes no tempo $y(t) = g(u, t)$. A figura 3.5 a seguir exemplifica o sistema invariante no tempo.

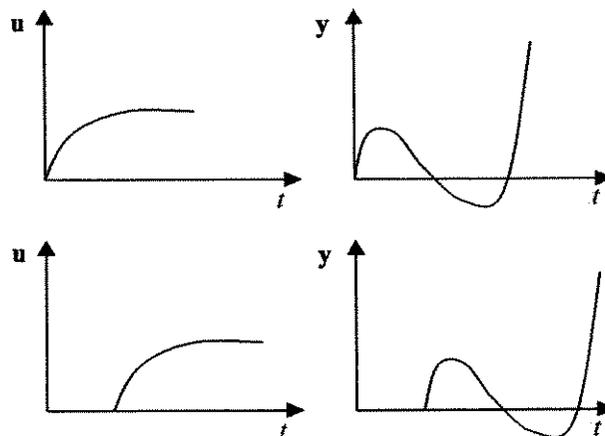


Figura 3.5 – Um sistema dinâmico invariante no tempo

Embora a suposição de que muitos fenômenos que ocorrem nas organizações empresariais e industriais sejam invariantes no tempo, nem sempre isto é verdadeiro, pois em muitas ocasiões a evolução do sistema depende do tempo inicial, como o tempo de transporte de um fornecedor até o seu cliente depende do horário da entrega, ou o rendimento de um funcionário depende da hora do dia, entre outros exemplos. Mas mesmo assim é muito vantajoso supor que os sistemas a serem tratados sejam invariantes no tempo porque isto reduz a complexidade dos modelos destinados a representar tais sistemas.

3.1.3.3. Sistema Linear vs. Sistema Não-Linear

O que define se um sistema é linear ou não-linear é a natureza das variáveis de entrada e saída. A relação entre as variáveis de entrada e saída é dada pelas equações de estado (que determinam o espaço de estado).

Em linhas gerais, um sistema é dito linear se ao estimulá-lo com um determinado dado de entrada (D_1) o sistema produzirá um determinado resultado (R_1), estimulando-se novamente o sistema com D_2 produzindo um resultado R_2 , e por fim, estimulando-se o sistema com (D_1+D_2) o sistema deverá apresentar como resultado (R_1+R_2) . É esta

característica final que define o que é um sistema linear. Um sistema não-linear produzirá um resultado diferente de (R_1+R_2) para o estímulo (D_1+D_2) .

3.1.3.4. Estado Contínuo vs. Estado Discreto

Esta característica é que define estritamente a classe dos sistemas discretos dos sistemas não discretos, ou contínuos.

Como já mencionado anteriormente, os sistemas de estado contínuo são assim chamados porque o seu espaço de estado varia continuamente, sendo definido, geralmente, sobre o conjunto dos números reais. Enquanto os sistemas de estado discreto são assim definidos porque o espaço de estado não varia continuamente, mas sim discretamente, sendo definido sobre o conjunto dos números inteiros ou naturais, ou até mesmo definido sobre um conjunto de estados discretos não numéricos.

A dinâmica do comportamento dos sistemas de estado discreto é geralmente muito simples de visualizar. Isto ocorre porque o mecanismo de transição dos estados é normalmente baseado em uma lógica de afirmação: “se alguma coisa em específico acontecer e se o estado atual for x , então o próximo estado será x ”. Entretanto o artifício matemático para formalizar a expressão das equações de estado e resolvê-las é consideravelmente mais complexo. Por outro lado, os sistemas de estado contínuo possuem uma formalização matemática bastante simples, geralmente reduzida a equações diferenciais, havendo um conjunto de ferramentas e técnicas de solução bastante difundidas.

Há de se mencionar também que, embora não seja comum, é possível que haja sistemas híbridos, conciliando estados discretos com estados contínuos, mas esta classe de sistema não será tratada no presente trabalho.

3.1.3.5. Orientados no Tempo vs. Orientados em Eventos

Esta característica diferencia duas classes de sistema em eventos discretos segundo o modo com que a transição dos estados se dá: orientado no tempo ou orientado a evento.

A palavra ‘orientado’ é de livre tradução do autor para a palavra em inglês *driven*, podendo também ter sido traduzido por dirigido no tempo (*time-driven*) ou dirigido em evento (*event-driven*). Mas indiferentemente à tradução, orientado ao tempo significa que o evento que define a transição do estado do sistema é dada pelo relógio (*clock*), enquanto que os sistemas orientados em evento o que define a transição do estado do sistema é um evento qualquer previamente definido, não havendo relação com o relógio da simulação.

3.1.3.6. Determinísticos vs. Estocásticos

Aqui se tem outra característica que diferencia os sistemas em duas categorias distintas: determinísticos e estocásticos. Se um determinado sistema dinâmico apresentar ao menos uma variável de saída como sendo uma variável aleatória, define-se este sistema como sendo um sistema estocástico.

Então um sistema é dito determinístico se, dado um vetor de variáveis de entrada para um determinado $t \geq t_0$, então o estado do sistema $x(t)$ poderá ser calculado, enquanto nos sistemas estocásticos o estado $x(t)$ é um vetor aleatório e somente a distribuição de probabilidade poderá ser calculada e não o estado do sistema.

Convém mencionar que os sistemas estocásticos apresentam-se em maior frequência do que os sistemas determinísticos, pois a maioria dos fenômenos naturais e de origem industrial e empresarial apresentam variabilidade em suas variáveis, sendo, portanto, mais bem modelados por variáveis aleatórias do que equações algébricas determinísticas.

3.1.3.7. Tempo Discreto vs. Tempo Contínuo

Os sistemas de tempo contínuo são sistemas cujas variáveis de entrada, variáveis de estado e variáveis de saída são todas definidas para todos os possíveis valores de tempo.

Os sistemas de tempo discreto são sistemas em que uma ou mais de uma dessas variáveis (entrada, estado, saída) são definidas somente em pontos discretos do tempo. Nos sistemas de tempo discreto a linha do tempo flui como uma seqüência de intervalos definidos por uma seqüência de pontos $t_0 < t_1 < \dots < t_k < \dots$.

É importante mencionar que as técnicas de resolução de equações diferenciais (os métodos numéricos) usam o artifício de discretizar o tempo para resolver suas equações e encontrar a solução. No entanto este artifício de discretização do tempo não implica a discretização do espaço de estado: o tempo passa a avançar discretamente, ‘pulando’ de intervalo em intervalo, mas os possíveis valores que a variável pode assumir continuam sendo contínuos, tal como no exemplo da simulação da mancha de óleo apresentado no capítulo anterior feita pelo autor desta tese durante sua iniciação científica.

A percepção da diferença entre os sistemas de tempo contínuo e de tempo discreto é claramente observada quando se constrói um gráfico de uma variável qualquer em função do tempo. No caso dos sistemas de tempo contínuo o gráfico assume todos os possíveis valores ao longo do tempo t , ou seja, tem-se um gráfico contínuo; enquanto que nos sistemas de tempo discreto os valores desta variável apenas mudam em intervalos de tempo, adquirindo a forma de um gráfico de escada, embora os valores que a variável possa assumir sejam contínuos.

Em síntese, a todas as diferenciações mostrada anteriormente, a figura 3.6 a seguir ilustra toda a classificação que os sistemas podem assumir, e há claramente uma definição do que vem a ser os sistemas dinâmicos a evento discreto.



Figura 3.6 – Classificação dos Sistemas (Cassandras, 1993)

3.1.4. Objetivos da Teoria Geral dos Sistemas

Christos Cassandras (1993), afirma que os esforços em desenvolver notações, e a própria semântica, destinam-se a descrever os diferentes tipos de sistemas existentes. Mas o alcance desta disciplina supera a definição de notações e atinge graus maiores, como na consolidação de ferramentas para a modelagem e posterior análise, que só é permitida pela utilização de modelos. Outros níveis maiores podem ser atingidos através do uso da Teoria dos Sistemas, e Cassandras (1993) ilustra este nível ao estratificar e definir cada um deles em uma escala de crescente complexidade metodológica e potenciais benefícios advindos, que resumidamente são:

- **Modelagem e Análise:** este é o primeiro passo para entender como realmente um sistema trabalha. O modelo é construído para se reproduzir o sistema físico, se o modelo é bem acurado o objeto de estudo é o comportamento do sistema sob diferentes condições;
- **Projeto e Síntese:** uma vez disposta de técnicas de modelagem em que o comportamento do sistema é descrito com precisão, é possível se questionar: como construir um sistema que se comporte da maneira que se deseja? Como combinar vários componentes e selecionar parâmetros para se obter um resultado satisfatório? Estas perguntas são a essência do estudo da síntese e do projeto de um sistema;
- **Controle:** próximo estágio desta escala lógico proposta por Cassandras; refere se à questão de como escolher corretamente os dados de entrada de modo que o sistema desempenhe um comportamento desejado sob condições variáveis de funcionamento;
- **Cálculo de Desempenho:** depois de o sistema ser projetado e controlado passa-se ao próximo estágio: quão bem o sistema realmente desempenha sua função?
- **Otimização:** caso extremo do estágio anterior, onde se procura, para todos os desempenhos possíveis, aquele que representa um determinado máximo ou mínimo. Ou seja, como é possível controlar o sistema de modo que sua resposta seja a de máxima performance?

Observa-se aqui que a ferramenta de simulação de sistemas aplicada a sistemas em eventos discretos pertence ao primeiro nível, sendo a sua utilização para os níveis seguintes alvo de pesquisa acadêmica que ainda se esforça para atingir um quadro teórico satisfatório.

3.2. Sistemas em Eventos Discretos

A partir do exposto anterior é possível, então, definir com precisão o que vem a ser um sistema dinâmico em evento discreto, ou simplesmente sistema em evento discreto.

Um sistema em evento discreto goza de duas propriedades básicas: o espaço de estado é um conjunto discreto e o mecanismo de transição dos estados é orientado em evento. Então Cassandras define sistema em evento discreto da seguinte forma:

“Um sistema em evento discreto é um sistema que possui estados discretos, orientados em eventos, isto é, a evolução dos estados depende completamente da ocorrência de eventos discretos ao longo do tempo” (Cassandras, 1993).

Há, ainda, uma nova diferenciação entre dois tipos de sistemas em eventos discretos, os temporais e não temporais⁶⁴. Os sistemas em eventos discretos não temporais são caracterizados pelas variáveis de entrada que são especificadas como uma seqüência de eventos $\{e_1, e_2, \dots\}$ sem qualquer informação sobre o tempo em que esses eventos ocorrem, ou seja, não há uma dependência do tempo para a ocorrência de um evento, o que, na prática, não acontece com freqüência, pois muitos eventos têm hora certa para acontecer.

Os sistemas em eventos discretos temporais são caracterizados pelas variáveis de entrada que são especificadas como uma seqüência de eventos definidas em um tempo específico $\{(e_1, t_1), (e_2, t_2), \dots\}$. Este tipo de sistema é mais comumente encontrado em ambientes industriais e empresariais, pois muitos eventos têm hora marcada para acontecer, como o início do dia de trabalho e o término do dia, horário de almoço, paradas programadas para manutenção em máquinas, e outros exemplos.

Além da definição do que é um sistema em evento discreto há a especificação do que é um sistema em evento discreto. Em um sentido geral a especificação é algo mais

⁶⁴ Sistemas em eventos discretos temporais e não temporais são assim chamados a partir da livre tradução do autor do termo em inglês *timed e untimed discrete event system*.

preciso e formal do que a definição, e Ziegler (2000) apresenta o que ele chama de *Especificação Clássica de um Sistema Dinâmico em Evento Discreto*.

Uma *especificação clássica de um Sistema Dinâmico em Evento Discreto* é uma estrutura M formada por (Ziegler, 2000):

$$M = \{X, S, Y, \delta_{int}, \delta_{ext}, \lambda, ta\}$$

Onde:

X é um conjunto de valores de entrada;

S é um conjunto de possíveis estados;

Y é um conjunto de valores de saída;

$\delta_{int}: S \rightarrow S$ é função de transição interna;

$\delta_{ext}: Q \times X \rightarrow S$ é função de transição externa, onde

$Q = \{(s,e) / s \in S, 0 \leq e \leq ta\}$ é o conjunto dos estados totais

$\lambda: S \rightarrow Y$ é a função de saída

$ta: S \rightarrow R^+_{0,\infty}$ é o conjunto dos possíveis reais entre 0 e ∞ .

Uma outra forma de formalizar os sistemas dinâmicos em eventos discretos é através das Redes de Petri, ou *Petri Nets*, cuja especificação é bastante parecida com a especificação dada acima.

Não se pretende aqui aprofundar a discussão sobre o formalismo da especificação dada acima, mas é importante compreender que, para os propósitos desta tese, é necessário conhecer bem o objeto de estudo e especificá-lo o melhor possível.

Para a construção do Modelo de Referência de apoio às atividades de coleta de dados, modelagem e validação, a especificação dos sistemas em eventos discretos informa exatamente o foco da aplicação. No caso da coleta de dados é o vetor X de dados de entrada e no caso da modelagem e validação é o conjunto S dos possíveis estados que o sistema pode assumir e δ_{int} é a função de transição que indicam as mudanças de estado do sistema.

A especificação de um sistema é de fundamental importância para se atingirem os objetivos mais ‘profundos’ da Teoria Geral dos Sistemas, isto é: projeto e síntese, controle, cálculo de desempenho e otimização.

Para o objetivo de modelagem e análise esse formalismo não é de crucial importância, podendo o estudo ser conduzido sem aprofundar na questão da especificação desses formalismos.

A seguir serão apresentados os conceitos gerais sobre a Simulação de Sistemas a eventos discretos, já que toda a definição preliminar de sistema e sistemas a evento discreto foi feita neste capítulo e a definição de simulação foi dada no capítulo anterior.

3.3. Conceitos Gerais da Simulação de Sistemas a Eventos Discretos

Os conceitos a serem expostos a seguir são bastante usuais no linguajar cotidiano de quem trabalha com simulação. Serão expostos sem a preocupação de apresentar, com rigor, definições matemáticas e especificações detalhadas, apenas será apresentado o conceito de uma forma didática para o leitor não iniciado em simulação se familiarizar com termos que serão recorrentes na presente tese a partir deste momento. Estes conceitos são extraídos de Banks (2001 e 2000) e Franco (1999).

- **Sistema:** um sistema é uma coleção de entidades que interagem ao longo do tempo para realizar um, ou mais, objetivos.
- **Modelo:** é uma representação abstrata de um sistema, usualmente estruturado logicamente, com relações matemáticas que descrevem o sistema em termos do estado, entidades, atributos, conjuntos, processos, eventos, atividades e esperas. O modelo deverá ser o mais simples possível, mas complexo o suficiente para responder às questões levantadas sobre o comportamento do sistema a ser estudado.

- **Estado do Sistema:** uma coleção de variáveis que contém toda a informação necessária para descrever o sistema, em qualquer tempo, em um nível de detalhe desejado. Segundo Banks (2000), determinar o estado das variáveis de um sistema é propósito central de um estudo de simulação e consiste muito mais em *arte* do que em *ciência*. Durante o processo de modelagem, muitas simplificações sobre o sistema são feitas. Isto acarreta uma diminuição significativa dos possíveis estados que o sistema pode assumir. Saber fazer estas simplificações sem prejuízo na representação do sistema é o ponto central na modelagem.
- **Evento:** uma instantânea ocorrência que muda o estado do sistema. Um evento pode ser endógeno ou exógeno, ou seja, interno ou externo. Um evento interno é, por exemplo, o término de uma tarefa, um evento externo pode ser a chegada de mais um consumidor ao sistema;
- **Entidade:** qualquer objeto ou componente no sistema que requer explícita representação no modelo (consumidores, máquinas, equipamentos, etc...). A entidade pode ser dinâmica, ou seja, se move na simulação, como veículos de transportes e consumidores, ou então a entidade pode ser estática, como um servidor ou uma máquina.
- **Atributo:** uma propriedade de uma dada entidade. Esta propriedade pode pertencer a uma única entidade ou pertencer a um conjunto de entidades. Por exemplo, um atributo pode ser o tempo de chegada dos consumidores, ou então o tempo de atendimento de um caixa, ou uma característica do consumidor (homem, mulher, idoso, preferencial, etc..), ou do produto (produto A, produto B, etc..).
- **Recursos:** um recurso é uma entidade que presta serviço para uma (ou mais) entidade dinâmica. Um produto (que é uma entidade) requer uma determinada máquina para ser processado, a máquina é um recurso (e

também uma entidade). Há vários possíveis estados para os recursos, mas os mais usuais são: ocupado, ocioso, em manutenção, quebrado, em preparação (*setup*), etc...

- **Lista:** as entidades são gerenciadas alocando-as aos recursos que as processam através de uma ordem de atendimento, representada pelas listas. As listas são usadas para representar filas de entidades a espera do recurso, ordenadas em alguma lógica, FIFO⁶⁵, LIFO⁶⁶, SPT⁶⁷ de acordo com o atributo da entidade (preferencial, não preferencial), ou mesmo aleatoriamente.
- **Atividade:** a duração especificada de tempo, com sabido início e término. Uma atividade geralmente é associada a um recurso, cujo atributo é conhecido. Quando a atividade se inicia, sabe-se, portanto, quando será seu fim.
- **Lista de eventos Futuros:** quando ocorre um evento que denota o início de uma atividade, o evento que denotará seu fim é conhecido, pois o tempo da atividade é conhecido, assim é possível compor uma lista de eventos futuros.
- **Espera:** a duração de tempo não especificada, que não se sabe quando terminará. Geralmente a espera é associada a uma fila. Quando uma atividade entra em uma fila de espera de um determinado recurso não se sabe quanto tempo esta entidade permanecerá na fila. Embora se saiba o tempo de processamento do recurso, geralmente o que não se sabe é o tamanho da fila e possibilidade de que ocorra algum evento externo que atrase ainda mais a fila. De modo geral, o tempo de espera nas filas é uma variável de interesse que se deseja conhecer através da simulação.

⁶⁵ FIFO, do inglês *First In, First Out*, é uma fila, o primeiro que chega é o primeiro que sai.

⁶⁶ LIFO, do inglês *Last In, First Out*, é uma pilha, o primeiro chega é o último que sai.

⁶⁷ SPT, do inglês *Shortest Processing Time first*, processa primeiro o de menor tempo de processamento.

- **Carregamentos:** componentes do modelo que representam pessoas ou objetos que se movimentam pelo sistema alterando seu status. Podem ser permanentes ou temporárias. São objetos dinâmicos da simulação, sendo normalmente criados, circulados pelo sistema e, então, retirados, deixando o sistema. Exemplos de carregamentos reais são peças, paletes, papéis, etc. Podem, ainda, representar elementos intangíveis como chamadas, correios eletrônicos, projetos, etc.
- **Acumuladores Estatísticos:** são definidos para fornecer as medidas de desempenho do sistema como resposta. Quando ocorre algo na simulação, os acumuladores estatísticos são atualizados, realizando um acompanhamento de uma determinada medida e fornecendo-a ao final da simulação.
- **Sistemas terminais:** aqueles que sempre retornam para uma condição inicial fixa; como exemplo, pode-se tomar um banco onde o começo do expediente bancário possui sempre a mesma condição inicial: a abertura dos caixas e a formação de filas pelos clientes que aguardavam a abertura do banco.
- **Sistemas não terminais:** aqueles que não possuem uma posição inicial fixa e nem um ponto natural de término; como exemplo, pode-se tomar um sistema formado por um forno que é alimentado continuamente durante 24 horas por dia.
- **Inicialização (*Warm-Up*):** designa os momentos iniciais da simulação, onde o sistema ainda não atingiu o seu *estado estacionário*⁶⁸, tal como os primeiros minutos do início das operações de uma linha de produção, quando nem todas as máquinas estão em operação porque as peças a serem

⁶⁸ Da livre tradução de *steady-state*, que designa um sistema com um comportamento constante, uniforme. Embora este comportamento uniforme e constante nunca aconteça, este termo é muito usado para distinguir dois momentos durante uma corrida da simulação: o período de inicialização e o período seguinte à inicialização, que é o estado estacionário. As variáveis do sistema não sofrem influência direta do estado inicial do sistema quando se inicia a simulação.

processadas ainda estão sendo processadas pela primeira das muitas máquinas que as processarão. De um modo geral este período de inicialização, ou aquecimento, é desprezado, e somente após todas as máquinas passarem a receber peças e, portanto, o sistema atingir o estado estacionário, é que se utilizam os dados coletados.

- **Relógio:** uma variável que representa o tempo na simulação.
- **Corrida:** é o ato de executar uma simulação do modelo construído a fim de se coletar as medidas de desempenho geradas pela simulação e efetuar a subsequente análise.
- **Replicação:** é o ato de gerar uma nova corrida, coletando as medidas de desempenho do sistema simulado a fim de se fazer uma análise estatística sobre a coleção de dados de saída obtidos em cada replicação. Note que a natureza estocástica do sistema a ser simulado gerará diferentes dados de saída a cada nova replicação feita.

Embora os conceitos supracitados sejam bastantes gerais, há pacotes de simulação que usam termos diferentes, mas similares, por exemplo, ao invés de usar o termo lista, usa-se o termo fila, conjunto, ou mesmo cadeia; ao invés de se usar atributo usa-se característica, e assim por diante. Nada, porém, que comprometa o entendimento.

A seguir serão apresentados outros conceitos pertinentes à simulação, mas que não receberão um detalhamento profundo, apenas completarão o conhecimento necessário para o desenvolvimento desta tese e possibilitarão ao leigo a execução de projetos de simulação, seja usando pacotes de simulação, planilhas eletrônicas ou mesmo fazendo à mão, sem auxílio de recursos computacionais.

3.4. Outros Elementos Pertinentes à Simulação de Sistemas em Evento Discreto

O primeiro conceito a ser visto a seguir é o de geração de números e variáveis aleatórias. Conforme afirmado anteriormente, um sistema é constituído de dados de entrada, que serão processados gerando dados de saída. Estes dados de entrada podem ser determinísticos, embora em geral sejam de natureza estocástica e representem diversos fenômenos, como o tempo em que clientes chegam a um estabelecimento ou o tempo o tempo de atendimento (ou processamento) de um recurso sobre uma entidade (uma máquina operando uma peça, um caixa atendendo um cliente, etc..).

Esses tempos são de natureza estocástica e seguem uma distribuição de probabilidade e os valores usados na simulação que representam estes tempos são gerados a partir de um gerador de variável aleatória, que será visto a seguir.

3.4.1. Gerador de Números e Variáveis Aleatórias

É o gerador de variável aleatória que alimenta o sistema com os dados de entrada necessários para se fazer a simulação. O estudo dos geradores de variáveis aleatórias é pertinente à estatística e à matemática aplicada e durante muitos anos preenchia um número de páginas consideráveis de qualquer publicação sobre simulação.

Com o passar do tempo, no entanto, com a proliferação dos ambientes computacionais de simulação e com o uso cada vez menor da programação direta em linguagens de propósito geral, este tópico está deixando de ser importante. Isto ocorre porque o estudo dos geradores de variáveis aleatórias é importante para quem irá programar diretamente em linguagens de propósito geral, pois o simulacionista que enveredar por este caminho deverá se preocupar, e programar, todas as rotinas necessárias à execução completa da simulação.

Para o simulacionista que optar em usar ambientes de simulação, o estudo dos geradores de variáveis aleatórias passa a figurar como um posto secundário, pois tais

ambientes já possuem todas as rotinas pré-programadas e basta o simulacionista escolher a distribuição de probabilidade desejada e definir valores numéricos para os parâmetros desta distribuição de probabilidade.

Mas, mesmo assim, algumas poucas palavras serão escritas sobre os geradores de variáveis aleatórias. Inicialmente deve ficar bem claro que, anteriormente ao gerador de variáveis aleatórias, há um gerador de números aleatórios que é uniformemente distribuído e a partir desta coleção de números aleatórios uniformemente distribuídos é que se geram as variáveis aleatórias com outras distribuições de probabilidade.

Nos primórdios da simulação, até mesmo da própria estatística, a geração de números aleatórios era feita usando-se as tabelas de números aleatórios. Mais tarde apareceram as tabelas de números aleatórios criadas a partir de dispositivos mecânicos, criados por Kendall e Babbington-Smith (1939). Em 1955 a Rand Coporation editou uma tabela de dígitos aleatórios construídos a partir de ruídos eletrônicos (Bustos e Orgambide, 1992).

Somente com o advento dos computadores que o tema evoluiu definitivamente, sendo criados bons geradores e de fácil acesso. Inicialmente o adjetivo ‘bom’ gerador só pode ser atribuído a geradores que satisfazem um conjunto de propriedades desejadas, que não eram satisfeitas pelos geradores mecânicos e eletrônicos que surgiram no início.

Segundo Bustos e Orgambide (1992) as propriedades desejadas de um gerador de número aleatório são:

- Repetibilidade: dados os mesmos parâmetros que definem o gerador, este deve produzir a mesma seqüência de números;
- Portabilidade: dadas as mesmas condições, o gerador deve produzir a mesma seqüência, independente da linguagem e do computador usados;
- Velocidade computacional: é o tempo necessário para que o computador gere a seqüência, quanto mais rápido melhor.

Lewis e Orav (1989) afirmam que um bom gerador deve possuir as seguintes propriedades:

- A seqüência gerada deve ser intuitivamente aleatória;
- Esta aleatoriedade deve ser estabelecida teoricamente, ou no mínimo deve passar a certos testes de aleatoriedade;
- Deve-se conhecer algumas coisas sobre as propriedades teóricas do gerador.

Uma outra propriedade importante é em relação ao período de repetição da seqüência, que deve ser a mais longa possível. Esta é uma propriedade diretamente relacionada à impossibilidade de se criar números aleatórios ‘puros’; o que se gera são chamados números pseudo-aleatórios.

O gerador de número aleatório mais conhecido é chamado de gerador congruencial linear, que foi proposto pela primeira vez em 1951 por Lehmer (Bustos e Orgambide, 1992), e tem os parâmetros de entrada a , c e M e a semente aleatória y_0 . A partir da fórmula $y_i = (ay_0 + c) \bmod M$, gera uma seqüência uniformemente distribuída entre 0 a M . Para se gerar uma seqüência uniforme entre 0 e 1, basta dividi-la por M .

Há diversos outros geradores, como Gerador de Deslocamento, que desloca o código binário de um número gerando outro; e o Gerador de Fibonacci, que usa a famosa seqüência de Fibonacci para gerar dados aleatórios. Mas estes geradores são raramente usados. Atualmente a Criptografia tem sugerido novos e bons geradores, mas que não possuem a propriedade da portabilidade.

Atualmente há pouco estudo acerca dos geradores de números aleatórios, que é quase ‘assunto encerrado’, sendo o último capítulo desta história a busca de parâmetros ideais que permitem que o gerador congruencial tenha a mais longa seqüência possível.

Fishman e Moore (1985) conduziram um estudo exaustivo, com mais de 267 milhões de possíveis geradores e com os mais rigorosos testes de aleatoriedade. Sugeriram

alguns parâmetros de entrada para o gerador congruencial multiplicativo ($c = 0$), e para estes parâmetros a seqüência apresentou um período de repetição de $2^{31} - 2$. Neste estudo, o parâmetro M foi definido como sendo $M = 2^{31} - 1$, conhecido como número primo de Mersenne, sendo o maior número primo capaz de ser representado em um computador da época. Estes parâmetros são utilizados até hoje na maioria dos *softwares* que possuem rotinas para a geração de números aleatórios. Mais recentemente, L'Ecuyer (1999) combinou geradores congruências e, utilizando um poderoso computador, obteve uma seqüência com o impressionante período de repetição de 2^{191} , o que é aproximadamente igual a 3×10^{57} .

Uma vez gerada uma seqüência de números aleatórios, o próximo passo é transformá-los em uma seqüência de números aleatórios provenientes de uma distribuição desejada, ou seja, é necessário gerar as variáveis aleatórias.

Há hoje em dia muitos métodos disponíveis que transformam uma seqüência de números aleatórios distribuídos uniformemente em números aleatórios distribuídos segundo qualquer distribuição de interesse, entre os métodos mais conhecidos, tem-se:

- Método da Transformada Direta;
- Método da Inversão;
- Método da Rejeição;
- Método da Convolução;
- Método da Composição;
- Quociente de Uniformes;
- Método das Flechas;
- Métodos baseados em Tabelas;
- Método de Box-Muller; e outros.

Para uma visão mais profunda sobre o assunto convida-se o leitor interessado a ler as obras de Oscar Bustos e Alejandro Orgambide (1992), a obra de Dagpunar (1988) e Schmeiser (1980).

3.4.2. Teoria das Filas

Novamente defronta-se com um novo conceito que é de grande importância para a Simulação de Sistema em Evento Discreto e que constitui toda uma área de conhecimento à parte. Portanto, novamente, serão citados apenas aspectos elementares da Teoria das Filas que contribuem para o melhor entendimento da Simulação. Não se pretende esgotar o assunto, nem mesmo entrar no mérito analítico pertinente à Teoria das Filas.

É possível afirmar que, grosso modo, a Teoria das Filas é a face algébrica da Simulação de Sistemas em Eventos Discretos, pois a Teoria das Filas é a área do conhecimento, vinculada à Pesquisa Operacional que trata do formalismo matemático dos problemas de filas, resolvendo-os através de equações algébricas fundamentadas na estatística e na matemática.

Enquanto a Simulação recorre a experimentação para se extrair algumas medidas de desempenho do sistema (como tempo médio de espera, número de clientes na fila, tamanho máximo que a fila atingiu) a Teoria das Filas busca estas medidas de desempenho através do raciocínio algébrico, manipulando equações estatísticas e chegando a valores dependentes, exclusivamente, dos parâmetros de entrada.

A estrutura básica de um modelo de fila é composta pelos *clientes (customers)*, por uma *fonte (input source)* que gera os clientes, por um *posto de atendimento (Server)*, e por uma *fila (queue)* na qual os clientes são submetidos ao chegarem no sistema de fila. A figura 3.7 a seguir ilustra a estrutura básica de um modelo de fila.

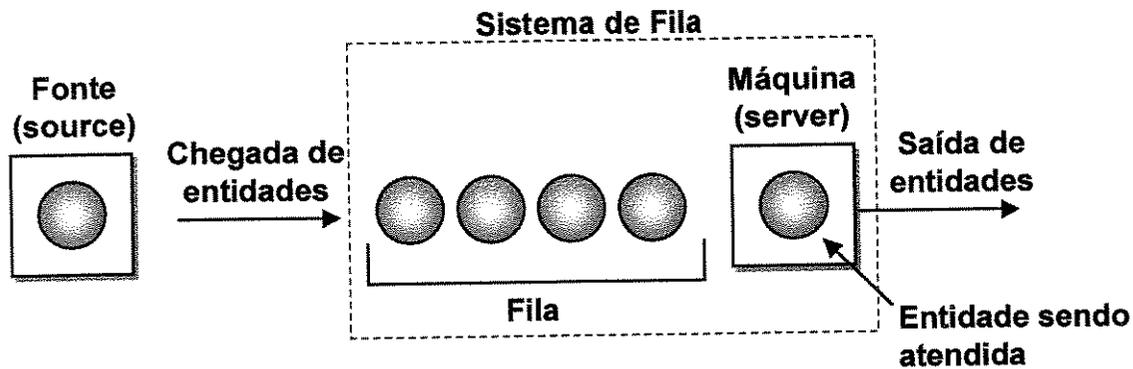


Figura 3.7 – Estrutura básica de um modelo de Fila (adaptado de Franco, 1999)

Um sistema de filas é um processo de nascimento-morte com uma população composta de usuários sendo atendidos e esperando para serem atendidos. Um nascimento ocorre quando um novo usuário chega no estabelecimento, e uma morte ocorre quando um usuário deixa o estabelecimento. O estado do sistema é representado pelo nº de usuários no sistema, ou seja, os possíveis estados para um sistema são $\{0, 1, 2, \dots\}$, a passagem de um estado i para um estado $i + 1$ é causada por um nascimento, e a passagem de um estado i para um estado $i - 1$ é causada por uma morte (Georges, 2000).

Outros elementos importantes de um sistema de fila são: a *disciplina de fila*, ou seja, a política de atendimento das entidades que estão na fila a espera do atendimento, que pode ser *FIFO*⁶⁹, *LIFO*⁷⁰, *SPT*⁷¹, ou outra política de atendimento; o *número e disposição de servidores*, que podem ser mais de um e estar dispostos em paralelo ou em série; e a *capacidade de atendimento* do cliente, que pode ser limitada ou ilimitada.

Um modelo de fila é representado pela notação de Kendall (1953): $a / b / c / d / e$, onde:

- a : modelo de chegada (determinístico ou estocástico);
- b : modelo de atendimento (determinístico ou estocástico);
- c : nº de servidores;

⁶⁹ Do inglês: *First-in, First-out*. O atendimento será dado na ordem de chegada.

⁷⁰ Do inglês: *Last-in, First-out*. O atendimento será dado a partir do último que chega, como uma pilha.

⁷¹ Do inglês: *Shortest Process Time*. O atendimento será feito segundo ordem crescente do tempo de processamento.

d : capacidade do sistema; e

e : disciplina da fila (LIFO, FIFO, SPT, ou outro)

O modelo mais comum de fila é do tipo M/M/1. Neste caso os nascimentos e mortes são processos *markovianos*⁷², assim as entradas e saídas ocorrem segundo uma distribuição de Poisson (ou Exponencial), o nº de servidores é 1 e a capacidade do sistema é ilimitada, sendo atendido em regime de FIFO. O tempo de chegada é uma distribuição de Poisson (ou Exponencial) com parâmetro λ , e o tempo de atendimento também é uma distribuição de Poisson (ou Exponencial) com parâmetro μ .

Uma fila, no entanto, pode apresentar uma distribuição de chegada e de atendimento diferente de um processo markoviano (Poisson ou Exponencial), podendo ser uma distribuição de Erlang (representado pela letra E), uma distribuição Hiperexponencial (representado pela letra H), ser determinística (letra D), ou uma distribuição qualquer, geral (letra G). Quando a capacidade do sistema for infinita, é desnecessário informá-la, suprimindo este campo, assim como é desnecessário informar quando a política de atendimento for FIFO.

Como foi mencionado anteriormente, a Teoria das Filas utiliza recursos estritamente matemáticos (algébricos) para encontrar medidas de desempenho sobre o comportamento do sistema quando este atinge um estado estacionário. Estas medidas só foram possíveis de serem encontradas devido à percepção do sistema de fila como um processo de nascimento e morte e o conseqüente tratamento dado através das Cadeias de Markov a Teoria das Filas. Não se abordarão os aspectos matemáticos da Cadeia de Markov, mas as medidas de

⁷² O termo *markoviano* deriva de Cadeias de Markov e designa um tratamento matemático dado a uma classe particular de um *processo estocástico*. Um *processo estocástico* é definido como uma coleção de variáveis aleatórias $\{X_t\}$, onde o índice t avança ao longo de um dado conjunto T . Ou seja, é um processo que se desenvolve ao longo do tempo de maneira probabilística. Um processo estocástico é considerado uma Cadeia de Markov quando este satisfaz as condições markovianas, e que, a grosso modo, significa que este processo estocástico tem seu futuro dependente somente do estado do processo no presente momento e é independente dos eventos do passado. Para uma visão mais profunda sobre os processos estocásticos e as Cadeias de Markov, recomenda-se a leitura da clássica obra de Bharucha-Reid (1960), que trata do assunto em detalhes e com diversos capítulos destinados a aplicações da Cadeia de Markov, incluindo a química, biologia, astronomia, física e, em seu último capítulo, aplicações a pesquisa operacional, que nada mais é do que as Teorias das Filas.

desempenho que são obtidas algebricamente são de interesse do leitor interessado em Simulação. Então, a tabela 3.1 a seguir apresenta as principais medidas de desempenho que podem ser obtidas de um sistema de fila.

Tabela 3.1 – Notação Usual da Teoria das Filas

SIGLA	SIGNIFICADO
P_n	Probabilidade de se ter n consumidores no sistema no estado estacionário
$P_n(t)$	Probabilidade de se ter n consumidores no sistema no tempo t
λ	Taxa de chegada de consumidores na fila
μ	Taxa de atendimento em um servidor
ρ	Taxa de utilização do servidor
A_n	Tempo entre a chegada do consumidor n e $n-1$
S_n	Tempo de serviço no n -ésimo consumidor
W_n	Tempo total dispendido pelo n -ésimo consumidor no sistema
Q_n	Tempo total dispendido pelo n -ésimo consumidor na fila
$L(t)$	Número de consumidores no sistema no tempo t
$L_Q(t)$	Número de consumidores na fila no tempo t
L	Número médio de consumidores no sistema
L_Q	Número médio de consumidores na fila (tamanho médio da fila)
w	Tempo médio dispendido no sistema pelo consumidor
q	Tempo médio dispendido na fila pelo consumidor (tempo médio de espera)

Sendo ρ a taxa de utilização, dada pela divisão de λ por μ ($\rho = \lambda / \mu$, e $\rho < 1$), é possível mostrar que, para um sistema $M/M/1$ no estado estacionário:

- O nº médio de consumidores no sistema é : $L = \rho / (1 - \rho)$;
- O nº médio de consumidores na fila é : $L_Q = \rho^2 / (1 - \rho)$;
- O tempo médio de permanência no sistema é: $w = 1 / (\mu - \lambda)$;
- O tempo médio de permanência na fila é : $q = \rho / (\mu - \lambda)$;

Há também os casos de refuga e desistência; uma refuga acontece quando um consumidor chega ao sistema e desiste de entrar na fila, geralmente devido ao grande tamanho da fila; uma desistência ocorre quando um consumidor que já está na fila vai embora por demorar demais.

É importante ressaltar que, na Simulação, tais medidas de desempenho também podem ser obtidas, mas através da experimentação no computador, e o conhecimento da Teoria das Filas é de grande interesse para poder comparar os resultados obtidos

algebricamente com os dados obtidos da experimentação e também com os dados obtidos da simulação. No entanto, é possível construir modelos muito complexos em que a obtenção de tais medidas pelo método algébrico torna-se muito difícil, restando somente o veículo da experimentação computacional. Então, os modelos de sistema de filas da Teoria das Filas fornecem medidas de desempenho somente para sistemas simples, tendo a extensão de sua aplicabilidade bastante reduzida, ao passo que a simulação permite a obtenção de medidas de desempenho para modelos de sistemas bastante grandes e complexos.

Assim, o sistema de fila da Teoria das Filas pode ser considerado o ‘tijolo básico’ da construção dos modelos de simulação, pois todos os modelos de simulação de sistema em eventos discretos apresentam fontes que geram entidades, postos de atendimento que processam a entidade aguardando em filas. No entanto, esta estrutura é simples demais para representar sistema de interesse. Então, os modelos de simulação para a representação dos sistemas de interesse são feitos a partir de composições de diversos ‘tijolos básicos’, agrupados de modo apropriado a fim de construir o modelo desejado, em geral complexo e grande.

Saber agrupar tais ‘tijolos básicos’ de modo a formar o modelo constitui o grande desafio desta tese. A tarefa de construir um modelo o mais simples possível, mas suficientemente complexo para representar as propriedades elementares do sistema de interesse é, para muitos autores consagrados, mais uma arte do que uma ciência.

Para o leitor interessado em saber mais sobre a Teoria das Filas recomenda-se a leitura do capítulo 15 e capítulo 16 da obra de Hiller e Lieberman (1995) como texto introdutório. Para aprofundar-se na Teoria das Filas, recomenda-se a leitura de Cooper (1981) e de Gross e Harris (1997).

3.4.3. Análise dos Dados de Entrada

A Análise dos Dados de Entrada constitui parte essencial para garantir um bom resultado da simulação. A análise dos dados de entrada utiliza, basicamente, o ferramental estatístico para a sua análise e decisão sobre as informações que alimentarão o modelo da simulação. Consiste, em resumo, nos Testes de Aderência e Ajustes de Curvas, para validar os números aleatórios gerados e encontrar a melhor distribuição de probabilidade que represente os dados coletados no sistema real, e que serão vistos a seguir.

Antes de iniciar a exposição dos testes de Aderência e Ajustes de Curvas, é importante destacar que, antes de analisar os dados de entrada é necessário estar com os dados em mãos, ou seja, antes de se analisar é necessário coletar, e pouco se expõe sobre as práticas corretas para se coletar os dados de entrada para depois analisá-los e usá-los na simulação. Essa lacuna nas práticas de coleta de dados que antecede a análise dos dados de entrada é um dos objetos de estudo desta tese.

3.4.3.1. Testes de Aderência

Os Testes de Aderência são um campo pertinente à Estatística – totalmente desenvolvida independentemente do desenvolvimento da Simulação – mas que são usado largamente pela Simulação. Os testes de aderência são usados, basicamente, em dois momentos distintos na simulação: para testar a aleatoriedade dos números gerados aleatoriamente e para análise dos dados de entrada. Este último momento receberá especial atenção nesta tese.

Em ambos os momentos, o teste de aderência é, em síntese, um *teste de hipótese*⁷³, em que se testa, no primeiro momento se a seqüência de números gerados pode ser, de fato,

⁷³ Novamente um campo da Inferência Estatística com amplo desenvolvimento e que não receberá nenhum tratamento nesta tese. Apenas será mencionado o fato do teste de hipótese ser uma ferramenta de decisão sobre duas hipóteses formuladas e que deverá se decidir somente por uma delas. As hipóteses levantadas levam os nomes de *Hipótese Nula* e *Hipótese Alternativa*, e para um dado nível de significância o teste é realizado a fim de se saber se deve aceitar ou rejeitar a *hipótese nula*. Outros elementos importantes de um Teste de hipótese é a *Estatística do Teste* e a *distribuição nula da Estatística do Teste*, elementos de grande importância que denotam a evidência a favor ou contra a hipótese nula.

considerada aleatória e, no segundo momento, se os dados de entrada podem ser considerados provenientes de uma dada distribuição em questão. Assim, o teste de aderência é, em síntese, um teste de hipótese. Mas há diferenças marcantes que fazem com que os testes de aderência tenham este nome, justamente pelas diferentes formas com que os testes são aplicados, havendo mais de um possível teste. A saber, os mais conhecidos são:

- Testes baseados em Frequência, mais conhecidos como ECDF (*empirical cumulative distribution function*). É um teste em que se compara a frequência dos valores obtidos empiricamente com valores obtidos teoricamente (valores esperados). Os testes mais famosos desta categoria são: Teste Qui-quadrado, certamente o mais famoso dentre todos; o Teste Kolmogorov-Smirnov; o Teste de Anderson-Darling, o Teste Serial, e outros.
- Teste baseado em Auto-correlação: também conhecido como teste da dependência linear, ou somente dependência. A síntese deste teste é a busca por alguma forma de dependência (ou correlação) na seqüência testada. Os Teste de Ryan-Joiner e Shapiro-Wilk são os mais conhecidos desta categoria.
- Teste da Corrida: o teste mais simples de entender consiste em analisar sub seqüências estritamente crescentes e decrescentes, ou seqüência estritamente acima ou abaixo da média, a fim de encontrar vestígios de não aleatoriedade. É muito similar aos testes visuais aplicados a uma Carta de Controle, procurando por uma seqüência de sete pontos crescentes ou decrescentes, ou acima ou abaixo da média dos pontos.
- Teste do Intervalo (*Gap*): conta o número de dígitos que aparece entre repetições de um particular dígito e usa o teste Kolmogorov-Smirnov para comparar a frequência obtida com a frequência esperada.

- Teste Poker: baseado no jogo de cartas homônimo, os números são tratados em grupos e é comparada a frequência que números repetidos aparecem com a frequência esperada. Tal como a chance de se ter um par, ou um trio em uma mão de poker se pergunta qual a chance de se ter um par, ou um trio em uma seqüência de números.

Há ainda o Teste das Permutações, o Teste do Máximo T e outros, mas o leitor não deve se preocupar com detalhes matemáticos sobre os Testes porque a maioria dos ambientes de simulação já possuem rotinas programadas para efetuar estes testes. Por exemplo o *Arena*, mais precisamente no *Input Analyzer*, há rotinas para testar dados de entrada segundo o Teste Qui-quadrado e o Kolmogorov-Smirnov; o *ProModel* utiliza o teste de Anderson-Darling.

Para o leitor mais interessado no assunto recomenda-se a leitura do capítulo 4 “*Random Number Generation*” escrito por L’Ecuyer (1998), e do livro *Handbook of Simulations*, editado por Jarry Banks. Para um aprofundamento maior no assunto recomenda-se a leitura de Bustos e Orgambide (1992).

3.4.3.2. Ajuste de Curvas

Os Testes de Aderência também são amplamente utilizados para encontrar a melhor distribuição de probabilidade que se ajusta a uma coleção de dados obtidos empiricamente, também conhecido como ajuste de curvas. Este ponto está diretamente ligado a um dos propósitos centrais desta tese, que é conduzir o simulacionista a obter estes dados empiricamente através da técnica de amostragem estatística mais adequada.

Este processo de encontrar a melhor distribuição de probabilidade que se ajusta a uma coleção de dados obtidos empiricamente é obrigatório na realização de um estudo de simulação. As rotinas dos ambientes utilizam como dados de entrada o tipo de distribuição e valores numéricos para seus parâmetros, e a partir destes parâmetros e do tipo de

distribuição o ambiente de simulação gerará sua própria coleção de dados de entrada para alimentar a simulação.

Portanto, se a coleta de dados for conduzida de maneira equivocada compromete toda a simulação, pois a coleção de dados obtidos não refletirá o real comportamento do sistema e, conseqüentemente, a distribuição de probabilidade e seus parâmetros poderão não estar corretos e a simulação será alimentada por dados falsos.

No entanto, a maioria dos ambientes de simulação comercial possui rotinas para o ajuste de curva utilizando os mesmos Testes de Aderência para testar a aleatoriedade dos geradores de números aleatórios citados acima, só que no ajuste de curva não se testa a hipótese de uniformemente aleatória, mas se testa para as distribuições que possuem similaridade com a coleção de dados e até encontrar os parâmetros com o melhor ajuste.

O leitor não deve se preocupar em saber profundamente o mecanismo interno dos ajustes de curvas, pois os ambientes de simulação trazem consigo rotinas que executam a tarefa com muita precisão e velocidade. Não há, todavia, nem no mercado, nem na academia, um ambiente de simulação que ajuda o simulacionista a coletar dados de maneira correta, e isto sim é preocupante na ótica do presente autor.

O que é bastante útil ao simulacionista é a clara compreensão do resultado dado pelo Teste de Aderência na maioria dos ambientes de simulação, seja para o teste de números aleatórios ou para ajustes de curvas, que sempre é dado em função do *p-valor*.

O *p-valor* é definido como uma *estatística do teste*⁷⁴ que mede o menor nível de significância em que a hipótese nula é rejeitada com base nos dados experimentais (Dias, R., 1998).

⁷⁴ Uma *Estatística do Teste* é um número que sumariza as informações nos dados e é relevante para o problema de decidir entre duas hipóteses. Também é chamado de *evidência dos dados* (Wardrop, 1995).

Chama-se atenção para o fato do *p-valor* ser uma *estatística do teste*, logo, não depende de parâmetros desconhecidos, porque ele está condicionado à hipótese nula.

Rigorosamente definido, o *p-valor* é definido como uma probabilidade da Estatística do Teste X ser maior⁷⁵ que um determinado valor observado x : $p\text{-valor} = P(X \geq x)$, onde X é a distribuição da Estatística do Teste e x é um valor observado.

Na prática, se o nível de significância é menor que o *p-valor*, não se rejeita a hipótese nula, caso contrário rejeita-se a hipótese nula. Ou seja, quanto menor for o *p-valor*, maior é a evidência a favor da hipótese alternativa. Ou então, quanto maior for o *p-valor* maior é a evidência a favor da hipótese nula. Assim, como Jarry Banks (2001) afirma, o *p-valor* pode ser interpretado como uma medida do ajuste, quanto maior o *p-valor*, melhor o ajuste.

Como o nível de significância padrão para a maioria dos testes é de 5%, ou seja, 0,05, então a decisão de aceitar a seqüência de números geradas ou a decisão de aceitar que uma dada distribuição de probabilidade é boa o suficiente para modelar os dados obtidos empiricamente é feita através da comparação do *p-valor* com o número 0,05.

De uma maneira bastante simples a tabela 3.2 a seguir mostra as possibilidades para o *p-valor* e a conseqüente decisão a ser tomada.

Tabela 3.2 – Comparação do *p-valor* e o nível de significância do teste e as decisões a serem tomadas

Se $p\text{-valor} > 0,05$: a evidência não é forte a favor da hipótese alternativa. A diferença observada não é estatisticamente significativa.

Se $0,01 < p\text{-valor} \leq 0,05$: a evidência é forte a favor da hipótese alternativa. A diferença observada é estatisticamente significativa.

⁷⁵ O fato de ser *maior* neste caso se refere ao teste da *primeira alternativa* do Teste de hipótese. Há três possíveis alternativas no Teste de Hipótese. A *primeira alternativa* testa se o valor observado na hipótese nula é maior que o valor observado na hipótese alternativa. A *Segunda Alternativa* testa se o valor observado na hipótese nula é menor que o valor observado na hipótese alternativa. E a *Terceira Alternativa* testa se o valor observado na hipótese nula é diferente do valor observado na hipótese alternativa. Assim o *p-valor* para a primeira alternativa é dado por $p\text{-valor} = P(X \geq x)$; para a segunda alternativa se tem $p\text{-valor} = P(X \leq x)$; e para a terceira alternativa se tem $p\text{-valor} = P(X \geq x) + P(X \leq x)$.

Se $p\text{-valor} \leq 0,01$: a evidência é fortíssima a favor da hipótese alternativa. A diferença observada é estatisticamente bastante significativa.

A figura 3.8 a seguir mostra a interpretação da estatística do teste em função do resultado do $p\text{-valor}$; quando o $p\text{-valor}$ for pequeno, a diferença entre as hipóteses é altamente significativa em termos estatísticos e, à medida que o $p\text{-valor}$ torna-se maior, a diferença entre as hipóteses torna-se estatisticamente não significativa.

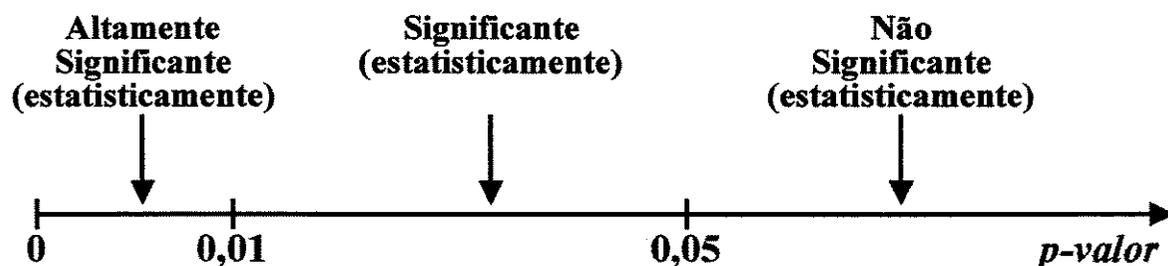


Figura 3.8 – Interpretação da Estatística em função do resultado do $p\text{-valor}$ (Petenate, 2003).

Embora o simulacionista não necessite saber profundamente o mecanismo interno dos testes de aderência, já que os ambientes de simulação já os trazem programados para o uso e a atenção recaia somente na interpretação do $p\text{-valor}$, Jarry Banks (2001) chama atenção para alguns cuidados que o simulacionista deve ter ao interpretar o resultado do $p\text{-valor}$, já que este parece simples demais e na verdade pode esconder algumas ‘armadilhas’. O simulacionista deve estar atento aos seguintes pontos:

- Os programas de ajuste de curvas embutidos nos ambientes de simulação, desconhecem qualquer informação sobre o processo físico que gerou os dados, e esta informação sobre o processo físico pode sugerir famílias de distribuição apropriadas com o fenômeno em questão.
- Os programas de ajustes de curvas têm uma tendência a preferir distribuições mais flexíveis, como a distribuição *Gama*, na qual a distribuição Erlang e Exponencial são um caso particular; a exponencial também é um caso particular da distribuição de Weibull; e a distribuição

Normal é um caso particular da Qui-quadrado. Assim, há uma preferência em adotar as distribuições flexíveis ao invés de seus casos particulares.

- As medidas de sumarização estatística, como o *p-valor*, dizem pouco (ou nada) onde há falta de dados na distribuição, como trechos na cauda da distribuição ou até mesmo no próprio corpo central da distribuição. Esta falta de dados em um trecho parcial do espectro de variabilidade de uma variável aleatória pode ser preenchida por uma distribuição indevida pelo ajuste de curva.

Assim, Jarry Banks (2001) afirma que a seleção automática da melhor distribuição de probabilidade que se ajusta a uma coleção de dados deve ser assumida somente após uma análise pelo simulacionista, que deve utilizar recursos gráficos para decidir se aceita ou não a distribuição encontrada automaticamente pelo ajuste de curva.

Entre os recursos gráficos que os ambientes de simulação sempre dispõem ao simulacionista estão o *histograma* e as *estatísticas descritivas*. O histograma é um gráfico muito popular que fornece uma informação visual extremamente rica sobre a distribuição de uma coleção de dados. As estatísticas descritivas são uma série de medidas que resumem a informação sobre uma coleção de dados. Basicamente são medidas de tendência central e medidas de variabilidade, que resumem, respectivamente, a o quão centralizada e quão dispersa esta coleção de dados é. Entre as medidas de estatística descritiva mais comuns tem-se: *média, mediana, moda, ponto médio, skew, kurtosis, desvio médio, desvio padrão, amplitude*.

Existe, no entanto, uma série de ferramentas para análise e exploração de dados em busca de algum padrão que possa fornecer a evidência de alguma distribuição de probabilidade que melhor represente uma coleção de dados e que não é disponível em nenhum ambiente de simulação. Estas ferramentas fazem parte de um campo da Estatística

chamado *Análise Exploratória de Dados*, e foram desenvolvida entre as décadas de 60 e 70 por John Wilder Tukey⁷⁶.

São técnicas de fácil uso e aprendizado que podem revelar informações cruciais sobre a existência de algum padrão, ou característica fundamental por trás da coleção de dados, e que, na visão do presente autor, são extremamente negligenciadas pelos simulacionistas e merecem maior atenção. A mais famosa entre as técnicas desenvolvidas por Tukey é o gráfico *Box-Plot*⁷⁷, o gráfico concentra a maior quantidade de informações na menor quantidade de traços (Dachs, 2003).

Mas existem outras ferramentas da *Análise Exploratória de Dados*, como os gráficos de ramo-e-folha⁷⁸, esquema de cinco números, Polimento por Medianas⁷⁹, Linha Resistente, Alisamento, Rootgrama e outras técnicas de deveriam ser mais utilizadas pelos simulacionistas. Para maiores informações sobre *Análise Exploratória de Dados* recomenda-se a leitura da obra antológica de John Tukey (1977) que marca o início deste campo de conhecimento, Velleman e Hoaglin (1981), e mais recentemente Tukey *et. al.* (1997).

Jarry Banks afirma ainda que nada substitui a percepção humana, a experiência sobre o sistema e o seu conhecimento prévio sobre o fenômeno, e que a escolha final é sempre do simulacionista, e não do programa de ajuste de curva.

No entanto, o que o presente autor percebe é que as soluções oferecidas pelos pacotes de ajustes são sempre aceitas, quase sempre sem questionamento. A suspeita para este aceite sem crítica é o conhecimento cada vez mais superficial da técnica Estatística.

⁷⁶ John Wilder Tukey (1915-2000), químico que se tornou topologista que se tornou estatístico. É considerado o pai da *Análise Exploratória de Dados*, ramo da estatística que criou e desenvolveu durante os anos de 60 e 70, tendo contribuído significativamente para o desenvolvimento da Estatística. Trabalhou para os Laboratórios Bell e foi professor do Departamento de Estatística e Matemática da Universidade de Princeton.

⁷⁷ O gráfico *Box-Plot* não é traduzido no Brasil, mas em Portugal é traduzido pelo curioso nome de *Caixa de Bigodes*.

⁷⁸ Tradução de *Stem-and-Leaf*.

⁷⁹ Tradução de *Median Polish*.

3.4.3.3. Definir a Distribuição sem Dados

Aqui se enfrenta um problema bastante atípico, mas que pode acontecer, principalmente quando o objetivo da simulação é avaliar uma situação futura almejada, na qual não se tem dados sobre o real comportamento do sistema.

Nestes casos, quando não há dados sobre o comportamento do sistema a ser estudado via simulação, de nada vale o ajuste de curva, mas mesmo assim não se elimina a necessidade de encontrar uma distribuição de probabilidade que melhor represente o sistema a ser estudado. Neste caso, a única solução é definir a distribuição arbitrariamente, a partir do conhecimento tácito que o simulacionista tem sobre a questão. Aqui o que realmente vale é o conhecimento sobre o sistema e uma boa experiência sobre a capacidade que as distribuições de probabilidade têm para se modelar fenômenos.

Algumas recomendações podem ser dadas ao simulacionista que se depara diante de uma situação em que não é possível obter dados do sistema real e é necessário estipular uma distribuição de probabilidade que melhor represente o sistema a ser simulado:

- Observe as informações de engenharia. Todo processo ou produto tem desempenho atribuído do fabricante (uma impressora é capaz de imprimir 7 páginas por minuto, uma lâmpada têm vida útil de 10.000 horas, etc...). Assim, esses valores podem dar início a uma exploração da melhor distribuição fixando-os como pontos centrais.
- Converse com pessoas experientes no sistema, algumas informações elementares podem ser extraídas, tais como: ser relativamente constante ou variar muito e, inclusive, até mesmo alguns valores numéricos podem ser obtidos.

- Limitações físicas também devem ser observadas. Todo processo tem um limite de desempenho, seja humano, do equipamento, da demanda e até mesmo financeiro.

Jarry Banks (2001) afirma que, na falta de dados, as distribuições *uniforme*, *triangular* e *beta* são geralmente usadas para gerar os dados de entrada.

3.4.3.4. Estimação de Parâmetros

A estimação de parâmetros é um campo da Estatística chamada de *Inferência Estatística* que lida com métodos algébricos para se fazer generalizações a partir de dados de uma *amostra*, sobre o comportamento de uma *população*. Como é possível afirmar sobre o comportamento de uma população através de poucos dados obtidos de uma *amostra*? A Inferência é a resposta para esta pergunta.

Entre estes problemas de se fazer generalizações, está o problema de estimação de parâmetros. Um parâmetro (geralmente representado por uma letra grega) é uma informação que define completamente uma distribuição de probabilidade acerca de uma população, tal como a média (μ) e a variância (σ) para a distribuição normal, a taxa λ para uma distribuição exponencial, a proporção de acertos p para uma distribuição binomial entre outras. Há distribuições que necessitam de apenas um parâmetro para descrevê-las completamente, outras distribuições necessitam de dois ou três parâmetros.

Há, basicamente, a *estimação paramétrica pontual* e *estimação intervalar*. A primeira lida com a estimação dos parâmetros das distribuições estatísticas de modo pontual; e a segunda, com a criação de intervalos de confiança nos quais é possível saber a probabilidade de se encontrar o parâmetro desejado.

Note que um parâmetro é uma informação sobre toda a população e, portanto, só é possível se conhecer o verdadeiro parâmetro de uma população se, e somente se, forem coletados todos os possíveis dados provenientes da população, ou seja, somente através de

um censo é possível conhecer o parâmetro da distribuição de probabilidade de uma população. Mas como fazer um censo não é viável, financeiramente e por razões de tempo dispendido, sempre se acaba por recorrer a dados amostrais. Ou seja, coleta-se apenas parte dos dados provenientes de uma população e, através destes dados amostrais, gera-se um estimador para o parâmetro da distribuição da população de interesse.

Manipular dados amostrais de modo a gerar um estimador de um parâmetro com a maior fidelidade possível ao comportamento de toda a população e garantir que a generalização possa ser feita sem o prejuízo, dentro de um determinado nível de confiança, é a essência da Inferência Estatística.

Na estimação paramétrica pontual há vários métodos para se encontrar a melhor *estatística* para se estimar um parâmetro. Uma estatística é definida como qualquer possível função dos elementos de uma amostra aleatória e que não depende de parâmetros desconhecidos⁸⁰ (Dias, 1998). Assim, um estimador⁸¹ de um parâmetro pode ser o resultado de qualquer manipulação aritmética com os dados obtidos da amostra. Mas dentre a infinidade dos possíveis resultados que se podem ser obtidos manipulando os dados amostrais, qual estima melhor o parâmetro?

Dentre os diversos métodos existentes para se estimar, destacam-se (Dias, 1998):

- Método dos Momentos, o mais antigo, proposta por Karl Pearson em 1894;
- Método da Máxima Verossimilhança, o mais usado e difundido, desenvolvido por Sir R.A.Fischer;
- Estimador pelo método do Qui-Quadrado;
- Estimador pelo Método da Distância Mínima; e outros.

De um modo geral, todos os métodos para encontrar estimadores buscam *estatísticas* que atendam a um conjunto de propriedades para que possam ser julgados como

⁸⁰ Uma *estatística* $X = f(X_1, X_2, X_3, \dots, X_N)$, onde X_i , para $i = 1, \dots, N$, são os dados amostrais.

⁸¹ Para representar um estimador usa-se o assento circunflexo sobre a letra grega que representa o parâmetro desejado, ou então, de um modo geral usa-se $\hat{\theta}$.

bons estimadores. Observe que qualquer *estatística* pode ser considerada um estimador, ainda que somente algumas *estatísticas* específicas sejam considerados bons estimadores.

Essas propriedades de um bom estimador são (Mood e Graybil, 1963):

- Estimador não viciado (ou não viesado, ou não tendencioso)⁸².
- Estimador consistente⁸³;
- Estimador de mínima variância⁸⁴.

Quando um estimador satisfaz essas três propriedades conjuntamente ele é chamado de UNVUMV – Estimadores Não Viciados Uniformemente de Mínima Variância. São justamente estas propriedades que levam a escolher a média aritmética para se estimar a *média* da distribuição normal, ao invés de qualquer outra medida de tendência central, como a média geométrica, a média harmônica ou o ponto médio. Note que todas essas medidas de tendência central são estimadores do parâmetro *média* da distribuição normal, mas somente a média aritmética satisfaz as propriedades citadas acima.

A tabela 3.3 a seguir mostra algumas sugestões de estimadores para os parâmetros de algumas das principais distribuições de probabilidade.

Tabela 3.3 – Sugestão de Estimadores

<i>Distribuição</i>	<i>Parâmetro (s)</i>	<i>Estimador Sugerido</i>
---------------------	----------------------	---------------------------

⁸² Não viciado é a qualidade de um estimador que, na média, acerta o parâmetro, ou mais rigorosamente: deseja-se que o *valor esperado* do estimador seja igual ao seu parâmetro, matematicamente escrevendo: $E(\hat{\theta}) = \theta$;

⁸³ Consistência é a qualidade de que, a medida que o tamanho da amostra aumenta, o erro quadrático médio da diferença do estimador e do parâmetro tende a zero, matematicamente escrevendo: $\lim_{n \rightarrow \infty} E[(\hat{\theta}_n - \theta)^2] = 0$,

o que é equivalente a afirmar que $\lim_{n \rightarrow \infty} P(\theta - \varepsilon < \hat{\theta}_n < \theta + \varepsilon) = 1$, para qualquer $\varepsilon > 0$.

⁸⁴ Mínima variância é a qualidade que o estimador apresenta de ser o de menor variância dentre todos os possíveis estimadores.

<i>Poisson</i>	α	$\hat{\alpha} = \bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$
<i>Exponencial</i>	λ	$\hat{\lambda} = \frac{1}{\bar{X}}$
<i>Normal</i>	μ, σ^2	$\hat{\mu} = \bar{X}, \hat{\sigma}^2 = S^2 = \frac{\sum_{i=1}^N X_i^2 - n\bar{X}^2}{n-1}$

Na prática, o simulacionista não precisa conhecer profundamente a inferência estatística, apenas conhecer os estimadores dos parâmetros, pois, após a escolha da distribuição de probabilidade o passo seguinte é calcular o estimador usando os dados amostrais. O problema surge quando o simulacionista se depara diante de uma distribuição desconhecida, ou então diante de uma distribuição que deverá ser definida por ele, nesta situação a definição do estimador do parâmetro da distribuição só é possível de ser encontrada através das técnicas da inferência estatística citadas anteriormente.

Note que todo o conhecimento necessário para definir e gerar os dados de entrada de uma simulação está à disposição do simulacionista nos ambientes computacionais, com exceção das técnicas de coleta de dados, que justamente antecede todo o processo de definição dos dados de entrada. Sendo assim, se a coleta não for correta, todas as atividades subsequentes não terão validade. Assim, esta tese pretende eliminar este problema com a proposição de um modelo de referência que auxilie o simulacionista a coletar corretamente os dados do sistema para gerar dados de entrada com a maior precisão e fidelidade possível.

A inferência intervalar será apresentada no tópico seguinte, análise das saídas, onde é largamente usada.

3.4.4. Análise das Saídas

A Análise das Saídas é a examinação dos resultados gerados pela simulação, feitos com base na análise estatística, já que os resultados sempre apresentam variabilidade por serem de natureza estocástica.

Há, basicamente, duas possibilidades de análise: predizer o desempenho do sistema ou comparar dois, ou mais, projetos alternativos de um sistema. No primeiro caso o desempenho real do sistema é um parâmetro θ , e o resultado de um conjunto de experimentos de simulação é um estimador $\hat{\theta}$ deste parâmetro θ . Os objetivos da análise da saída são encontrar a precisão deste estimador $\hat{\theta}$, determinar o número de observações requeridas para se atingir uma determinada precisão desejada e elaborar testes de hipóteses para confrontar o desempenho obtido como o desempenho desejado, avaliando o desempenho do sistema e decidindo se alterações no sistema deverão ser feitas de modo a atingir o desempenho futuro desejado.

No caso da comparação entre dois, ou mais, projetos alternativos de um sistema, esta comparação também é feita a partir de uma medida de desempenho obtida para cada projeto, para posteriormente se elaborar testes de hipóteses a fim de confrontar o resultado obtido em cada projeto em busca de um projeto que tenha um desempenho estatisticamente significativamente maior que os outros projetos.

Embora ambos os casos sejam freqüentes, este item irá apresentar apenas o primeiro caso. Observa-se também que mesmo tendo objetivos iguais (seja a comparação entre projetos de sistemas, ou na predição do desempenho de um sistema), há diferenças no tratamento estatístico para a simulação de sistemas terminais e não terminais.

Considere uma medida de desempenho de interesse do sistema, por exemplo: tempo médio de espera (na fila de um banco, num caixa de supermercado), tempo médio dentro do sistema (*lead time* de um produto, ordem de pedido), entre outras medidas daquelas apresentadas na tabela 3.1. A real medida de desempenho do sistema é um parâmetro θ , e deseja-se estimá-lo através da simulação.

Uma corrida de simulação irá fornecer um resultado da forma $\{Y(t), 0 \leq t \leq T_F\}$, onde t é o tempo da simulação, que se inicia em 0 e termina em determinado tempo final T_F . Como são geradas várias corridas, ou réplicas, cada réplica fornecerá um resultado Y_i , provavelmente diferente dos outros resultados obtidos. Assim, uma simulação com n réplicas fornecerá um conjunto de dados de saída $\{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_N\}$ que será usado para estimar o parâmetro $\hat{\theta}$.

As observações $\{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_N\}$ são independentes e identicamente distribuídas, o que permite usar vários artifícios estatísticos. A partir destas observações $\{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_N\}$, é possível se extrair a média e a variância amostral destas observações:

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^N Y_i}{n}, S^2 = \frac{\sum_{i=1}^N Y_i^2 - n\bar{Y}^2}{n-1}$$

Tendo em mãos um desempenho almejado do sistema, μ_0 , é possível saber se o sistema simulado atinge o desempenho almejado através de um teste de hipótese, onde a:

$$H_0 : E(Y) = \mu_0, \text{ e}$$

$$H_1 : E(Y) \neq \mu_0$$

H_0 é a hipótese nula sugere que o desempenho do sistema simulado é igual ao desempenho almejado. A hipótese alternativa H_1 sugere que o desempenho do sistema simulado difere do desempenho almejado

Para resolver o teste de hipótese calcula-se a estatística: $t_0 = \frac{\bar{Y} - \mu_0}{S/\sqrt{n}}$.

Sabe-se que t_0 tem uma distribuição *T-Student*, com parâmetros $\alpha/2$ e $n-1$, onde α é o nível de confiança pré-estipulado arbitrariamente, cujo valor tradicional é 0,05, ou 5%, e $n-1$ é o grau de liberdade derivado do número de replicações, que neste caso é n .

Rejeita-se a Hipótese Nula H_0 se $|t_0| > t_{\alpha/2, n-1}$, caso contrário aceita-se a Hipótese Nula H_0 . O uso do módulo deve-se ao fato de estar testando a terceira alternativa (teste bi-

caudal) – diferente de –; caso fosse testada a primeira ou a segunda alternativa usar-se-ia, respectivamente, $t_0 > t_{\alpha/2, n-1}$ e $t_0 < -t_{\alpha/2, n-1}$.

A rejeição da hipótese nula ocorre em função do chamado *erro do tipo I*, que é a probabilidade de se rejeitar a hipótese nula quando esta é verdadeira, que é o nível de confiança adotado, em geral, 5%.

Para se construir um intervalo de confiança onde se tenha certeza que, em 95% das vezes, este intervalo conterá o verdadeiro parâmetro, é necessário calcular o *erro padrão*⁸⁵ do estimador:

$$\text{erro padrão do estimador} = \hat{\sigma}^2(\hat{\theta}) = \frac{S^2}{n}$$

Então o intervalo será:

$$\hat{\theta} - t_{\alpha/2, n-1} \hat{\sigma}^2(\hat{\theta}) \leq \theta \leq \hat{\theta} + t_{\alpha/2, n-1} \hat{\sigma}^2(\hat{\theta})$$

Onde t tem uma distribuição *T-Student*, com parâmetros $\alpha/2$ e $n-1$.

Notadamente existem diversos outros fatores que influenciam a análise dos dados de saída de uma simulação, tal como o fato de se trabalhar com sistemas terminais e não terminais, bem como determinar o número de replicações e determinar o período de aquecimento que deverá ser desprezado (*warm-up*).

Este é apenas um roteiro bastante elementar de como se proceder a uma análise das saídas, sem incluir os detalhes que possam complicar esta análise, tais como citados no parágrafo anterior. Este roteiro, porém, é o suficiente para o simulacionista conduzir simulações simples e avançar no estudo das análises de simulações mais sofisticadas. Para

⁸⁵ O *erro padrão* não é o mesmo que *desvio padrão*, embora sejam conceitos muito semelhantes. O *erro padrão* é uma medida de precisão do estimador pontual, e pode ser interpretado como a *média dos desvios* esperada entre o estimador e o verdadeiro parâmetro. O *desvio padrão* também é uma medida de precisão, mas de uma população, e também pode ser interpretado com a *média dos desvios*, mas dos desvios entre as observações e a médias das observações.

o leitor que deseja aprofundar-se no assunto, são sugeridas a leitura das obras de Alexopoulos e Seila (1998), Sanchez (2001, 1999), Jarry Banks (2001) e Law e Kelton (2000).

3.5. Ambientes de Simulação Computacional

Para encerrar este capítulo será apresentado alguns dos principais ambientes de simulação computacional. São *softwares* desenvolvidos por empresas estrangeiras, em geral norte-americanas, que levaram anos para se consolidarem como ambientes de simulação. A palavra ambiente de simulação é usada para designar algo mais que um programa (*software*) de simulação, já que suas funcionalidades vão bem além das rotinas elementares necessárias a uma simulação.

3.5.1. Arena

O mais conhecido e comercializado ambiente de simulação. Foi inicialmente desenvolvido pela empresa *Systems Modeling Corporation* e recentemente foi adquirida pela *Rockwell Software*. No Brasil é representado pela empresa *Paragon*.

O ambiente de simulação Arena constitui, hoje, uma família de produtos, com várias edições: *Business*, *Standard* e *Professional*. O *Arena Business Edition* é específico para modelar processos de negócios através de fluxogramas e analisá-los via simulação; o *Arena Standard Edition* é desenvolvido para simular sistemas discretos e contínuos mais amplos, possui uma extensa biblioteca de ícones que representam as mais diversas entidades dos diferentes sistemas a serem simulados, também possui sub-rotinas específicas para simular alguns processos comuns em fábricas e centros de armazenagem, tais como esteiras rolantes, veículos guiados automaticamente (AVG), entre outros. O *Arena Professional Edition* contém o *Arena Standard Edition*, porém com maior capacidade de atender requisitos específicos do sistema a ser simulado⁸⁶. A família de produtos Arena também inclui pacotes para *Call Center* (central de atendimento por telefone) e *Packaging* (para

⁸⁶ Ou seja, tem uma maior capacidade de ser 'customizado'.

centros de armazenagem, embalagem e separação de pedidos) (Arena, 2000; Bapat e Sturrock, 2003).

O ambiente de simulação Arena é derivado da linguagem de simulação SIMAN, e sua primeira versão data de 1993, quando se operava no ambiente *DOS*. Atualmente o Arena está na versão 8, operando em ambiente *Windows*, e com várias funcionalidades que permitem a integração com o programa Visio (que modela processos através de diagrama de blocos), com programas Excell e Access (importando dados de entrada e gerando relatórios). Também é capaz de importar plantas dos programas CAD e fazer a simulação sobre tais plantas.

Como a maioria dos ambientes de simulação comercial, a transcrição do modelo conceitual para o modelo computacional é muito facilitada devido à natureza “construção de blocos⁸⁷”, na qual todas as rotinas essenciais da simulação já estão programadas e representadas por diagramas de blocos. A construção do modelo consiste, portanto, no adequado agrupamento dos blocos essenciais para construir um modelo e a transcrição para um modelo computacional se dá automaticamente. Esse processo de agrupar blocos é extremamente fácil, basta selecionar o bloco desejado em uma extensa biblioteca e arrastá-lo para uma área de trabalho e conectá-lo a outro bloco, através do sistema *drag'n'drap*⁸⁸.

O Arena também possui alguns programas que auxiliam a simulação, são eles: *Input Analyser*, *Output Analyser* e *Process Analyser*. *Input Analyser* auxilia na análise estatística dos dados de entrada, determinando qual é a distribuição mais apropriada e seus parâmetros; o *Output Analyser* auxilia na análise dos resultados, gerando sumários estatísticos, intervalos de confiança e relatórios, e *Process Analyser* auxilia no gerenciamento das simulações de diferentes cenários. Há também o *OptQuest*, uma ferramenta de otimização composta de algumas heurísticas que permite que uma dada variável possa ser otimizada dentro de um espectro restrito de variabilidade. A ferramenta *OptQuest*, no entanto, não é exclusividade do ambiente Arena. Para maiores informações

⁸⁷ Do inglês: Block-Building.

⁸⁸ Da livre tradução do inglês: selecionar e arrastar, um ato bastante comum nos ambientes Windows, tal como manipular arquivos para diferentes pastas.

sobre o ambiente de simulação Arena recomenda-se a leitura da obra de Bapat e Sturrock (2003), Swet e Drake (2001),

3.5.2. ProModel

O ProModel é outro popular ambiente de simulação, com diversos recursos e bastante amigável ao usuário. Seu funcionamento e seus recursos são semelhantes ao do ambiente de simulação Arena, tais como modelagem baseada em blocos construtores, extensa biblioteca de ícones, rotinas específicas para esteiras, *call centers*, centros de distribuição, etc..., também permite a importação e exportação de dados para outros softwares, como Excell, Word, Access e CAD.

O ProModel também é oferecido nas versões MedModel, para simulação de ambientes hospitalares e clínicas médicas, ServiceModel, para simular empresas de serviço, ProcessModel, para simular processos de negócios. Não há diferenças entre os ambientes, a não ser pela biblioteca de ícones para representar entidades dos sistemas a ser simulado.

O ProModel possui a ferramenta *StatFit* para análise dos dados de entrada, *Graphic Editor* para edição dos gráficos e o *Output Results* para geração de relatório com os dados de saída. Há também o *SimRunner*, uma ferramenta de otimização em dois estágios: primeiramente é feita uma análise fatorial para determinar quais parâmetros afetam mais o desempenho do sistema e, no segundo, estágio é feita uma otimização em busca do melhor desempenho. Para maiores informações sobre o ProModel recomenda-se a leitura de Prince e Harrell (1999, 2002 e 2003).

O ProModel é fabricado pela ProModel Corporation e no Brasil o ambiente de simulação ProModel é representado pela Belge Consultoria e Sistemas.

3.5.3. AutoMod

O ambiente de simulação AutoMod é oferecido pela empresa AutoSimulations e inclui, além do AutoMod, a ferramenta de análise estatística *AutoStata* e o *AutoView* para geração de filmes no formato AVI.

O ambiente de simulação AutoMod também possui funcionalidades parecidas com o ProModel e Arena, e inclusive é capaz de produzir simulações tridimensionais, enquanto que Arena e ProModel fazem simulações bidimensionais, ou tridimensionais em perspectiva. O AutoMod é capaz de importar imagens tridimensionais geradas em CAD e simulá-las, permitindo que o usuário navegue dentro do modelo, tal como em modelos de realidade virtual.

Essa capacidade de realizar simulações tridimensionais confere ao AutoMod um diferencial na simulação de movimentação de material, pois é possível ter uma real equivalência entre o sistema real e o simulado na questão da ocupação do espaço físico, permitindo que colisões, sobreposições, falta de espaço, etc..., sejam percebidas na simulação, o que não é possível com outros simuladores. Para maiores informações sobre o ambiente de simulação AutoMod consulte Rohrer (1999), Rohrer e McGragor (2002)

3.5.4. Outros Ambientes

Segundo Swain (1999) até o ano de 1999 havia 54 softwares de simulação sendo vendidos comercialmente. Certamente este número é maior nos dias de hoje, e não é intenção deste trabalho apresentar todos estes softwares, apesar de existirem outros softwares bastante populares além dos apresentados anteriormente, mas que serão apenas mencionados, a saber: *Extend*, *Quest*, *Taylor ED*, *Simulate*, *Witness*, *MicroSaint*, *AweSim*. A página do sítio da *Winter Simulation Conference* disponibiliza artigos completos que introduzem cada um destes ambientes.

3.5.5 Ambientes de Simulação Acadêmicos

Há de ser citados os ambientes de simulação desenvolvidos academicamente, sem propósitos comerciais, apenas com propósitos educativos. São ambiente muito mais simples, sem recursos de importação e exportação de dados, sem recursos tridimensionais, sem uma farta biblioteca de ícones e rotinas específicas, enfim, sem muito dos recursos que os ambientes comerciais apresentam, mas são gratuitos.

Entre estas iniciativas está o A-SIM (Ambiente de Simulação) desenvolvido pelo CenPRa (Centro de Pesquisas Renato Acher), um ambiente de simulação extremamente enxuto, contento somente os blocos essenciais com as rotinas elementares de uma simulação, extremamente fácil de se usar, tornando-o muito recomendado para fins didáticos.

3.5.6. Recursos de um Bom Simulador

Quando se tem diversos ambientes de simulação para se escolher, isto pode se tornar um problema, pois saber qual ambiente é mais adequado para cada situação nem sempre é trivial. Além do mais, muito dos ambientes de simulação comerciais possuem recursos muito parecidos, diferindo uns dos outros em alguns detalhes. O importante é saber escolher um ambiente de simulação que contenha os recursos que serão úteis durante a simulação. É sobre a oferta destes recursos que este tópico trata.

Não se pretende criar um roteiro de como escolher um ambiente de simulação, mas apenas listar uma série de recursos que um “bom” software de simulação deve possuir. Assim, para ser escolhido um software deve possuir tais recursos. A escolha de qual dentre todos os que possuem tais recursos é a critério do simulacionista.

Dividem-se os recursos em algumas classes, a saber: recursos para modelagem, recursos para análise, recursos para animação, recursos para execução e gerenciamento das simulações e recursos para geração de relatórios.

Recursos para Modelagem: entre os principais recursos de modelagem estão os blocos construtores, mas outros importantes recursos são: biblioteca de ícones especializados (fábricas, centros de distribuição, serviços, hospitais, etc...), sub-rotinas pré-programadas (esteiras, pontes rolantes, seleção e empacotamento, roteirizadores, etc...), construção de *templates* (possibilidade de criar sub-rotinas próprias), programação em níveis (diferentes níveis hierárquicos), reuso de componentes (usar modelos existentes), entre outros recursos.

Recursos para análise: entre os recursos para análise de entrada e saída da simulação estão: a coleta de dados (não disponível em nenhum ambiente), o ajuste de curva (presente na maioria absoluta), geração de variáveis e números aleatórios (presente na maioria absoluta), planejamento de experimento (ausente na maioria dos ambientes), testes de aderências, estimação de parâmetros (testes de hipóteses e intervalos de confiança), recursos gráficos diversos (histogramas, *box-plots*, gráficos de coluna, *pie charts* (gráficos de pizza), etc...), importação de dados de entrada, determinação do número de replicações, determinação do período de aquecimento, ferramentas de otimização, análise de custo (custo ABC), entre outras ferramentas de análise.

Recursos para execução e gerenciamento das simulações: envolvem recursos como: determinação da velocidade da simulação, avanço rápido, câmara lenta, simulação sem animação, simulação passo-a-passo, pausa, *debugger* (depurador) interativo, gerenciador de cenários, controle de replicações, apresentação do estado da simulação em qualquer momento e coleta das estatísticas a qualquer momento.

Recursos para animação: importar dados de entrada (figuras, plantas CAD, fotos, etc...), criação de ícones, simulação 2D e 3D, zoom e rotação do plano da simulação, botões de atalho na navegação pelo modelo, extensa biblioteca de ícones e componentes, permite movimento dos ícones para indicar o estado (ou então usam-se cores), etc...

Recursos para geração de relatórios: exportação de dados, criação de relatórios automáticos, geração de gráficos automáticos, criação de relatórios formato txt e html.

Esses são alguns dos recursos mais disponíveis nos ambientes de simulação, mas existem vários outros recursos que ainda não estão disponíveis e que são necessários. Entre estes estão: recursos para auxílio na coleta de dados, na modelagem e na validação dos modelos, que são objetos de estudo desta tese. Mas há ainda recursos não disponíveis como: determinação de objetivos, na negociação do projeto de simulação, na verificação do programa, na programação em conjunto a distância, entre outros.

3.6. Comentários Finais

Este capítulo aprofundou-se na questão dos sistemas dinâmicos em eventos discretos, definindo-o e diferenciando-o dos demais tipos de sistemas. Apresentou também os conceitos pertinentes a simulação dos sistemas em eventos discretos, em especial os mecanismos de geração dos dados de entrada, da teoria das filas e da análise das saídas. E, por fim, apresentou os ambientes de simulação comercial e os recursos que estes oferecem.

Notadamente este capítulo não é suficiente para ensinar o leitor a simular, mas certamente é suficiente para o leitor se familiarizar com todos os termos e conceitos que fazem parte da simulação computacional, atingindo os propósitos iniciais deste capítulo.

Ainda, este capítulo mostrou que os ambientes de simulação trazem consigo uma série de recursos que facilitam a condução de um projeto de simulação faz-se necessário ressaltar que há, ainda, algumas atividades pertinentes à condução de um projeto de simulação que não são apoiadas por nenhum recurso computacional, e justamente tais etapas são alvo de pesquisa desta tese.

No próximo capítulo inicia-se o desenvolvimento da presente tese, onde será abordado as questões relativas a modelagem e coleta de dados em simulação de sistemas em eventos discretos.

Capítulo 4

Modelagem e Coleta de Dados em Simulação de Sistemas em Eventos Discretos

4.1. Apresentação

Este capítulo apresenta o desenvolvimento da presente tese de doutorado: a proposta de uma metodologia para a Modelagem em Simulação de Sistemas.

Esta metodologia será construída utilizando-se uma coletânea de princípios de modelagem propostos por renomados autores em simulação e outros princípios propostos pelo presente autor. Também será usada a Arquitetura de Referência ARIS desenvolvida pelo prof. A. W. Scheer comercializada pela empresa IDS-Scheer.

As etapas a serem modeladas são parte de um roteiro bem definido para a condução de um projeto de simulação proposto por Banks (2001). Embora o foco se restrinja às etapas da Modelagem Conceitual e Coleta de Dados, não é possível deixar de comentar as outras atividades que também compõem o roteiro proposto por Banks.

A figura 4.1 a seguir ilustra o roteiro de Banks.

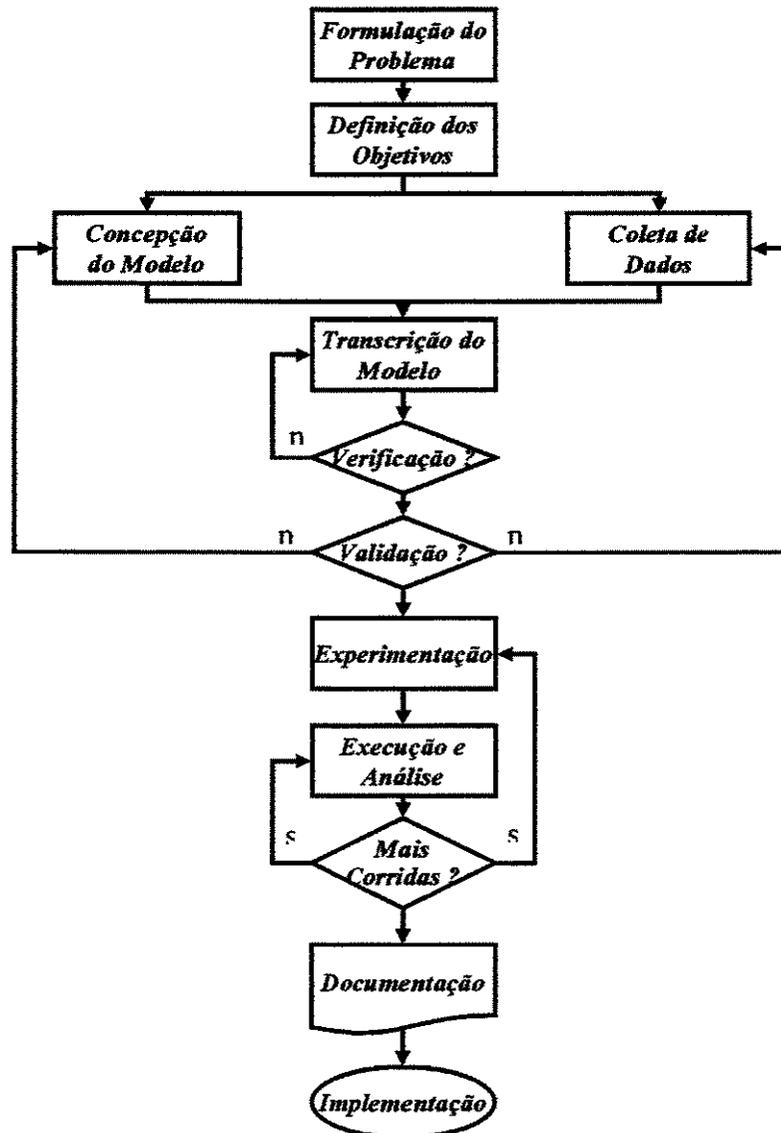


Figura 4.1 – Etapas de um estudo de simulação (Banks, J., 2001)

O presente capítulo está organizado segundo a ordem do referido roteiro, apresentando etapa à etapa, na ordem que estão dispostas na figura 4.1.

Certamente as etapas que não são objetos de estudo desta tese não receberão discussões aprofundadas, mas, não por isso, são menos importantes. Em cada uma das etapas do roteiro para condução de um projeto de simulação será feita uma discussão sobre as potencialidades do uso de *softwares* de apoio à sua execução e sobre os possíveis caminhos que levam a um aperfeiçoamento do seu uso.

Mas, inicialmente, cabe aqui outra discussão, cujo propósito é justificar a escolha do roteiro proposto por Banks adotado como referência para este trabalho.

No capítulo 2 foram apresentados diversos roteiros de como se conduzir um projeto de simulação e, dentre todos pesquisados, o escolhido é o proposto por Banks (Banks, *et al.* 2001; Banks, 2000). É interessante notar que Banks utiliza as referências de Shannon (1975), Gordon (1978) e Law & Kelton (2000) para definir seu roteiro, bem como suas etapas. Os motivos que levaram à escolha do roteiro de Banks são vários, entre os principais pode-se citar:

- É o roteiro mais completo, compreendendo desde a formulação do problema até a documentação e implementação dos resultados;
- É o mais atual, inclusive contendo as etapas de validação e verificação, introduzidas no início da década de 90 e amplamente aceito a partir de meados da mesma década;
- É apresentado e discutido em detalhes pelo autor, indo muito além de poucos parágrafos introdutórios.

É interessante notar que nenhum autor, exceto Pidd (1998B), inclui etapas referentes à gestão do projeto em si, além das etapas de caráter essencialmente técnico. Etapas como negociação, definição do preço do serviço, estimativas do número de horas gastas e outras atividades relevantes à gestão do projeto de simulação são brevemente tratadas por Pidd.

Também é com poucas palavras que as etapas apresentadas por Banks serão discutidas a seguir. A discussão se limita a sugestões de ferramentas de apoio à execução da atividade, tais como sistemas de informação ou metodologias tecnológicas, tendo sempre em vista o aperfeiçoamento, o ganho de eficiência e a integração. Para cada uma das etapas será discutido o grau de estruturação⁸⁹ a fim de saber o quanto apropriado será desenvolver um aplicativo computacional destinado a apoiar esta etapa.

⁸⁹ O grau de estruturação de uma tarefa está diretamente relacionado à quantidade de variáveis que a influencia e ao conhecimento sobre estas variáveis. De um modo geral, uma tarefa bem estruturada possui um

O objetivo é estabelecer os fundamentos para o desenvolvimento de aplicativos computacionais para todas as etapas do roteiro, prevendo que, futuramente, tais aplicativos serão integrados aos ambientes de simulação disponíveis no mercado, seguindo a tendência de integração defendida por Banks (2001).

4.2. Formulação do Problema

A Formulação do Problema na simulação é uma etapa destituída de recursos computacionais e metodologias que apoiem o seu planejamento e execução.

Esta etapa é, sabidamente, de grande importância. Mas, o tempo e recursos destinados a ela são poucos. Em geral, gasta-se pouco tempo para se definir qual é o problema a ser resolvido, além de ser uma etapa executada internamente às empresas, a fim de se economizar o máximo com as empresas que prestam consultoria em simulação (que geralmente cobram por hora de trabalho).

A formulação do problema inicia-se com a sua correta declaração. Porém, para se declarar corretamente o problema é necessário percebê-lo, geralmente a partir da sensação de incômodo provocado por algo que está errado. O que se percebe inicialmente não é o problema, mas sim, alguma consequência da sua existência: um sintoma. Da percepção de um sintoma até a clara visão do problema que o gera, pode-se levar muito tempo.

É muito importante que a percepção do problema seja feita pelo responsável pela organização da área (setor) onde o problema ocorre (engenheiros, administradores, gerentes, supervisores, líderes de chão de fábrica, entre outros) para só depois recorrer a um analista de simulação.

conjunto pequeno de variáveis fundamentais que afetam a sua execução e é de conhecimento do decisor como estas variáveis se relacionam entre si. Uma tarefa mal estruturada possui um conjunto muito grande de variáveis que não são conhecidas pelo decisor. Logo, uma tarefa bem estruturada é mais apropriada para o desenvolvimento de aplicativos computacionais destinados a assisti-la, ao passo que, uma tarefa mal estruturada não possui os mesmos atributos para gerar aplicativos computacionais de apoio a sua execução. Dessa forma, o grau de estruturação revela o quanto apropriado é o desenvolvimento de aplicativos computacionais para assistir uma determinada tarefa (Georges, 2001).

Um simulacionista pode ser muito útil para ajudar a formular o problema, mas jamais deverá ser o único responsável. Justamente devido ao seu baixo envolvimento com o problema. Em contrapartida, a presença do simulacionista poderá ser muito útil ao conduzir a formulação do problema de modo que este possa ser resolvido pela simulação.

Os caminhos a que o simulacionista pode, e deve, conduzir a formulação do problema são amplos, tal como o próprio uso da simulação. No entanto, é possível sugerir diretrizes gerais que podem ser usadas largamente sem perda de validade.

Basicamente, nesta tese sugerem-se duas diretrizes gerais para auxiliar a formulação do problema:

- Questionar sobre o próprio uso da simulação.
- Questionar sobre o uso de ferramentas que apóiam a percepção e formulação do problema.

Esta primeira diretriz visa eliminar futuras expectativas frustradas devido à escolha da simulação como ferramenta de decisão. Mas este questionamento

Por fim, recomenda-se que o simulacionista questione diretamente o contratante do serviço de simulação sobre a escolha da simulação como ferramenta de decisão mais adequada para se resolver o problema. Para isto, recomenda-se que sejam feitas as perguntas apresentadas nos item 2.6 e 2.7. Estes questionamentos deixam claro que há outras ferramentas que podem resolver o problema, ou então assegurar que, de fato, a simulação é o veículo mais apropriado para conduzir a tomada de decisão.

A segunda diretriz faz menção ao uso de ferramentas já consagradas que podem auxiliar na formulação do problema. Entre tais ferramentas cita-se: Gráfico de Pareto, Diagrama de Causa e Efeito, Diagrama de Afinidades e Diagrama de Relações, todas

oriundas da gestão da qualidade e destinadas a resolver seus problemas. Logo, seu uso é imediato, não havendo necessidade de adaptações para o uso em simulação.

Um problema mal declarado pode levar a retro-alimentações nas etapas futuras do projeto de simulação, aumentando os custos e o tempo de conclusão. Outra consequência grave decorrente da má formulação do problema consiste na difícil coesão entre o problema a ser resolvido e os objetivos do projeto de simulação.

Quase sempre a formulação do problema poderá ser alterada quando o analista de simulação recebe pela primeira vez a descrição do problema feita pelo contratante do serviço de simulação. Isto se dá devido à necessidade de se formular o problema em termos de variáveis e medidas de desempenho que são possíveis de se extrair dos modelos a serem construídos, sendo coeso com os objetivos a serem atingidos.

4.3. Definição dos Objetivos

A Definição dos Objetivos da simulação também é uma etapa sem apoio de ferramental computacional e metodologias tecnológicas. Mas é de grande importância a pesquisa que resulte na integração desta etapa com as demais etapas do projeto de simulação.

Segundo Banks (2001), os objetivos de um projeto de simulação indicam as questões que devem ser respondidas pela simulação. Neste ponto já foi conduzido um estudo para a seleção da ferramenta mais adequada para se resolver o problema, optando-se pela simulação.

Junto à definição dos objetivos é necessário fazer um planejamento da execução de todo o projeto de simulação, respondendo às seguintes questões: duração do projeto, número de pessoas na equipe, necessidade de equipamentos, futuros operadores do modelo e treinamento, resultados esperados e outras alternativas à simulação. Uma completa

documentação, incluindo planilha de custos, cronogramas, organograma da equipe, metodologia de trabalho e resultados esperados torna-se necessária neste ponto.

Assim, conclui-se aqui, que o campo para pesquisa é bastante vasto e pouco explorado. É de grande interesse para o simulacionista a existência de ferramentas que o apoiem no planejamento da simulação, a fim de se atingir os objetivos definidos.

Esta tese de doutorado propõe três diretrizes gerais para auxiliar o simulacionista na definição dos objetivos.

A primeira diretriz visa o uso de ferramentas para o desdobramento do problema em objetivos que, quando atingidos, resolverão o problema; a segunda diretriz visa a definição dos objetivos em termos de medidas de desempenho que podem ser extraídas da simulação; e a última diretriz visa o planejamento do projeto em si.

Na concepção do presente autor, um objetivo bem traçado deve estar coeso com o problema, de modo que, quando os objetivos forem atingidos o problema estará resolvido. As ferramentas que aqui são propostas para apoiar o simulacionista a desdobrar o problema a fim de se definir os objetivos são: a matriz QFD⁹⁰, Diagrama de Árvore e o Diagrama PDP⁹¹. Também é possível imaginar o uso do Projeto Axiomático como uma interessante ferramenta para desdobrar o problema em objetivos a serem cumpridos.

A segunda diretriz visa, especificamente, a coesão entre metas numéricas e medidas de desempenho resultantes da simulação. Para propiciar a maior coesão entre metas numéricas que compõe os objetivos e medidas de desempenho do sistema simulado é sugerido ao simulacionista que restrinja as metas numéricas às medidas de desempenho da tabela 3.1 exibida no capítulo 3. É importante mencionar que a simulação é uma ferramenta extremamente flexível e não se restringe às medidas de desempenho da tabela 3.1, mas esta tabela fornece as medidas mais elementares e que podem ser encontradas na maioria dos

⁹⁰ *Quality Function Deployment*, ou Desdobramento da Função da Qualidade.

⁹¹ *Process Decision Program Chart* ou Diagrama do fluxo de possibilidades e contramedidas.

ambientes comerciais de simulação sem a necessidade de defini-las. Para outras medidas é necessário criar variáveis, atributos, acumuladores estatísticos para a sua obtenção.

Por fim, a última diretriz visa o planejamento do projeto em si. Aqui é possível conceber aplicativos integrados aos ambientes computacionais de simulação que contenham ferramentas para a geração de organograma, cronograma, estimativa de horas gastas, orçamento, contrato, acompanhamento da execução do projeto e outras atividades de importância para o planejamento do projeto da simulação, mas, por não serem atividades técnicas diretamente ligadas a simulação, não são comentadas por nenhum autor.

4.4. Concepção do Modelo

Jarry Banks (2001) denomina esta etapa como arte: “...*é provavelmente muito mais arte que ciência*”, e afirma que a arte de modelar é obtida através da habilidade de se abstrair a essência do problema, de selecionar a modificar as hipóteses básicas que caracterizam o sistema e de enriquecer e elaborar o modelo até se aproximar de resultados úteis (Banks, 2001).

A construção de um modelo requer a clara compreensão do funcionamento do sistema a ser simulado e uma habilidade em representar este funcionamento a partir da combinação de elementos primários pertencentes à linguagem de simulação. Além disso, há a necessidade de se estabelecer medidas de desempenho de modo adequado a conseguir responder quais alternativas testadas representa a melhor solução para o problema.

Os modelos são concebidos e depois devem ser transcritos para uma linguagem de simulação que, por sua vez, é baseada em rotinas pré-programadas dos tijolos fundamentais da teoria das filas. Assim, há necessidade de que os elementos primários a serem combinados para formar o modelo conceitual tenham uma forte similaridade (para não dizer equivalência) com os elementos básicos da teoria das filas, facilitando ao máximo a tarefa de transcrição deste modelo conceitual e permitindo a obtenção de medidas de desempenho que podem ser confrontadas com resultados obtidos analiticamente. Essa

recomendação também facilita a tarefa de verificação e validação do modelo e, portanto, o roteiro a ser proposto deve levar este fato em consideração.

Alan Pritker⁹² (1998), em um livro editado por Banks e intitulado *Principles of Simulation Modeling*, afirma que não é possível estabelecer um conjunto de instruções que resulte em um modelo bem construído e apropriado a cada instância, apenas há alguns princípios gerais que possam ser seguidos (Pritker, 1998).

Esta afirmação de Pritker não é plenamente aceita na presente tese. Aqui se acredita que é possível estabelecer um conjunto de instruções capazes de conduzir o simulacionista a construir bons modelos, o que não se acredita é que tal conjunto de instruções resulte na automação desta etapa de criação de modelos de simulação, excluindo a figura do simulacionista. Mais além, acredita-se que este conjunto de instruções tenha validade para aplicações bem específicas da simulação, na verdade é possível afirmar (embora não seja possível demonstrar) que quanto mais restrita for a aplicação, maior será a validade deste conjunto de instruções para a modelagem.

E é neste sentido que a contribuição desta tese se faz, reunir um conjunto de princípios e propor um roteiro que guiará o simulacionista a conceber os modelos para aplicações específicas da simulação de sistemas em eventos discretos. Afirma-se aqui que o processo de modelagem não é bem definido, longe de ser uma questão resolvida e de possuir uma metodologia universalmente aceita. Mas é possível estudá-lo e sistematizar uma maneira de conceber modelos para o seu uso.

Assim, aqui será proposto uma metodologia baseada em práticas consagradas, em princípios gerais aceitos e na experiência de modo que possa ser usada na maioria dos casos e com uso potencial pelos ambientes de simulação.

⁹² Alan Pritker é presidente e CEO da *Pristeker Corporation*. Obteve o PhD em 1961 e já trabalhou em diversas universidades, entre elas: *Virginia Tech*, *Perdue University*, *Arizona State University*. Autor de mais 100 artigos e nove livros, é membro da *National Academy Engineering* e membro do conselho do *Winter Simulation Conference* desde os anos 70.

Portanto, serão vistos a seguir alguns dos princípios de modelagem concebidos e pesquisados para o propósito de se criar modelos de simulação. São princípios propostos por pesquisadores consagrados em simulação e que serão discutidos em profundidade a seguir, avaliando-se até que ponto cada princípio pode ser útil na confecção do roteiro a ser proposto.

Antes de iniciar a apresentação destes princípios, é necessário expor outro conceito, sobre como é possível afirmar que um modelo é melhor que outro. Ou seja, como é possível estabelecer e medir o desempenho de um modelo para fins de comparação e escolha do melhor.

4.4.1. Propriedades Desejáveis de um Modelo

Algumas propriedades do modelo podem ser facilmente enunciadas, mas são difíceis de serem formalizadas. São propriedades pertencentes a um sentimento comum entre usuários da simulação e são ocasionalmente comentadas, alguns exemplos são: facilidade de uso; baixa complexidade; intercambiável; preciso; robusto; fácil implementação; fácil alteração.

No entanto, é necessário determinar estas propriedades com maior precisão e, somente no artigo de Dale Pace⁹³ (2003), que foi encontrada a exposição de quatro propriedades de modelos conceituais em simulação definidas com maior grau de formalismo, são elas:

Compleitude: propriedade em que um modelo deve representar, satisfatoriamente, todas as entidades e processos do domínio do problema, e controlar e operar todas as características da simulação (domínio da simulação);

⁹³ Dale Pace é Especialista em pesquisa operacional, modelagem e simulação. Atua no *Johns Hopkins University Applied Physics Laboratory* e é membro do DMSO – *Defense Modeling and Simulation Office*, ligado ao departamento de Defesa Norte-Americano.

Consistência: propriedade em que todas entidades e processos representados no modelo devem ser endereçados em uma perspectiva compatível com o sistema;

Coerência: propriedade em que o modelo conceitual é organizado de modo que todos os elementos do domínio do problema e do domínio da simulação tenham uma funcionalidade explícita;

Correção: propriedade em que o modelo é apropriado para a aplicação pretendida e tenha potencial para desempenhar de modo satisfatório a simulação.

Estas propriedades são gerais o bastante para serem utilizadas em uma grande variedade de modelos de simulação sem perda de validade.

São propriedades que servem como guia para o processo de modelagem, mesmo que o julgamento sobre cada uma das propriedades seja subjetivo no nível da modelagem conceitual. É desejável que o julgamento fosse objetivo, mas isto só é possível no nível da verificação do modelo e quando este é descrito por uma linguagem formal, como as Redes de Petri e a EPC⁹⁴.

4.4.2. Princípios Gerais da Construção de Modelos

Agora será apresentada uma coletânea de princípios gerais sobre a construção de modelos que, daqui em diante, serão chamados de princípios de modelagem.

Estes princípios são pertinentes ao processo de criação de modelos para a simulação computacional e consiste em recomendações, sugestões, indicações de como o simulacionista deve proceder para construir pequenas representações do sistema real a ser simulado.

⁹⁴ EPC – *Event-driven Process Chain*, uma linguagem de modelagem desenvolvida por Scheer.

Michael Pidd (1998; 1996) é autor de diversos princípios de modelagem para a simulação. Alguns destes princípios foram amplamente usados para o desenvolvimento da metodologia e serão expostos a seguir, identificados pelas iniciais de seu nome entre parênteses; Michael Pidd (MP).

Outros autores que discutem em profundidade o ato de modelagem e que também apresentam princípios são Alan Pristker, James Henriksen⁹⁵, Paul Fishwick⁹⁶ e Gordon Clark⁹⁷. Todos eles apresentaram seus princípios de modelagem em uma seção de debates sobre o tema na edição do *Winter Simulation Conference* (Pristker et al., 1991). Embora a data deste debate seja relativamente antiga – 1991 – suas conclusões permanecem válidas atualmente. Estes princípios também estão expostos a seguir, identificados pelas iniciais do autor.

E, por fim, o presente autor também propõe alguns princípios de modelagem para a simulação. Estes princípios foram postulados durante a elaboração e a aplicação da metodologia de modelagem apresentada nesta tese e estão expostos a seguir identificados pelas iniciais MG.

1 - Modele simples, pense complicado (MP1).

Este princípio (MP1) sugere que use o modelo como ferramenta do pensamento. Pidd explica este princípio através de analogias, afirmando que não é necessário conhecer o funcionamento do motor para dirigir um automóvel. Afirma que o modelo deve ser simples,

⁹⁵ Fundador da Wolverine Software. Autor de diversos artigos de simulação. Membro do conselho editorial do *Winter Simulation Conference* e *ACM*.

⁹⁶ Professor de Computação, Ciência da Informação e Engenharia da Universidade da Florida. Graduou-se em Matemática na *Pennsylvania State University*, obteve o título de mestre em *Applied Science* no *College of William and Mary*, e PhD em *Computer and Information Science* na *University of Pennsylvania* em 1986. Seu interesse pela pesquisa se dá nas áreas de modelagem, simulação e arte computacional. É membro da *Society for Computer Simulation (SCS)*, e membro sênior do *IEEE*. Tem sido *chairman* em diversos *workshops* e conferências na área de computação, simulação. Autor de inúmeros artigos e livros sobre modelagem e simulação.

⁹⁷ Gordon Clark é professor emérito da Faculdade de Engenharia Industrial da Universidade do Estado de Ohio. É engenheiro industrial desde 1957 pela Universidade do Estado de Ohio. Obteve o título de M.Sc. em Engenharia Industrial pela *University Southern Califórnia* e Ph.D. pela Universidade Estado de Ohio em 1969. Foi editor da *Operations Research*. Possui vasta publicação na área da simulação.

a ponto de ser facilmente manipulado, tal como guiar um carro, mas que seu complexo mecanismo de funcionamento é fruto pensamento muito elaborado. Através de um modelo simples e pensamentos bem elaborados é possível que o modelo nos leve a conclusões surpreendentes.

Explicado desta forma este princípio não se revela muito fácil de ser implementado, ainda mais a ponto de se tornar uma rotina bem definida. Mas o princípio MP1 também mostra outra consequência: a utilização do menor número de componentes diferenciados para se construir o modelo. Ou seja, a construção do modelo deve utilizar blocos construtores elementares, mesmo que os ambientes computacionais atuais tragam uma biblioteca de componentes altamente especializada. Fica recomendado ao simulacionista, principalmente ao iniciante, que utilize somente os componentes elementares e pense no modelo como associação destes componentes elementares.

Certamente, a sábia combinação destes blocos construtores produzirá bons modelos, e a construção deste saber só se dará após o profundo conhecimento da técnica associada à experiência. No entanto, acredita-se que seja possível estabelecer caminhos que asseguram a construção de modelos que são, no mínimo, razoáveis.

Outra discussão surge do questionamento sobre a existência de uma quantidade ideal de diferentes blocos construtores. Já que o princípio MP1 sugere o uso de elementos básicos, quantos estes seriam?

As *redes de petri* possuem somente dois elementos (estado e transição); os *modelos EPC* possuem 9 elementos; a versão 5.0 do *Arena* possui 38 blocos construtores, divididos em três categorias: *basic process*, *advanced process* e *advanced transfer*.

Até que ponto a simplicidade dos elementos facilidade a construção do modelo? E quanto à completude, consistência, coerência e correção de um modelo? Seria possível determinar curvas de compensação – *trade-offs* – entre o número de elementos e as propriedades desejáveis?

2 - Seja parcimonioso, comece pequeno e acrescente (MP2).

Este princípio de modelagem sugere ao simulacionista que inicie a modelagem com modelos pequenos e amplie este modelo aos poucos, através da agregação de novos detalhes e refinamentos. Pidd sugere ao simulacionista que inicie com um modelo que seja pequeno o suficiente para ser executado à mão, que contenha sua estrutura básica correta e, então, passe a efetuar pequenos acréscimos em sua estrutura, de modo a contemplar os aspectos sensíveis do problema tratado.

A idéia básica por trás deste princípio é que a modelagem é um processo iterativo, com diversas realimentações. Outra idéia é de se iniciar com um modelo simples e não acrescentar ao modelo o que é desnecessário. Para sintetizar este princípio, Pidd costuma apresentá-lo através da palavra KISS, que em inglês significa: *Keep It Simple, Stupid*. É melhor ter um modelo imperfeito, porém pequeno e ter a oportunidade de refiná-lo do que tentar iniciar a modelagem com um modelo grande e complexo onde é mais provável que o simulacionista se perca no detalhamento e até abandone-o.

Alguns questionamentos são pertinentes aqui, por exemplo: qual o nível de detalhamento adequado, ou seja, até quando o simulacionista deve acrescentar novos detalhes ao seu modelo, quando parar? Esta pergunta e outras ainda não têm respostas, mas a existência de tais questionamentos não tira a validade deste princípio.

Também é possível imaginar uma curva de compensação – *trade-off* – entre o grau de refinamento e as propriedades desejadas de um modelo.

3 - Divida e conquiste, evite mega modelos (MP3).

Este é um princípio bem conhecido dos programadores de computador, dividir para conquistar significa que se deve atacar o problema por partes, de modo que o modelo final seja a agregação de pequenos modelos feitos separadamente.

Pidd afirma que a melhor forma de driblar a complexidade dos sistemas a serem modelados é dividi-los em partes pequenas o suficientes para que possam ser modeladas, no entanto, é necessário que as inter-relações entre as partes divididas que compõem o modelo sejam bem conhecidas; caso contrário, a divisão do modelo em partes menores levará o simulacionista a compor modelos fragmentados e sem coesão entre as partes.

Também comenta que mega modelos são difíceis de validar, de interpretar, de calibrar estatisticamente e, mais importante, difíceis de se explicar; por isso Pidd diz ainda que é melhor se ter um conjunto de pequenos modelos a um mega modelo.

Até que ponto deve-se dividir para conquistar? Divisão binária (muito vertical e pouco horizontal) ou divisão duodecimal (muito horizontal e pouco vertical)? Qual seria o ideal?

4 - Use metáforas, analogias e similaridades (MP4).

Sugere-se que um modelo pode estar oculto pela falta de palavras para descrevê-los e que o uso de analogias, metáforas e similaridades podem descrever o modelo de outra forma e facilitar o entendimento. Pidd também afirma que, muitas vezes, o simulacionista não trabalha só, mas sim em equipe, e que o uso destas figuras de linguagem constitui um artifício muito interessante para a comunicação entre os integrantes da equipe de trabalho, estimulando a percepção do problema a ser tratado e conduzindo a um modelo bem entendido por todos.

5 – Não se apaixone pelos dados (MP5).

Este é o princípio que Pidd mais chama a atenção do simulacionista e tece várias recomendações. Inicialmente afirma que o erro mais comum, principalmente dos alunos e iniciantes em modelagem, é insistir no progresso de modelos que não podem ser feitos sem dados. Outro erro bastante comum apontado por Pidd é o fato da coleta de dados dirigir a modelagem, onde o correto seria o modelo definir a coleta de dados que deverá ser feita, ou

seja, o simulacionista deverá desenvolver algumas idéias sobre o modelo e seus parâmetros, e somente a partir daí pensar no tipo de dado que será necessário. Mas, muitas vezes, o modelo é extraído da análise de dados que se têm em mãos, fazendo com que o modelo derive dos dados e não que os dados derivem do modelo.

Pidd também faz observações sobre o uso de dados disponíveis afirmando que, nem sempre, os dados devem ser necessariamente utilizados, só porque estão disponíveis. Isso tornou-se mais perigoso nos dias atuais devido à facilidade do uso dos pacotes estatísticos, trazendo consigo diversas técnicas que podem extrair dos dados disponíveis algum tipo de comportamento padrão que, eventualmente, poderá ofuscar a percepção do simulacionista e seduzi-lo a seguir o caminho dos dados.

Mas Pidd afirma que se devem utilizar os dados disponíveis sim, porém de forma crítica, e afirma que muitas vezes informação qualitativa é mais útil que dados abundantes.

6 - Conceber um Modelo requer o conhecimento do sistema e das ferramentas de modelagem (AP1).

Este princípio enunciado por Pritsker (Pristker *et al.*, 1991) afirma que um simulacionista deve entender a estrutura e as regras de operação do sistema e ser capaz de extrair a essência deste sistema sem detalhes desnecessários. Pritsker enfatiza que modelos úteis são aqueles fáceis de serem entendidos e que contenham detalhes o suficiente para representar o sistema de modo realístico.

Mas o próprio autor interroga-se sobre qual deve ser o nível simplificação a ser adotado e quais componentes (e suas interações) devem ser incluídos no modelo. Embora não haja resposta, mas Pristker sugere que a concepção do modelo deva partir da estrutura e do fluxo do produto ao longo do sistema.

Quanto às ferramentas de modelagem, este princípio sugere o seu uso, mas não faz nenhuma menção sobre qual ferramenta deverá ser empregada. Pidd (1996), usa uma

ferramenta chamada ACD (*Activity Cycle Diagram*), na qual é possível descrever o fluxo de uma entidade no modelo. A ferramenta de modelagem ACD é composta por apenas dois símbolos: fila e atividade; e é capaz de descrever o ciclo de vida das entidades do modelo. Outras ferramentas também podem ser utilizadas, como as Redes de Petri, os fluxogramas e as próprias Arquiteturas de Referências.

Particularmente, nesta tese, não é sugerido o uso das *redes de petri* e nem da ACD, o motivo reside na grande distância existente entre os blocos construtores destas linguagens e as linguagens dos ambientes de simulação comerciais.

Sugere-se, então, como ferramenta inicial de apoio à modelagem, as ferramentas que possuem blocos construtores com maior afinidade com as linguagens dos ambientes de simulação comercial, incluindo uma maior quantidade de blocos específicos.

Assim, na presente tese será usada uma ferramenta de modelagem derivada da metodologia EPC, apenas com os elementos básicos e pequenas adaptações. Esta ferramenta derivada da metodologia EPC será apresentada posteriormente.

7 - Um bom modelador reconhece a necessidade e tem a habilidade de remodelar (AP2).

Pritsker (Pristker *et al.*, 1991) afirma neste princípio que o processo de construção do modelo deve ser interativo e de forma gráfica, pois o modelo não é somente definido e desenvolvido, mas é continuamente refinado, atualizado, modificado e estendido.

Sobre este princípio o autor tece algumas recomendações, tais como: desenvolva *interface* e procedimentos do modelo sob medida; divida o modelo em pequenos elementos lógicos; separe elementos físicos dos elementos lógicos; mantenha toda a documentação sobre o modelo e desenvolva um modelo de modo que possa ser acrescido posteriormente (modelo *open-ended*).

8 - O processo de modelagem é evolucionário (AP3)

Pritsker (1991) afirma neste princípio que o processo de construção do modelo gera informações relevantes que provocarão alterações no modelo, tornando os resultados mais precisos e acurados.

O processo de modelagem continua até que informações adicionais ou novos detalhes não sejam necessários para a resolução do problema. Durante o este processo evolucionário, relações entre o sistema em estudo e o modelo são continuamente definidas e redefinidas. Simulações do modelo provocam *insights* sobre o comportamento do modelo e alimentam este processo evolucionário.

É notório o fato de se descobrirem novos fatos, novas informações, durante o processo de modelagem, e o simulacionista deve reconhecer sua importância e estar aberto de modo a incorporar ao modelo qualquer informação relevante que venha a surgir durante esta fase de modelagem.

9 - A formulação do problema é o elemento controlador primário da modelagem (AP4).

O problema a ser resolvido pela simulação computacional é o que direciona o desenvolvimento do modelo. Se um modelo não puder resolver o problema, não terá utilidade. Logo, durante toda a etapa de modelagem, é importante que a formulação do problema esteja sempre presente.

10 - O modelo deve evoluir de acordo com a sua utilidade (AP5).

O propósito da modelagem pode ser visto em níveis funcionais, onde cada nível funcional possui características específicas. Um nível funcional refere-se ao tipo de utilidade que o modelo terá. Pritsker (Pritsker *et al.*, 1991) lista os seguintes níveis funcionais para um modelo:

- Como *instrumento exploratório* para entender o sistema e o problema;
- Como um *veículo de comunicação* para descrever a operação do sistema;
- Como *ferramenta de análise* para determinar elementos críticos, componentes e questões e estimar medidas de desempenho;
- Como *assessor de projetos* para avaliar soluções e propor novas alternativas;
- Como *seqüenciador* para programar trabalhos, tarefas e recursos;
- Como *mecanismo de controle* para a distribuição e roteirização de materiais e recursos; e
- Como *ferramentas de treinamento* para assistir operadores a entender as operações do sistema.

Em geral, o mais comum é utilizar a simulação como ferramenta de análise e, para esta vista funcional, é mais relevante para a construção do modelo conceitual a definição cuidadosa de medidas de desempenho que o modelo terá. Mas para outras vistas é mais importante privilegiar outros aspectos da modelagem.

11 - Saiba quando usar a abordagem “top-down” e “botton-up” (JH1).

Neste princípio Herinksen (Pristker *et al.*, 1991) discute quando é apropriado usar a abordagem *top-down* e *botton-up*. Segundo o autor há um sentimento de que a abordagem *top-down* é a melhor, justificando que esta opinião origina-se nos muitos anos em que a pratica de modelagem era exclusiva dos programadores de computador.

Herinksen não chega a uma conclusão de qual abordagem é melhor, mas sugere ao simulacionista que postule, o mais cedo possível, os componentes do modelo que serão trabalhados duramente e que sofrerão diversos ajustes ao longo do processo de modelagem.

Este tema (*top-down* versus *botton-up*) ocupou, durante muito tempo, lugar de destaque nas possíveis maneiras de proceder à modelagem. Nesta tese será sugerido ao simulacionista que use uma metodologia híbrida para modelar conceitualmente o sistema a

ser simulado. Esta metodologia híbrida está postulada a seguir como um princípio de modelagem postulado pelo presente autor.

12 - Use uma abordagem híbrida, inicie a modelagem usando abordagem *top-down* e termine usando abordagem *botton-up* (MG1).

Este é primeiro princípio proposto pelo autor desta tese e neste princípio sugere-se ao simulacionista que inicie a modelagem usando a abordagem *top-down*, pois esta abordagem lhe fornecerá uma visão holística do modelo do sistema a ser simulado. Em termos práticos, o simulacionista deve postular este modelo do sistema como uma processo majoritário, do qual surgirão outros processos através do seu desdobramento.

Este desdobramento usando abordagem *top-down* deverá prosseguir até que a estrutura do modelo atinja subdivisões cuja complexidade suficientemente reduzida para facilitar o processo de modelagem, tal como está ilustrado na figura 4.2 a seguir.

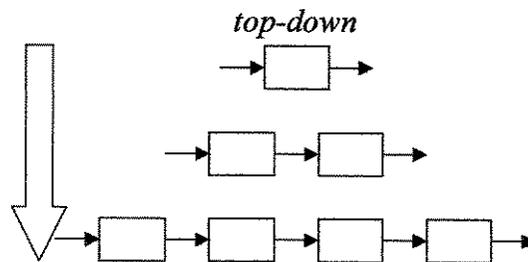


Figura 4.2 – Inicie com abordagem *top-down*.

A partir deste ponto inicia-se a abordagem *botton-up*, como se fosse um processo de reconstrução, onde cada processo elementar (último estágio das subdivisões) é modelado como se fosse isolado e, à medida que se sobe de nível, as ligações entre cada processo são feitas de modo a garantir a coesão do modelo, até que o processo majoritário seja atingindo tal como está ilustrado na figura 4.3 a seguir.

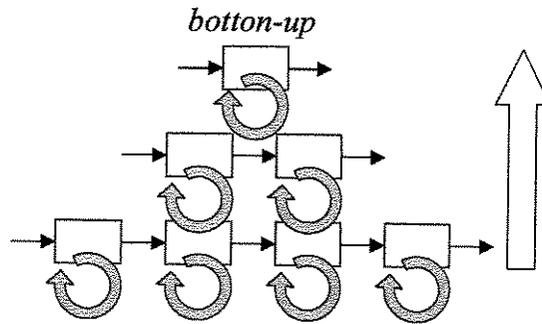


Figura 4.3 – Termine com abordagem *botton-up*.

13 - Crie subdivisões do modelo usando limites físicos existentes no sistema (MG2)

Este princípio sugere que, ao dividir o modelo em sub-modelos, as divisões devem ser baseadas nas divisões físicas existentes no sistema real. Ou seja, use as divisões existentes no sistema real, tais como: estações de trabalho, departamentos, áreas distintas, seções diferentes, para usar como referência na decomposição do modelo principal.

Um grande recurso que pode ser usado para ilustrar bem a aplicação deste princípio é o desenho da planta industrial em CAD⁹⁸. Quando possível, utilize o desenho da planta e faça das divisões físicas existentes no desenho as divisões lógicas existentes no modelo conceitual.

14 - Modelos são associados a conjuntos de questões (PF1).

Neste princípio, Fishwick (Pristker *et al.*, 1991) chama a atenção para o tipo de questão que é feita sobre o comportamento do sistema, pois, segundo o autor, o tipo de questão feita definirá muito sobre o tipo de modelo a ser utilizado.

Fishwick discute que diferentes questões levam a diferentes paradigmas de modelagem. Se em uma barbearia fosse feita uma pergunta do tipo: qual o volume de

⁹⁸ *Computer Aided Design*, são as iniciais de Projeto Assistido por Computador, um programa de computador que auxilia o projeto e desenho de plantas industriais e demais aplicações.

cabelo cortado em dia de serviço? Segundo Fishwick esta pergunta levaria a um modelo formulado em termos de equações diferenciais (ou equações de diferenças), mas se perguntasse quantos clientes serão atendidos, ou qual a espera média de cada um, o resultado seria um modelo feito em termos da teoria das filas.

Logo, o mais importante deste princípio é saber conduzir as perguntas que o contratante do serviço de simulação fará para que haja o máximo de afinidade entre a pergunta feita e o tipo de modelo a ser usado para responder. Em termos práticos, guie as perguntas de forma que os resultados estejam na relação dos resultados obtidos a partir da teoria das filas ou então que estejam definidos nos acumuladores estatísticos do ambiente de simulação.

15 - Modelos simples são mais fáceis de analisar (GC1).

Clark (Pristker *et al.*, 1991) afirma que modelos simples possuem poucos processos interativos, portanto são, em geral, mais fáceis de se construir. Mais além, modelos simples têm baixa complexidade computacional e poucos parâmetros de entrada e de saída. Um modelo com um número grande de parâmetros, com diversos processos interativos e muitos dados de saída nunca será analisado de uma maneira compreensiva pelo usuário.

Logo, em termos práticos, privilegie somente as informações extremamente necessárias, evite excessos, crie modelos que possam ser compreendidos em toda sua plenitude por quem vai usá-lo depois.

16 - Construa dois modelos: um modelo detalhado e outro simplificado (GC2).

Segundo Clark, um modelo simplificado possui duas grandes vantagens:

- Permite uma rápida examinada nas alternativas e a eliminação das alternativas consideradas fracas;

- Facilita a leitura do modelo identificando relações básicas entre os parâmetros de entradas e as medidas de desempenho;

Mas um modelo simplificado também possui desvantagens, como a precisão que pode ser insuficiente e a credibilidade que pode não ser alcançada devido ao excesso de simplificação.

No entanto, este princípio é interpretado de outra maneira. A geração de dois modelos, derivados do mesmo modelo conceitual mas expostos de forma diferente, é um instrumento de extrema importância para a validação do modelo conceitual. Ou seja, faça dois modelos, mas que um deles seja de fácil interpretação (mais livre de formalismos) e o outro modelo seja descrito formalmente.

Um primeiro modelo deve ser mais simples, ilustrado, cheio de figuras, destinado a apresentação do modelo conceitual às pessoas que desconhecem o formalismo de uma linguagem de modelagem. Dessa forma, faça um modelo conceitual que seja de fácil leitura e interpretação para que possa ser entendido por qualquer pessoa que conheça a operação do sistema real mas que desconheça o formalismo da simulação. Este modelo será de imensa utilidade para a validação do modelo conceitual, podendo ser avaliado pelos operadores do sistema real e incrementado e corrigido quando necessário.

O segundo modelo (derivado do mesmo modelo conceitual) deverá ser formal, destinado à documentação desta etapa do projeto de simulação e será usado, basicamente, pelo analista responsável pela transcrição do modelo conceitual na linguagem de programação (ou ambiente de simulação) escolhido para executar a simulação.

17 - Liste as especificações antes de desenvolver o modelo (GC3)

As especificações de um modelo de simulação devem conter os seguintes documentos:

- Descrição do sistema a ser representado;

- Especificação do escopo do sistema;
- Descrição das principais operações do sistema;
- Propósito do modelo de simulação;
 - Lista das questões motivadoras para o uso do modelo;
- Descrição e lista das medidas de desempenho a serem usadas;
- Descrição e lista dos dados de entrada;
- Descrição das entidades básicas do modelo;
 - Lista e definição dos atributos de cada entidade;

Clark afirma que possuir a especificação do modelo a ser feito pode evitar esforços desnecessários na etapa de programação e também permite que se desenvolva uma estrutura do modelo mais compreensiva. Afirma ainda que, quanto mais pessoas estiverem envolvidas no projeto, maior será a importância desta tarefa.

18 - Descreva do processo a ser simulado de modo que possa ser compreendido por todos os envolvidos (MG3)

Neste princípio (MG3) o verbete ‘descreva’ é entendido em seu sentido mais amplo, livre de qualquer definição.

Esta descrição do processo deverá ter a capacidade de aliar a facilidade de compreensão, de modo que possa ser entendida por quem é inerente ao sistema (e desconhece uma linguagem de modelagem), com aspectos formais suficientes para ser usada como elemento fundamental para a transcrição computacional.

Em geral, esta descrição tem viés computacional já que, em sua maioria, sempre é feita pelos próprios simulacionistas, ou então por engenheiros e demais funcionários com formação tecnicista. Podem ser utilizados outros recursos, como vídeos, fotos e até mesmo a linguagem escrita.

19 - Oriente-se pelo fluxo dos acontecimentos (MG4).

Este talvez seja o princípio mais verdadeiro de todos. Se há algo que não muda em qualquer simulação é a direção do tempo, então não há nada mais natural que seguir a ordem dos acontecimentos. Mas não é isto o que ocorre em muitas ocasiões.

É muito comum que, ao decompor e estabelecer sub-modelos, haja uma tendência em tratar cada modelo em particular, pois justamente este é objetivo da decomposição. Mas o fator tempo é o mesmo para todos os casos, e aspectos como sincronismo e concorrência podem ficar despercebidos e na hora da composição para construir um único modelo, poderá haver muito trabalho para resolver tais ajustes que poderiam ser poupados se a orientação do tempo for um referencial único para todas as divisões.

20 - As tarefas básicas da concepção do modelo são: abstração, decomposição, especificação e recomposição (MG5)

O processo de modelagem segue, necessariamente, um ciclo de ações cognitivas que se aproxima muito da seguinte seqüência: abstração, decomposição, especificação e recomposição.

No primeiro momento se tem a necessidade de abstrair a essência do sistema real para um modelo lógico, depois decompõe-se este modelo e especifica-se cada parte decomposta. E por fim há a necessidade de agrupar as partes de modo a compor um só modelo ao final, que caracteriza a recomposição.

Para finalizar a exposição dos princípios e organizá-los de forma que seja visível a contribuição para o processo de modelagem, está exposto na tabela 4.1 a seguir um quadro que indica o grau de contribuição de cada princípio em relação às características desejáveis de um modelo. Este grau de contribuição é de natureza subjetiva, feito a partir da percepção do presente autor.

Tabela 4.1 – Grau de Contribuição dos princípios ao processo de modelagem

PRINCÍPIOS DE MODELAGEM	GRAU DE CONTRIBUIÇÃO AO PROCESSO DE MODELAGEM			
	Compleitude	Consistência	Coerência	Correção
MP1 – Modele Simples, Pense Complicado	-	-	-	-
MP2 – Comece pequeno e acrescente	baixo	alto	médio	Baixo
MP3 – Dívida e Conquiste	baixo	alto	baixo	Baixo
MP4 – Use metáforas, analogias e similaridades	baixo	baixo	-	Médio
MP5 – Não se apaixone pelos Dados	-	-	-	Médio
AP1 – Conceber um Modelo requer o conhecimento do sistema e das ferramentas de modelagem	médio	baixo	baixo	Baixo
AP2 – Um bom modelador reconhece a necessidade e tem a habilidade de remodelar.	médio	médio	baixo	Médio
AP3 – O processo de modelagem é evolucionário	médio	médio	baixo	médio
AP4 – A formulação do problema é o elemento controlador primário da modelagem .	baixo	baixo	baixo	alto
AP5 – O modelo deve evoluir de acordo com a sua utilidade.	baixo	baixo	baixp	alto
JH1 – Saiba quando usar a abordagem “ <i>top-down</i> ” e “ <i>botton-up</i> ”.	baixo	médio	baixo	baixo
PF1 – Modelos são associados a conjuntos de questões.	-	baixo	baixo	alto
GC1 – Modelos simples são mais fácies de analisar.	-	-	médio	médio
GC2 – Construa dois modelos: um modelo detalhado e outro simplificado.	-	-	médio	médio
GC3 – Liste as especificações antes de desenvolver o modelo.	baixo	baixo	médio	alto
MG1 – Use uma abordagem híbrida, inicie a modelagem usando abordagem <i>top-down</i> e termine usando abordagem <i>botton-up</i> .	baixo	médio	médio	baixo
MG2 – Crie subdivisões do modelo usando limites físicos existentes no sistema.	baixo	alto	alto	alto
MG3 – Descreva do processo a ser simulado de modo que possa ser compreendido por todos os envolvidos.	baixo	baixo	médio	médio
MG4 – Oriente-se pelo fluxo dos acontecimentos.	alto	alto	alto	médio
MG5 – As tarefas básicas da concepção do modelo são: abstração, decomposição, especificação e recomposição.	baixo	alto	médio	médio

4.5. Coleta de Dados

Banks (2001) dispõe paralelamente as etapas de *modelagem conceitual e coleta de dados* porque, segundo Shannon (1975) há um constante jogo entre as partes. Banks ainda afirma que estas etapas são as que requerem maior tempo para serem efetuadas e podem comprometer a simulação caso não sejam feitas adequadamente.

Na presente tese de doutorado é sugerido que a coleta de dados seja dividida em dois momentos distintos: a aquisição do conhecimento para a construção do modelo e a coleta dos dados de entrada do modelo. Ou seja, simultaneamente à construção do modelo conceitual há a necessidade de se obter o máximo de informação sobre o sistema a ser simulado, a fim de se construir um modelo que o represente bem. Assim, esta etapa de coleta de dados é destinada à aquisição do conhecimento sobre o sistema.

Esta aquisição do conhecimento sobre o sistema é obtida qualitativamente e quantitativamente, qualitativo no que se refere à atenta observação por parte do simulacionista, no que se refere às entrevistas que são feitas, à leitura dos dados históricos e à outras fontes de informação; e quantitativa no que se refere a uma coleta de dados piloto, à medição do desempenho de algumas atividades, ao levantamento dos recursos disponíveis, etc.

Quando o modelo conceitual já está bem definido e prestes a ser transcrito para o ambiente computacional, é iniciada a etapa de coleta de dados para o propósito de alimentar o modelo construído com dados de entrada e executar as simulações. Aqui a coleta de dados é puramente quantitativa e deve ser feita com o máximo de rigor estatístico, desde a definição da técnica de amostragem até as análises a serem efetuadas a fim de se determinar a distribuição de probabilidade e seus respectivos parâmetros.

É sobre esta etapa da simulação que esta tese se desenvolve, propondo um modelo de referência para conduzir o simulacionista por um caminho seguro e bem estruturado durante a aquisição do conhecimento e coleta e análise dos dados de entrada do modelo

(todos reunidos na *coleta de dados*). Nos itens 5.5.1 e 5.5.2. a seguir serão apresentados os procedimentos para aquisição do conhecimento e os procedimentos estatísticos para a coleta dos dados de entrada, a fim de construir o referido roteiro bem estruturado proposto por esta tese.

4.5.1. Técnicas Para Aquisição de Conhecimento

Pouco há escrito sobre a aquisição de conhecimento com o propósito de se construir modelos de simulação. De um modo geral, tudo que há publicado sobre a aquisição de conhecimento (ao menos o que foi encontrado pelo presente autor) se refere à construção de sistemas especialistas, cuja arquitetura está baseada em uma base de conhecimento a fim de se fazer inferências e sugerir decisões ao usuário de tais sistemas⁹⁹, salvo o trabalho de Lobão (2000) em que se pretendeu a construir um sistema especialista destinado a apoiar a condução de um projeto de simulação, mas que não atingiu os objetivos iniciais. No entanto, seu trabalho é grande valia pois apresenta as técnicas para aquisição de conhecimento que serão usadas pelos simulacionistas e apresentadas no roteiro a ser proposto.

Antes de se iniciar a apresentação das técnicas que serão aqui sugeridas para o simulacionista adquirir conhecimento sobre o sistema a ser simulado, é importante tornar evidente que todas as técnicas são derivadas da “engenharia do conhecimento”, uma área do saber desenvolvida recentemente que trata da aquisição, filtragem, codificação e representação do conhecimento para ser usado nos sistemas especialistas.

Existe uma grande diversidade de técnicas para a aquisição de conhecimento encontradas na literatura, e essas técnicas foram agrupadas em cinco categorias conforme expõe o trabalho de Lobão (2000):

⁹⁹ Para ser mais específico, um Sistema Especialista é um tipo de sistema derivado da Inteligência Artificial. Seu funcionamento está baseado em uma arquitetura constituída de quatro elementos essenciais: *interface* com o usuário, o motor de inferência, uma base de dados e uma base de conhecimento. De um modo simplificado o seu funcionamento consistem em: a *interface* se comunica com o usuário, geralmente através de perguntas e respostas, que são armazenadas na base de dados, e o motor de inferência compara as respostas dadas com o conhecimento contido na base de conhecimento e faz sugestões de decisões através de silogismos entre as respostas dadas e o conhecimento armazenado.

- Métodos exploratórios:
 - RGA (*Repertory Grid Analysis*);
 - Fatores Críticos de Sucesso (FCS);
 - Fragmentação de Textos;
- Entrevistas:
 - Entrevistas não estruturadas;
 - Entrevistas estruturadas;
 - Entrevistas dirigidas;
- Métodos de debates:
 - *Brainstorming*;
- Execução de tarefas:
 - Pensar alto;
 - Observação;
 - *Teach Back*;
- Métodos de revisão:
 - Análise protocolo;
 - Revisão de documentos;

De um modo geral, os métodos exploratórios e as entrevistas são mais indicadas para o uso em simulação computacional, tanto pela simplicidade de uso como pelos resultados obtidos. Logo, serão estas técnicas a serem sugeridas pelo roteiro proposto neste trabalho.

4.5.2. Técnicas Estatísticas de Amostragem

As técnicas estatísticas de amostragem gozam de grande semelhança com as técnicas para aquisição de conhecimento no que se refere à existência de referências bibliográficas específicas para a simulação de sistemas em eventos discretos: uma grande ausência.

Embora as técnicas estatísticas de amostragem sejam postuladas e conhecidas há muito tempo, não há iniciativas em direcionar o uso de tais técnicas para a coleta de dados na simulação de sistemas em eventos discretos. Tal fato exige do simulacionista um conhecimento profundo em estatística para aplicar as técnicas de amostragem no levantamento de dados para alimentar os modelos de simulação.

A obtenção da amostra não é um procedimento estatístico trivial. Existem diversos métodos estatísticos disponíveis para se coletar uma amostra. Estes métodos são reunidos em um campo do conhecimento estatístico conhecido por Técnicas de Amostragem.

Há, basicamente, dois tipos básico de técnicas: a amostragem probabilística e a amostragem não probabilística.

As técnicas de **amostragem probabilísticas** são baseadas no conceito de *seleção aleatória* – um procedimento controlado que assegura que todos os elementos da população tenham uma chance de seleção conhecida e diferente de zero.

As técnicas de **amostragem não-probabilística** são caracterizadas pelo critério subjetivo (arbitrário) de escolha do elemento da população. Os elementos da população não têm uma chance conhecida e diferente de zero de ser selecionado. A escolha do elemento da população é feita pelo entrevistador, e mesmo que este escolha o elemento “ao acaso”, não significa que esteja praticando uma amostra aleatória (Cooper & Schindler, 2003).

As técnicas de amostragem não probabilísticas são:

- Amostragem por Conveniência;
- Amostragem Intencional:
 - Por julgamento, e
 - Por cota;
- Amostragem Bola-de-Neve;

As técnicas de amostragem probabilística são:

- Amostragem Aleatória Simples (ou Amostra Casual Simples);
- Amostragem Aleatória Complexa:
 - Estratificada;
 - Amostragem Sistemática;
 - Amostragem por Conglomerados;
 - Amostragem Inversa.

A grande vantagem das técnicas de amostragem probabilística em relação às técnicas não-probabilísticas é que somente as amostras aleatórias (técnicas probabilísticas) fornecem estimativas de precisão da característica de interesse que se deseja obter da população.

Logo, nesta tese optou-se por usar no roteiro proposto somente as técnicas probabilísticas, mais especificamente a Amostragem Aleatória Simples, justamente por garantir estimativas de precisão e serem relativamente simples de se usar e de se entender dentre as técnicas de amostragem probabilística. Há, entretanto, um grande interesse em estender este roteiro para a Amostragem Estratificada, que garante resultados melhores a Amostra Aleatória Simples.

Na Amostragem Aleatória Simples não se considera nenhuma característica especial da população, e atribui-se a cada elemento que compõe a população a mesma chance (probabilidade) de ser escolhido, por isso é a técnica mais simples.

A amostra aleatória estratificada divide a população em diferentes estratos, que são conjuntos mutuamente exclusivos e exaustivos, e um elemento da população deverá, necessariamente, pertencer a um estrato, que deverá ser único. Os estratos podem ser definidos a partir do sexo, idade, estado civil ou qualquer outra característica que possa dividir a população em distintos grupos. A amostra total na amostragem aleatória estratificada é o conjunto formado pelas amostras coletadas em cada estrato.

A amostra aleatória estratificada determinará, em função da característica de cada estrato, quantos elementos serão amostrados em cada um, sendo, necessariamente, selecionados elementos de todos os estratos que compõem a população. Em seguida, chega-se a uma estimativa da população a partir da combinação das estimativas de cada estrato. Em geral, para se obter o máximo proveito das vantagens da amostra estratificada, o ideal é que os estratos sejam o máximo possível heterogêneos entre si, mas internamente a população de um estrato seja o máximo homogênea possível.

Na simulação de sistemas em eventos discretos aplicados a sistemas de manufatura os estratos mais comumente observados são: turno de trabalho, operadores, máquinas e equipamentos, matéria-prima, produto.

Embora a técnica de amostragem aleatória estratificada seja mais complexa que amostragem aleatória simples, seus resultados são mais precisos, justamente em função de se considerar alguma informação relevante da população que afeta diretamente a característica de interesse que se deseja estimar.

Há duas formas de se determinar a amostra em cada estrato, proporcionalmente e alocação ótima. William G. Cochran¹⁰⁰ (1977), demonstra, na página 99 de seu livro antológico *Sampling Techniques*, que, para a mesma população, a variância da amostra obtida usando a amostragem aleatória estratificada com alocação ótima (V_{opt}) é menor que a variância usando-se a alocação proporcional (V_{pro}), que, por sua vez, possui a variância menor que a amostra aleatória simples (V_{aas}). Simplesmente tem-se:

$$V_{opt} \leq V_{pro} \leq V_{aas}$$

Assim, no roteiro proposto será abordada apenas a Amostra Aleatória Simples, mas deixa-se aqui um enorme desejo de prosseguir rumo a inclusão da Amostragem Aleatória

¹⁰⁰ Willian G. Cochran foi professor emérito de Estatística da Universidade de Harvard. Seu livro – *Sampling Techniques* – é a principal referência mundial em técnicas de amostragem, adotado como livro texto nas principais universidades do mundo inteiro e primeira obra completa sobre o assunto.

Estratificada, conduzindo o simulacionista a escolher qual é o mais apropriado e definir corretamente os parâmetros e obter os resultados.

4.6. Transcrição do Modelo

A transcrição do Modelo Conceitual para linguagem de simulação, independente do *software* utilizado, é uma etapa que depende, exclusivamente, da experiência do simulacionista em simulação e do seu conhecimento do *software* a ser utilizado. Pouco poderá ajudar uma ferramenta computacional para este fim. Aqui, o bom resultado dependerá mais de como o Modelo Conceitual fora concebido.

Antes de iniciar a transcrição do modelo conceitual em uma linguagem de simulação é necessário decidir qual linguagem será utilizada. Os *softwares* de simulação comerciais mais conhecidos possuem diversos recursos que podem ser mais vantajosos que outros em determinadas situações. Como recursos tridimensionais, integração com outros *softwares*, biblioteca de ícones, entre outros.

Escolhido o ambiente computacional de simulação a ser utilizado inicia-se a tarefa de transcrição do modelo conceitual em termos de rotinas básicas pré-programadas no *software*. Mesmo de posse de um modelo conceitual rigorosamente construído, é de se esperar que grandes modificações sejam necessárias para garantir, dentre diversos outros fatores, que medidas de desempenho do sistema estejam bem definidas sustentar uma decisão.

Atualmente os *softwares* comerciais de simulação são bem flexíveis e amigáveis, fornecem um número muito grande de rotinas prontas, representada por blocos construtores com altíssimo nível de especialização e também permitem a construção de novos blocos (chamados de *templates*) a partir de manipulações diretamente na estrutura do programa.

Depois de transcrito o modelo para o ambiente de simulação, este passa a ser designado “programa”, e requer o devido tratamento. A próxima etapa, verificação,

consiste no ato de perícia realizado na estrutura do programa gerado pelo modelo em busca de possíveis falhas.

4.7. Verificação do Modelo

Verificação do modelo consiste em checar sua estrutura lógica a fim de confirmar seu correto funcionamento. Por correto funcionamento entende-se que seus parâmetros de entrada estão corretos e a sua estrutura lógica representa corretamente o sistema no computador.

Geralmente o método de verificação mais utilizado é a simulação passo-a-passo, onde é possível acompanhar o andamento da simulação em todos seus detalhes, saber quais variáveis estão sendo usadas e o estado de cada uma em cada passo da simulação. Este método de verificação se assemelha muito ao depurador (*debugging*) das linguagens de programação.

Atualmente há algoritmos que são capazes de checar a estrutura lógica do modelo em busca de problemas como inconsistência. Tais algoritmos, porém, somente funcionam em linguagem com estrutura formal, como as Redes de Petri e EPC. Em geral, em ambientes de simulação ainda não há o rigor no formalismo da linguagem que tais algoritmos exigem, portanto o seu uso ainda não é costumeiro.

4.8. Validação do Modelo

Validação é a averiguação se o modelo é uma representação acurada do sistema real, é mais preocupada com aspecto da imitação da realidade do que com a estrutura e lógica computacional (imitação apenas para exagerar e distanciar do programa).

Validação se refere À calibração do modelo (Banks, 2001). É um processo interativo de comparação entre o real comportamento observação e as discrepâncias

apresentadas pelo modelo, incrementando-o continuamente até o nível de detalhe, ou precisão, desejada.

Atualmente há uma crescente preocupação com a validação e verificação, algo que não ocorria antes da década de 90. Isto pode ser constatado a partir da criação de uma sessão no *Winter Simulation Conference* que trata apenas da problemática da validação e verificação. É bastante surpreendente o número de artigos apresentados nestas sessões, o que mostra a crescente importância do tema nos dias atuais.

4.9. Experimentação

Esta etapa concentra todos os esforços destinados a planejar os experimentos a serem simulados. É necessário definir quais cenários serão simulados, bem como o número de simulações necessárias (corridas) para se ter confiança no resultado e também o período a ser simulado de cada corrida; também é importante estabelecer períodos iniciais que serão descartados (períodos de aquecimento, *warm up*).

Técnicas de Planejamento de Experimentos da Estatística são bastantes úteis nesta etapa, e deve ser de conhecimento do simulacionista para que este realize bons experimentos a partir da simulação.

4.10. Execução e Análise

Execução se refere a produzir corridas, simulações e, a partir dos dados obtidos, realizar uma análise. Para pequenos e simples modelos é possível produzir muitas corridas em pouquíssimo tempo, mesmo para simular longo período de tempo nas corridas; mas para modelos complexos uma corrida pode demorar muitas horas, sendo quase sempre necessário desabilitar a animação. Para modelos complexos, um acréscimo de pouco tempo no período a ser simulado pode significar um acréscimo vertiginoso do tempo gasto para realizar a simulação.

Realizadas as corridas e diante dos muitos dados fornecidos pelas mais diversas medidas de desempenho de um modelo, é feita sua análise (gráfica e estatística). A grande maioria dos softwares comerciais possui outros softwares embutidos e especializados em análise de dados para esta etapa. Além das saídas gráficas de suas medidas de desempenho, é possível tomar decisões mais sofisticadas a partir de análise estatística, como testes de hipóteses, intervalos de confiança, testes de aderência e outros.

4.11. Documentação

A documentação de um projeto de simulação deve contemplar todos os aspectos do projeto, a saber: o projeto inicial (incluindo cronograma, planilha de custos, organograma da equipe, etc), a coleta de dados, os códigos do programa, os resultados das corridas e um relatório final com as conclusões obtidas da simulação.

A documentação do código do programa gerada para simular o sistema em estudo é justificada por Banks (2001) por diversas razões: outro analista pode utilizar o modelo e neste caso é necessário que este o entenda, exigindo uma documentação completa do programa; a modificação dos parâmetros do modelo também deve ser assistida pela documentação do programa, seja para alterar estes parâmetros ou para encontrar uma relação entre os parâmetros e as medidas de desempenho do modelo a fim de otimizá-las.

Também é parte da documentação exigida em um projeto de simulação relatórios de progresso do projeto feitos periodicamente, relatando todos os avanços, desde seu início até o término do projeto. Um projeto de simulação não é feito em menos de um mês, geralmente são necessários alguns meses, dependendo do tamanho e da complexidade do sistema a ser simulado; assim, estes relatórios de progresso devem ser de periodicidade de, no mínimo mensal, ou então entregues ao final de cada etapa do projeto de simulação.

Uma completa apresentação da documentação necessária para se obter sucesso em um projeto de simulação é apresentada por Musselman (1998) em *Guidelines for Success*, capítulo do livro *Handbook of Simulation* editado por Jarry Banks.

4.12. Implementação

O sucesso da fase da implementação depende do quão bem feita foram as etapas anteriores e depende do contínuo envolvimento do usuário do modelo com as etapas de seu desenvolvimento (Banks, 2001).

Outro fator determinante para o sucesso da implementação está diretamente relacionado com a validação do modelo e dos dados de entrada e também com a análise estatística dos resultados. Em outras palavras, é necessário que o modelo represente o sistema com alto grau de verossimilhança e que os dados de entrada, traduzidos em uma distribuição de probabilidade, sejam fiéis aos acontecimentos. Garantidas estas condições, o modelo será capaz de simular corretamente o sistema e, depois de feitas as simulações, ou corridas, é necessário que seja feita uma análise estatística, testando hipóteses, fazendo-se testes de aderências e verificando o poder do teste (valor p). Essas são condições necessárias para a boa implementação dos resultados obtidos na simulação.

4.13. Comentários Finais

Este quinto capítulo chega ao seu final e no próximo capítulo será apresentada a metodologia criada a partir dos princípios discutidos e apresentado um exemplo de aplicação para enriquecer sua exposição.

Capítulo 5

Metodologia para Modelagem em Simulação de Sistemas em Eventos Discretos

5.1. Apresentação

Aqui será apresentada a metodologia desenvolvida para conduzir o simulacionista durante o processo de modelagem conceitual e coleta de dados.

Esta metodologia será tratada aqui como um roteiro, que será exposto etapa a etapa, segundo a ordem de precedência estabelecida pelo próprio autor. Para cada etapa será destinada uma pequena discussão e a apresentação dos princípios de modelagem que sustentam a postulação da referida etapa. Também será exposto, para cada uma das etapas, um pequeno quadro com a especificação da etapa.

Após a exposição do roteiro será apresentado um exemplo de aplicação do referido roteiro. Não se pretende usá-lo como estudo de caso, apenas como exemplo para esclarecer e enriquecer a exposição do roteiro e torná-lo o mais didático possível (objetivo presente durante toda a exposição desta tese de doutorado).

Mas antes de expor o roteiro através da apresentação das suas etapas constituintes, é necessário que seja feita uma prévia exposição da estrutura que apóia o roteiro.

5.2. Estrutura do Roteiro

O roteiro a ser apresentado é baseado na arquitetura de referência ARIS e contém elementos como funções, pessoas e documentos. Logo, será necessário definir um organograma e algumas funções para poder compor o roteiro de modo que este esteja o mais próximo possível de um processo EPC descrito pela arquitetura de referência ARIS.

5.2.1. Organograma

O organograma é um instrumento que descreve as pessoas e as funções que estas desempenham em uma organização. Sendo assim, define-se dois organogramas diferentes, um para a empresa de consultoria que presta o serviço de simulação e outro para a empresa contratante, de modo que todas as etapas do roteiro terão especificado quem é o seu responsável e quem participará na execução.

Não existe um organograma padrão para uma equipe que desenvolve projetos de simulação, mas é possível estabelecer uma proposta de organograma que atende bem as necessidades do roteiro e que servirá de referência para a apresentação do exemplo. Este organograma apresenta-se da seguinte forma, conforme ilustra a figura 5.1 a seguir.

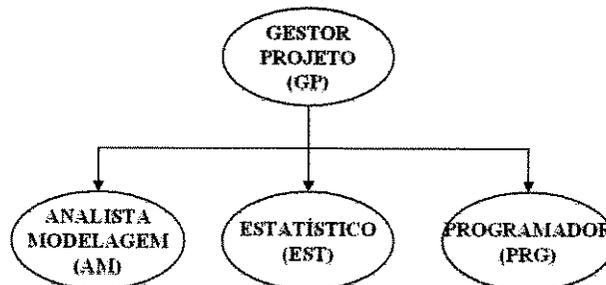


Figura 5.1 – Organograma de uma equipe de simulação

Esta equipe é formada, basicamente, por quatro simulacionistas. O líder da equipe é denominado Gestor do Projeto (GP), responsável direto em coordenar as atividades e certificar-se do bom andamento do projeto. O Analista de Modelagem (AM) é responsável direto pela criação dos modelos conceituais, o Estatístico (EST) é responsável pela coleta de dados e análise dos dados de entrada e saída, e o Programador (PRG) é responsável

direto pela transcrição do modelo conceitual no ambiente de simulação escolhido. Há, ainda, outras atividades, como verificação, validação, documentação que devem ter responsabilidades delegadas pelo Gestor do Projeto mas que não serão discutidas aqui.

Do lado da empresa contratante do serviço de simulação não há a necessidade de desenhar um organograma, mas é necessário deixar claro que há a participação direta de funcionários, operadores e gerentes do sistema a ser modelado.

Portanto, quando forem indicados o responsável e os participantes de uma determinada etapa do roteiro, será feita a indicação de acordo com o organograma exposto na figura 5.1.

5.2.2. Funções

As funções elementares definidas neste roteiro são apenas duas – Coleta de Dados e Modelagem Conceitual – sendo a primeira dividida em duas:

- Coleta de Dados
 - Aquisição do conhecimento;
 - Coleta de dados estatística;
- Modelagem conceitual.

5.2.3. Documentação

Os documentos são, basicamente, formulários a serem usados no roteiro durante as etapas do processo de modelagem conceitual e coleta de dados. Estes documentos serão identificados pela sigla *doc* seguida de um número, exemplo: doc02.

Não há um formato específico para cada formulário, apenas uma sugestão de como estes deverão ser. Estas sugestões do formato dos formulários estarão expostas durante a exibição do exemplo e também estão ao final desta tese, reunidos no anexo A.

5.3. Metodologia para Modelagem Conceitual

A seguir será exposto o roteiro para modelagem conceitual. A exposição será feita etapa a etapa, acompanhada de um pequeno texto discutindo e fundamentando a postulação das etapas e um quadro de especificação contendo: n° da etapa, título, descrição, documento, função, responsável, envolvidos e princípios direcionadores.

A primeira etapa deste roteiro é a definição do contexto da simulação. Esta etapa é baseada no princípio GC3 que sugere uma lista de especificação prévia ao processo de modelagem conceitual e também baseia-se no princípio PF1 que sugere um conjunto de questões motivadoras para o processo de modelagem. O objetivo desta etapa é elaborar os conceitos mais elementares que guiarão todo o processo de modelagem conceitual, tal como o propósito e o escopo do modelo, medidas de desempenho, questões motivadoras, etc.

Esta etapa representa o formalismo do primeiro contato dos simulacionistas com o ambiente a ser modelado. Certamente haverá alterações no futuro, mas é preciso que haja um ponto de partida bem definido e é justamente este o papel desta etapa. O quadro 5.1. a seguir especifica esta etapa no contexto da simulação e no exemplo de aplicação que será mostrado posteriormente é possível verificar o conteúdo do doc01.

Quadro 5.1. – Etapa n° 01 – Contexto da Simulação

Etapa n° 01	Título: Contexto da Simulação
Descrição: esta etapa consiste na definição de elementos básico da modelagem, como escopo, medidas de desempenho, principais operações, etc.	
Documento: doc01	Função: Aquisição Conhecimento
Responsável: GP	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG e funcionários da empresa contratante	
Princípios direcionadores: GC3, PF1	

A segunda etapa é a definição dos métodos de aquisição de conhecimento a serem utilizados pelos simulacionistas. As técnicas para aquisição de conhecimento mais usadas são as entrevistas e a observação direta (execução de tarefas). Cabe a esta etapa a

preparação dos recursos necessários para a utilização destes métodos, envolvendo desde os documentos necessários como também a escolha de funcionários do sistema a ser simulado a serem utilizadas para entrevistas.

Esta segunda etapa sustenta-se no princípio AP1 que afirma que conceber um modelo requer o conhecimento do sistema, logo, é necessário conhecê-lo. O quadro 5.2. a seguir especifica os elementos desta etapa.

Quadro 5.2. – Etapa nº 02 – Escolha do método de aquisição de conhecimento

Etapa nº 02	Título: escolha do método de aquisição de conhecimento
Descrição: esta etapa consiste na escolha de qual método de aquisição de conhecimento será utilizado e na preparação dos recursos necessários para a sua utilização.	
Documento: doc02	Função: Aquisição Conhecimento
Responsável: AM	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: AP1	

A terceira etapa refere-se à execução da aquisição do conhecimento. Aqui todo o planejamento e preparação feitos na etapa anterior são postos em prática e compilados em documentos que serão usados durante as etapas que compõem o processo de modelagem conceitual. Enfim, esta é uma etapa de efetiva ação, em que os simulacionistas saem em busca de informações sobre o sistema.

Um princípio extremamente útil nesta etapa é o formulado por Fishwick (PF1), que sugere que modelos são associados a conjunto de questões. Logo, ao se coletar informações junto ao funcionários e operadores do sistema a ser simulado é muito importante que sejam feitas perguntas pertinentes que ajudarão a conceber o modelo. Outros princípios que também auxiliam esta etapa são AP4 e MP4. O quadro 5.3 a seguir especifica os elementos básicos desta etapa.

Quadro 5.3. – Etapa nº 03 – Aquisição de conhecimento

Etapa nº 03	Título: Aquisição do conhecimento
--------------------	--

Descrição: esta etapa consiste na execução do método de aquisição do conhecimento escolhido anteriormente. Todo o planejamento e preparação da etapa anterior é destinada a execução desta etapa.	
Documento: doc03	Função: Aquisição Conhecimento
Responsável: AM	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG e alguns funcionários da empresa.	
Princípios direcionadores: PF1, AP4, MP4	

A quarta etapa representa o fim da aquisição do conhecimento. Nesta etapa deverá ser feita a análise final das informações coletadas e uma nova especificação do contexto da simulação, se for necessário. É muito importante ressaltar que as informações colhidas até este ponto serão usadas durante todo o processo de modelagem conceitual. Logo, é de grande importância que as etapas até aqui sejam feitas com muito cuidado para evitar a necessidade de refazê-las, onerando os custos e atrasando o cronograma do projeto.

Por fim, esta quarta etapa deve seguir o princípio AP5, ou seja, após a aquisição do conhecimento os simulacionistas devem ver, de modo bem claro, qual é a utilidade do modelo. Os princípios PF1 e GC3 também são válidos nesta etapa, conforme mostra o quadro 5.4. a seguir.

Quadro 5.4. – Etapa nº 04 – Encerramento da aquisição de conhecimento

Etapa nº 04	Título: Encerramento da aquisição do conhecimento
Descrição: representa o fim da aquisição do conhecimento. Deverá ser feita uma análise final das informações coletadas e uma revisada no contexto da simulação.	
Documento: doc04	Função: Aquisição Conhecimento
Responsável: GP	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: AP5, PF1, GC3	

A etapa de número cinco inicia a modelagem conceitual. Após a aquisição do conhecimento o primeiro passo da modelagem conceitual é a abstração do modelo em seu nível mais amplo. O simulacionista deve identificar qual é a principal entidade que entra no sistema e qual é a principal entidade que sai do sistema, observando o sistema como uma caixa preta e da forma mais ampla possível, sem se preocupar, a princípio, com sua

estrutura interna. Aqui se observa o uso do princípio MG5 do presente autor e o princípio MP2 de Michael Pidd que sugere a parcimônia, comece pequeno e acrescente.

Outros princípios utilizados aqui estão relacionados com a abordagem *top-down*, como os princípios JH1, MG1 e MP3. O quadro 5.5. a seguir mostra os elementos básicos desta etapa.

Também é muito importante que fique claro qual será a principal medida de desempenho que será utilizada no modelo, e que tal medida de desempenho tenha uma relação direta com a entidade que alimenta e que é gerada pelo sistema.

Quadro 5.5. – Etapa nº 05 – Modelo principal

Etapa nº 05	Título: Modelo principal
Descrição: Abstração do modelo conceitual em seu processo majoritário, ou seja, definir a caixa preta principal, as entidades e a medida de desempenho.	
Documento: doc05	Função: Modelagem Conceitual
Responsável: AM	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: MG5, MP2, JH1, MG1, MP3	

O próximo passo (sexta etapa) é a decomposição da modelo principal em diversos sub-processos. Não deve haver uma preocupação na especificação de cada sub-processo. Apenas preocupe-se em decompô-lo em sub-processo da maneira mais natural possível. Claramente se observa o uso dos princípios MP2 e MP3 sugeridos por Michael Pidd e os princípios MG1 e MG5 sugeridos pelo presente autor.

O que definirá o limite de cada sub-processo dependerá das características de cada aplicação, mas a ordem de processamento e os limites físicos fornecem elementos para definir tais fronteiras na maioria dos casos. Para estabelecer as fronteiras entre um subsistema e outro é recomendado que o simulacionista utilize divisões já existentes no sistema, tais como: limites físicos, ordem de processamento, diferentes equipamentos, etc., enfim, estes limites representam a aplicação do princípio MG2. O quadro 5.6. a seguir especifica esta etapa.

Quadro 5.6. – Etapa n° 06 – Decomposição do modelo principal

Etapa n° 06	Título: Decomposição do modelo principal
Descrição: Decomposição do modelo principal em diversos sub-processo.	
Documento: doc06	Função: Modelagem Conceitual
Responsável: AM	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: MG1, MG2, MG5, MP2, MP3	

A sétima etapa inicia a especificação dos sub-modelos gerados pela decomposição anterior. A especificação iniciar-se-á pela identificação das entidades que alimentam e que são geradas por cada um dos sub-modelos postulados na etapa anterior. De um modo geral pode acontecer que a mesma entidade é que transita por todos os sub-modelos, ou então pode acontecer que uma entidade sofra mudanças à medida que trafega pelo sistema. Assim a entidade muda de nome em cada posto de processamento.

Observa-se que nesta etapa a preocupação é somente com as entidades que transitam entre os sub-modelos. Não há a necessidade de especificar propriamente o sub-modelo, mas sim especificar a ligação entre os sub-modelos e posteriormente haverá a etapa que especifica as entidades internas aos sub-modelos. O quadro 5.7. a seguir apresenta os elementos básicos desta etapa.

Para executar esta etapa usa-se o princípio MG4. Orientando-se pelo fluxo dos acontecimentos é possível identificar as entidades que alimentam e saem de cada um dos sub-modelos. Também é sugerido o uso de uma tabela para listar todas as entidades identificadas. Esta tabela é muito comum na maioria dos ambientes de simulação computacional, seu uso é um interessante recurso de apoio à modelagem, ajudando na transcrição para ambientes de simulação pela similaridade, ajuda no controle do processo de modelagem e na documentação de todo o processo de concepção do modelo.

Quadro 5.7. – Etapa nº 07 – Entidades de ligação

Etapa nº 07	Título: Entidades de ligação
Descrição: Especificar as entidades que transitam entre os sub-modelos.	
Documento: doc07	Função: Modelagem Conceitual
Responsável: AM	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: MG4, MG5	

A oitava etapa refere-se à identificação de atributos que as entidades especificadas na etapa anterior possam vir a ter. Esta etapa é de muita importância porque estes atributos possuem uma relação muito íntima com as medidas de desempenho desejadas para o modelo. Logo, a identificação destes atributos levam à identificação de como a medida de desempenho será formada, caso esta medida de desempenho não seja aquelas medidas tradicionais que já estão definidas nos *softwares* de simulação (geralmente derivadas dos acumuladores estatísticos).

Um princípio direcionador desta etapa é o MG5, aonde, após a abstração e decomposição, é feita a especificação. E definir os atributos das entidades é uma tarefa de especificação. O quadro 5.8. a seguir mostra os elementos básicos desta etapa.

Quadro 5.8. – Etapa nº 08 – Atributos das Entidades

Etapa nº 08	Título: Atributos das entidades
Descrição: Especificar atributos que entidades possam possuir.	
Documento: doc08	Função: Modelagem Conceitual
Responsável: AM	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: MG5	

A nona etapa visa a identificação de algum tipo de recurso que é utilizado para transportar as entidades entre os subsistemas, caso haja identifique-o. Verifique se o recurso utilizado é alocado exclusivamente a entidade (uma ponte rolante ou um guindaste, por exemplo) ou se este recurso permite ser utilizado por mais de uma entidade ao mesmo tempo (uma esteira), verifique a capacidade e a quantidade dos recursos de transporte.

Observe que poderá haver diversos outros recurso no sistema, inclusive utilizados durante o transporte, como: *pallets*, cestos e vagões. É sugerido que o simulacionista utilize uma tabela para listar todos os recursos de transporte identificados na etapa anterior, tal como a tabela para a listagem das entidades. A tabela de listagem dos recursos de transportes ajudará a manter sob controle os recursos de transporte pela documentação e ajudará na transcrição para ambientes de simulação pela similaridade com as tabelas existentes nestes ambientes.

Tal como na etapa anterior, o princípio MG5 é aqui usado, pois definir os elementos de transportes e recursos usados é uma tarefa de especificação. O quadro 5.9. a seguir mostra os elementos básicos desta etapa.

Quadro 5.9. – Etapa nº 09 – Elementos de transportes e outros recursos

Etapa nº 09	Título: Elementos de transporte e outros recursos	
Descrição: Especificar os elementos de transportes e demais recursos compartilhados entre os sub-modelos.		
Documento: doc09		Função: Modelagem Conceitual
Responsável: AM		
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG		
Princípios direcionadores: MG5		

A décima etapa é uma verificação que gera um *loop* (um processo iterativo) para nova decomposição dos sub-modelos que ainda são grandes o suficientes para serem desdobrados em novos sub-modelos.

Caso haja sub-modelos com tais propriedades, é necessário cumprir da quinta à nona etapa para cada sub-modelo decomposto. Caso não haja sub-modelos a serem decompostos, então passa-se à décima primeira etapa.

Os princípios utilizados aqui são todos aqueles que sugerem decomposições, divisões e novas necessidades de modelar, como os princípios MP2, MP3, AP2, AP3, MG2 e MG5, conforme mostra o quadro 5.10 a seguir.

Quadro 5.10. – Etapa nº 10 – Verificação da necessidade de novas decomposições

Etapa nº 10	Título: Verificação da necessidade de novas decomposições
Descrição: Verificar se há, ainda, sub-modelos grandes o suficientes para serem decompostos em outros sub-modelos.	
Documento: doc10	Função: Modelagem Conceitual
Responsável: AM	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: MP2, MP3, AP2, AP3, MG2, MG5	

A décima primeira etapa refere-se à especificação de cada um dos sub-modelos que compõem o modelo conceitual. Cada sub-modelo deve ser tratado separadamente, verificando a estrutura interna básica e construindo um processo que descreva o funcionamento deste sub-modelo. Enfim, inicia-se a modelagem e especificação dos sub-modelos (princípio MG5).

De um modo geral, o esquema básico da modelagem consiste na verificação das atividades pertencentes a cada sub-modelo, segundo o fluxo dos acontecimentos (MG4). Depois, para cada uma das atividade, é necessário definir dois eventos, um que denota o início da atividade e outro que denota o seu fim. Também é necessário verificar a necessidade de se utilizarem recursos e a necessidade de requisição de transporte.

Uma sugestão que facilita o trabalho de transcrição, mas que faz pouca diferença na modelagem conceitual é verificar como os recursos são usados pelas atividades, pois há recursos que são de uso exclusivo e outros recursos que podem ser compartilhados.

Segundo o princípio AP1 é necessário usar uma ferramenta de modelagem, e nesta tese é sugerido o uso de uma linguagem de modelagem baseada em uma simplificação dos modelos de processos EPC, esta linguagem de modelagem conta com apenas sete símbolos, incluindo as setas de ligação e os conectivos lógicos. Tal simplificação contribui no sentido de satisfazer os princípio CG1, CG2 e MG3. O quadro 5.11 a seguir ilustra esta etapa.

É importante evidenciar que os modelos a serem gerados nesta etapa devem ser dois, um mais formal para fins de documentação e transcrição, e outro mais livre para fins de validação junto aos operadores do sistema modelado.

Quadro 5.11. – Etapa nº 11 – Modelagem e especificação dos sub-modelos

Etapa nº 11	Título: Modelagem e especificação dos sub-modelos
Descrição: Modelar cada um dos sub-modelos e especificar a sua estrutura interna, entidades e atividades.	
Documento: doc11	Função: Modelagem Conceitual
Responsável: AM	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: AP1, GC2, GC3, MG3, MG4, MG5,	

A décima segunda etapa diz respeito à recomposição do modelo principal através do agrupamento dos diversos sub-modelos que o compõem. A decomposição do modelo principal facilita a modelagem, mas pode provocar problemas de coerência no modelo caso este não seja recomposto de maneira adequada.

Esta recomposição deve ser feita através da verificação das condições necessárias para o funcionamento dos sub-modelos que estão na seqüência do fluxo da entidade. Por exemplo, verifique se todos os recursos necessários para a execução da atividade subsequente estão disponíveis, pois pode ocorrer que este mesmo recurso tenha ficado esquecido na etapa anterior e compromete a execução do modelo com o um todo.

Esta etapa de recomposição segue os princípios MG1 e MG5, pois agora inicia-se a abordagem *botton-up* (MG1) e após a abstração, decomposição e especificação inicia-se a recomposição (MG5), tal como ilustra o quadro 5.12 a seguir.

Quadro 5.12. – Etapa nº 12 – Recomposição do Modelo Principal

Etapa nº 12	Título: Recomposição do Modelo Principal
Descrição: Verificar a coerência entre os sub-modelos de forma que, quando agrupados novamente em um único modelo, este funcionará adequadamente.	
Documento: doc12	Função: Modelagem Conceitual

Responsável: AM
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG
Princípios direcionadores: MG1, MG5

A décima terceira etapa diz respeito à especificação dos dados de entrada a serem utilizados no modelo. Isto envolve a contagem do número dos recursos disponíveis no sistema e definição dos dados de entrada que necessitarão de métodos estatísticos para a coleta de dados, pois estes são de natureza estocástica. Um princípio importante aqui é o MP5 que chama a atenção para não se apaixonar pelos dados, pois, por mais abundantes que estes podem estar, sempre é necessário usar o rigor estatístico para coleta e análise. O quadro 5.13 a seguir apresenta os elementos desta etapa.

Quadro 5.13. – Etapa nº 13 – Especificação dos dados de entrada

Etapa nº 13	Título: Especificação dos dados de entrada
Descrição: Especificar os dados de entrada, como número de recursos disponíveis e os dados que necessitarão de métodos estatísticos para a coleta de dados.	
Documento: doc13	Função: Coleta de dados estatística
Responsável: EST	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: MP5	

A décima quarta etapa diz respeito à escolha dos métodos estatísticos a serem utilizados para a coleta de dados dos dados de entrada que têm características estocásticas. Os princípios direcionadores aqui são MP5, já comentado na etapa anterior, e o AP2. O quadro 5.14 a seguir ilustra esta etapa.

Quadro 5.14 – Etapa nº 14 – Escolha dos métodos de amostragem

Etapa nº 14	Título: Escolha dos métodos de amostragem
Descrição: Escolher os métodos estatísticos para a coleta de dados dos dados de entrada de natureza estocástica.	
Documento: doc14	Função: Coleta de dados estatística
Responsável: EST	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: MG5, AP2	

Por fim, a décima quinta e última etapa diz respeito à análise dos dados coletados e à geração dos parâmetros dos dados de entrada, incluindo a definição da distribuição da probabilidade e seus parâmetros definidores para cada atividade estocástica. Novamente, o princípio MP5 é citado aqui. O quadro 5.15 a seguir mostra esta etapa.

Quadro 5.15 – Etapa nº 15 – Geração dos parâmetros de entrada

Etapa nº 15	Título: Geração dos parâmetros de entrada
Descrição: Analisar os dados coletados e gerar a distribuição de probabilidade e os parâmetros para cada processo de natureza estocástica.	
Documento: doc15	Função: Coleta de dados estatística
Responsável: EST	
Envolvidos: GP, AM, EST, PRG	
Princípios direcionadores: MP5	

5.4. Exemplo de utilização do roteiro

A seguir será apresentado um exemplo em que a aplicação do roteiro foi bem sucedida. Não se pretende usar este exemplo como estudo de caso, apenas como exemplo ilustrativo de como o roteiro deve ser usado e chamar a atenção para alguns pontos que ainda merecem maior atenção e cuidados na modelagem.

O exemplo de simulação foi aplicado em uma Siderúrgica que aqui será chamada pelo nome fantasia de Aço Forte. Representantes desta Siderúrgica procuraram o NAE&GM (Núcleo de Administração Estratégica e Gestão da Manufatura, um núcleo de pesquisa do DEF / FEM / UNICAMP) para desenvolver um projeto de simulação para estudar o processo de produção de aço a fim de se determinar as dificuldades enfrentadas no aumento na produção de aço dos atuais 420 mil toneladas/ano para 850 mil toneladas/ano.

Embora o nome da Siderúrgica seja preservado, todos os dados e descrição dos processos são reais, assim como a aplicação do roteiro que será apresentada a seguir, etapa á etapa.

1ª Etapa: aqui se tem o primeiro contato da equipe que desenvolverá o modelo de simulação com o ambiente a ser simulado. Nesta etapa o objetivo é familiarizar a equipe que desenvolverá a simulação com o ambiente a ser simulado através do reconhecimento dos elementos básicos, das principais operações, das medidas de desempenho e do escopo da simulação. Estas informações foram obtidas a partir de conversas com o funcionário responsável pela contratação do serviço de simulação, não havendo contato dos simulacionistas com a planta até este ponto. O quadro 5.16 a seguir apresenta o formulário preenchido com estas informações.

Quadro 5.16 – Contexto da Simulação

Formulário: doc01	Etapa 01 - Contexto da Simulação
Analista: GP, AM, EST, PRG	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 20/06/2004	
<p>Descrição do Sistema: o sistema a ser simulado é a aciaria (onde se produz o aço) de uma siderúrgica. Trata-se de planta industrial com características híbridas, de processo contínuo e discreto. O aço é produzido, basicamente, a partir de sucata. O transporte é feito por tratores e pontes rolantes e o aço é transportado em cestos e painéis (em todos os estágios de produção). A produção atual é de 420.000 ton/ano e deseja-se expandir para 850.000 ton./ano. A planta funciona ininterruptamente, em três turnos de oito horas cada.</p>	
<p>Principais Operações do Sistema: as operações básicas do sistema são:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Pátio de Matéria-prima (PMP): onde se inicia o processo com o enchimento dos cestos para a fusão. O cesto é enchido sobre uma balança por uma ponte rolante, sua composição é, em sua maioria, sucata; mas também há outros elementos: cal, ferro gusa, coque. • Forno FEA: local onde é feita a primeira fusão da matéria-prima. São necessários três cestos para que seja feita a fusão no forno FEA. • Forno Painel (FP): é a segunda fusão do aço, com o objetivo de ajustar a composição do aço. Note que é necessário transferir todo o aço fundido do forno FEA para o FP; • Lingotamento: é o processo de fabricação dos tarugos nas dimensões especificadas. Os tarugos devem ser resfriados para que possam ser transportados, o que leva um tempo considerável. • Área de Manutenção: local onde é feita a manutenção de recursos, como as painéis, cestos e tundish (usados para transportar o aço em todas as etapas de produção). 	
<p>Propósito do modelo de simulação: estudo da capacidade instalada e níveis de utilização dos equipamentos, determinação de gargalos do processo de produção de aço, análise do fluxo de material e determinação dos níveis de estoque.</p>	
<p>Questões motivadoras:</p> <p>Qual é a real capacidade de produção da aciaria? Quais são os equipamentos no limite da capacidade? Qual é o gargalo do processo produtivo? Qual é o nível de estoque em processo e de produto acabado?</p>	

Medidas de desempenho: Quantidade de aço produzida por determinado período de tempo; nível de utilização de equipamentos; nível de estoque em processo e de produto acabado.
Entidades Básicas do Sistema: atividades de transformação do produto (PMP, FEA, FP, Lingotamento, Manutenção), elementos de transportes (pontes rolantes, trolleys, trator).
Dados de entrada: tempo de execução das atividades, quantidade dos recursos, capacidade dos equipamentos, velocidade e distâncias percorridas, frequência e tempo na manutenção.
Responsável: GP

2ª Etapa: esta etapa inicia o planejamento e preparação para a aquisição do conhecimento junto ao ambiente a ser simulado. Os métodos escolhidos para adquirir este conhecimento foram: entrevistas não-estruturadas e a observação direta do sistema. A escolha destes métodos se deu em função da facilidade de acesso à planta e da natureza do processo produtivo que é bastante reveladora por si só. Mas houve necessidade de se entrevistar alguns funcionários para obter informações que não são extraídas da observação direta.

O quadro 5.17 a seguir ilustra a decisão sobre o tipo de método de aquisição do conhecimento escolhido e alguns aspectos do planejamento desta tarefa.

Quadro 5.17 – Escolha do método de aquisição do conhecimento

Formulário: doc02	Etapa 02 - Escolha do método de aquisição do conhecimento
Analistas: AM, EST, GP, PRG	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 23/06/2004	
Método de Aquisição do Conhecimento: a aquisição do conhecimento será feita usando dois métodos: entrevista não estruturada e observação direta.	
Justificativa da Escolha: optou-se em usar a observação direta devido à alta quantidade de visitas e facilidade de trânsito encontrada na planta. Mais além, não há restrição de acesso e todos os processos de produção são facilmente visíveis e observáveis. Não há necessidade de se parar o processo produtivo e nem há equipamentos e processos secretos. As entrevista serão usadas devido à necessidade de se obter detalhes que não podem ser capturados pela observação direta.	
Planejamento da Aquisição do Conhecimento: A observação direta será feita na próxima viagem até o cliente e participará todos os analistas que estarão na viagem. Cada analista anotará suas observações em formulário próprio que será compilado em um único documento posteriormente. As entrevistas serão feitas pelo analista Marcos Georges a dois funcionários da empresa, preferencialmente um gerente e um operador do processo produtivo. Não há um roteiro definido para a entrevista, mas alguns pontos devem ser enfocados:	

capacidades, tempos, eventuais problemas.

Responsável: AM

3ªEtapa: esta etapa é a execução da aquisição do conhecimento segundo os métodos escolhidos e preparados na etapa anterior. A observação direta foi feita durante uma visita à planta e cada um dos analistas fazia suas anotações. O quadro 5.18 a seguir mostra o resumo das informações coletadas.

Quadro 5.18 – Resumo da aquisição do conhecimento via observação direta

Formulário: doc03	Etapa 03 - Aquisição do conhecimento
Analista: AM,GP,EST,PRG	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 27/06/2004	
Resumo da Observação direta:	
<p>A AÇO FORTE produz vergalhões e perfis para a construção civil. Estes produtos são obtidos através da laminação de tarugos produzidos na Aciaria. Os tarugos são produzidos em diferentes formas: segundo o grau de carbono (alto e baixo carbono), o "diâmetro" da seção quadrada (120, 130 e 150 mm) e o comprimento (6 e 12 m).</p>	
<p>O processo produtivo é, relativamente, simples. As atividades elementares que compõe o processo produtivo do aço pode ser dividido em:</p>	
<ul style="list-style-type: none">• Confecção do cesto no Pátio de Matéria-Prima (PMP);• Fusão primária do aço no Forno Elétrico a Arco (FEA);• Fusão secundária e Refinamento do aço no Forno Panela (FP);• Lingotamento Contínuo e Movimentação de Tarugos;• Área de Manutenção;	
<p>A confecção de cestos no pátio de sucata (PMP) é feita através do empilhamento de camadas de matérias-primas diversas: ferro-gusa, sucatas diferentes (estamparia, estamparia compacta, diversos, diversos compacta, etc), cal, coque, etc., segundo uma formulação (em toneladas de cada matéria-prima). O cesto é disposto sobre um trolley (um carrinho sob trilhos), que, por sua vez, é posicionado sobre uma balança. Através desta balança é possível controlar a quantidade despejada de cada tipo de matéria-prima. Grosso modo, há duas formulações: para aços comuns e para aços nobres (a de aço nobre utiliza mais sucata de estamparia que a de aço comum, por exemplo, e por isto é chamada de "sucata limpa"). Uma vez completo, o cesto é transferido, via trolley puxado por trator, até a aciaria.</p>	
<p>As matérias-primas são dispostas em baias e transportadas para os cestos através de pontes. Duas pontes usam eletro-ímã; a terceira ponte usa garra mecânica (para gusa, por exemplo, é necessário utilizar a ponte com eletro-ímã). Na formação dos cestos apenas duas pontes são utilizadas (uma com eletro-ímã e a outra com a garra); assim a terceira ponte é reservada para o descarregamento das cargas de matérias-primas nas baias. Há duas balanças distintas no pátio de sucatas. Uma limitação do pátio de sucata é a de que não é possível ocorrer simultaneamente descarregamento de matérias-primas em dois cestos.</p>	
<p>Na aciaria os cestos são jogados no Forno FEA (por pontes rolantes) onde</p>	

ocorre a fusão primária desta sucata. Atualmente são necessários três cestos de sucatas para acionar o forno FEA. Após a fusão, o aço líquido é transferido (por vazamento) para uma Panela que é transportada por pontes rolantes até o Forno Panela.

No Forno Panela ocorre a fusão secundária e refinamento do aço (para ajuste da composição do aço), se necessário ocorre a adição de compostos para corrigir a composição do aço. Após o refino a Panela é transportada (via ponte rolante) para a Torre do Lingotamento Contínuo (LC).

No LC o aço da Panela é transferido para o *Tundish* que é usado para o lingotamento do aço. O Lingotamento nunca deve ser interrompido, logo, há dois *tundish* onde um deles sempre está lingotando e o outro aguardando uma nova Panela cheia de aço.

As Painelas, os cestos e os *tundishes* são levados para a manutenção com uma frequência determinada. As painelas e os cestos vão para a manutenção a cada 100 corridas, e o *tundish* é levado para a manutenção quando se muda o tipo de aço produzido.

O transporte entre estas atividades é feito em diferentes modais: tratores e pontes rolantes. Os tratores somente transportam os cestos sob trolleys do Pátio de Matéria-Prima (PMP) até um local próximo do Forno FEA. Todas as outras atividades de transportes são realizadas por pontes rolantes, a saber:

- transporte dos cestos do trolley para chão da aciaria;
- transporte dos cestos do chão para o forno (FEA);
- transporte das painelas do FEA para o forno painela (FP);
- transporte das painelas do forno painela para a torre da máquina de lingotamento contínuo (LC);
- transporte das painelas do LC para a área de reparação de painelas;
- transportes diversos na área de reparação;
- transporte das painelas para o vazamento no FEA;
- substituição dos eletrodos nos FEA;

Atualmente, uma corrida (53 t de aço) requer três cestos de sucata: o primeiro de 27,5 t, o segundo de 23,0 t e o terceiro de 8,0 ou 9,0 t. Um dos objetivos do projeto é simular a utilização de apenas dois cestos: um de 31,5 t e o outro de 27,0 ou 28,0 t. O número de cestos por corrida, atualmente igual a 3, e eventualmente igual a 2.

A atual capacidade de produção na Aciaria da SAF é de 420.000 t/ano. O plano de expansão em curso visa elevar esta capacidade para 850.000 t/ano. A seguinte tabela indica a capacidade de produção (em 1000 t/ano) nos recursos chave do sistema de acordo com a programação de investimentos. O valor em negrito indica o recurso de produção gargalo.

Status	PMP	FEA	FP	LC
Situação Atual	600	650	850	420
Construção Nova Máquina LC	600	650	850	900
Novo Pátio de Sucata	1000	650	850	900
Mudança do FEA2 para EBT	1000	850	850	900

O regime de funcionamento da aciaria é de 24 h nos dias úteis e de 21 h no fim de semana e feriados. Os períodos dos turnos são os seguintes: [07:00,15:00], [15:00,23:00] e [23:00,07:00].

Para transformação das velocidades de m/min para t/min considerar a seção quadrada e a densidade do aço igual a 7650 kg/m³.

Responsável: AM

4ªEtapa: aqui se conclui a aquisição do conhecimento. Nesta etapa é necessário que seja feita uma análise considerando se as informações coletadas foram suficientes ou não. Caso sejam suficientes encerra-se esta etapa e inicia-se a modelagem conceitual. O quadro 5.19 a seguir ilustra a execução desta etapa.

Quadro 5.19 – Conclusões sobre a aquisição do conhecimento

Formulário: doc04	Etapa 04 - Encerramento da aquisição do conhecimento
Analista: GP, AM, EST, PRG	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 28/06/2004	
Conclusões sobre a Aquisição do Conhecimento: As informações levantadas via observação direta e entrevista mostram-se suficientes para iniciar a modelagem conceitual do processo produtivo da aciaria. Sendo assim, não há a necessidade de se obter novas informações (exceto para definir os dados de entrada do modelo) e esta etapa é dada por encerrada.	
Necessidade de mais informações: Não.	
Responsável: GP	

5ªEtapa: nesta etapa inicia-se a modelagem conceitual. O primeiro passo da modelagem conceitual é a abstração do modelo em seu nível mais amplo, tal como imaginá-lo como sendo uma caixa preta, identificando ainda as entidades que entram e que saem desta caixa.

No caso da siderúrgica esta etapa foi muito simples, pois somente há um tipo de entidade que entra – a sucata – e um tipo de entidade que sai – os lingotes. Embora haja diversos tipos de sucata e a siderúrgica produza mais de um tipo de lingote, optou-se em definir apenas uma entidade que entra e que sai, pois o objetivo da simulação, no primeiro momento, é a análise da capacidade e dos gargalos na produção. Logo, especificar os diversos tipos de sucata e lingotes só traria complicações desnecessárias no primeiro momento. O quadro 5.20 a seguir ilustra a execução desta etapa.

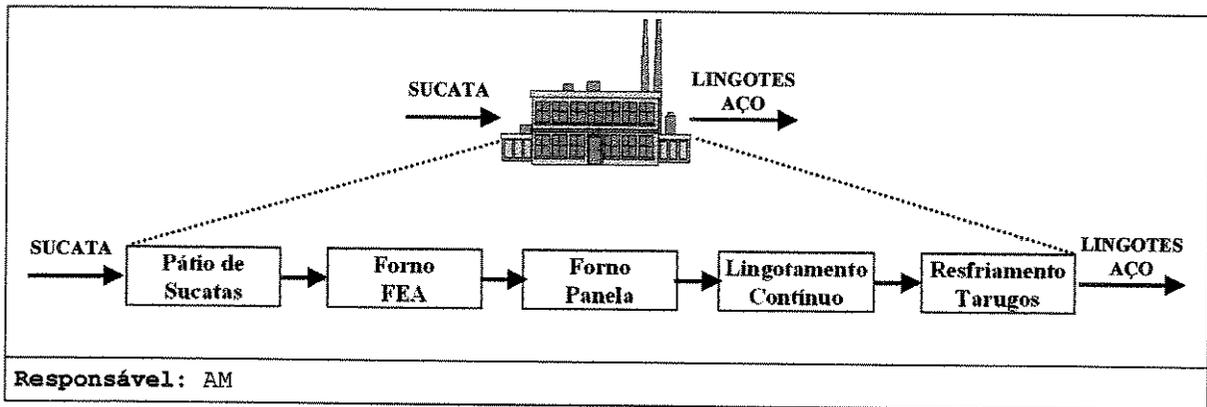
Quadro 5.20 – Primeira etapa da modelagem conceitual

Formulário: doc05	Etapa 05 - Modelo Principal
Analista: AM	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 30/06/2004	
<p>Modelo Principal: Na siderúrgica a entidade que entra é sucata e a entidade que sai são os lingotes de aço (tarugos). A medida de desempenho de interesse é a quantidade de lingotes produzido no ano, em toneladas, e também há interesse nos níveis de utilização dos equipamentos e recursos usados.</p>	
Responsável: AM	

6ª Etapa: a sexta etapa corresponde à decomposição do modelo principal, postulado na etapa anterior, em diversos sub-modelos de dimensão menor. No caso da Aciaria da Siderúrgica o que definirá as fronteiras de cada sub modelo será a ordem de processamento do aço, desde a entrada no sistema na forma de sucata até o processo de resfriamento dos lingotes, quando tornam-se aptos para o transporte e, portanto, disponíveis para deixar o sistema. O quadro 5.21 a seguir mostra esta etapa aplicada ao caso da Siderúrgica Aço Forte.

Quadro 5.21 – Desdobramento do modelo Principal em Sub Modelos

Formulário: doc06	Etapa 06 - Decomposição do Modelo Principal
Analista: AM	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 05/07/2004	
<p>Decomposição do Modelo Principal: O modelo principal terá as seguintes subdivisões do processo produtivo:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Pátio de Sucatas; • Forno FEA; • Forno Panela; • Lingotamento Contínuo; • Resfriamento dos Tarugos (inclui manutenção); 	



Além de haver uma delimitação bastante clara no processo de transformação da sucata em aço, há também, para o caso da aciaria da siderúrgica, uma delimitação bastante visível do ponto de vista físico, o que pode ser visto na planta da aciaria exposta na figura 5.3. a seguir.

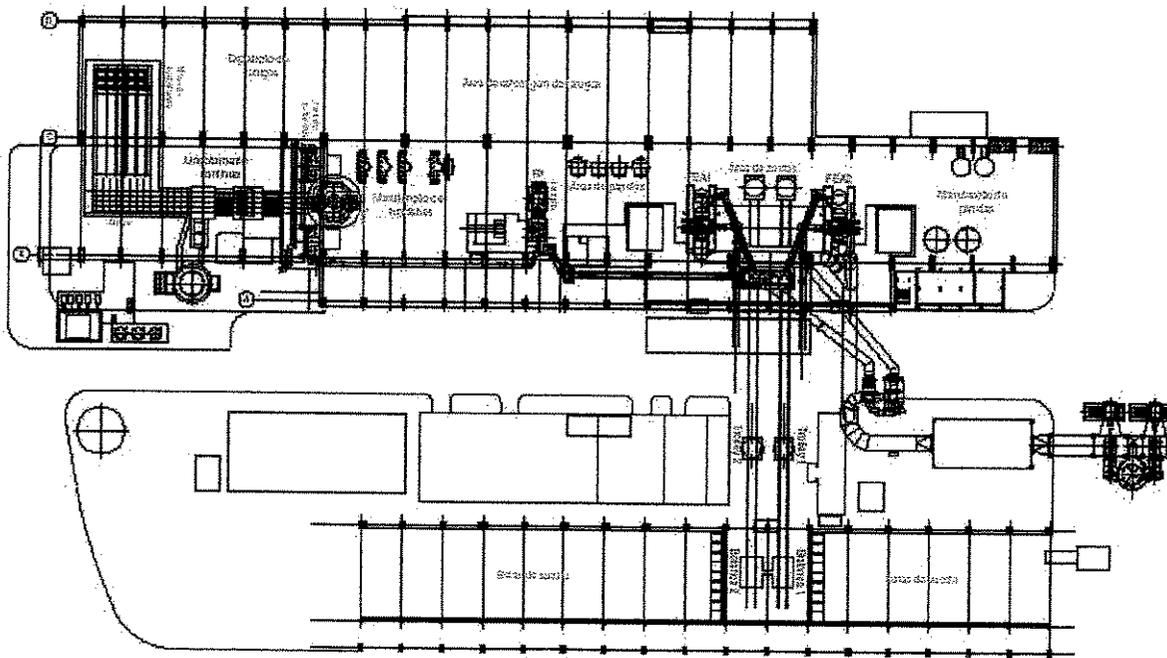
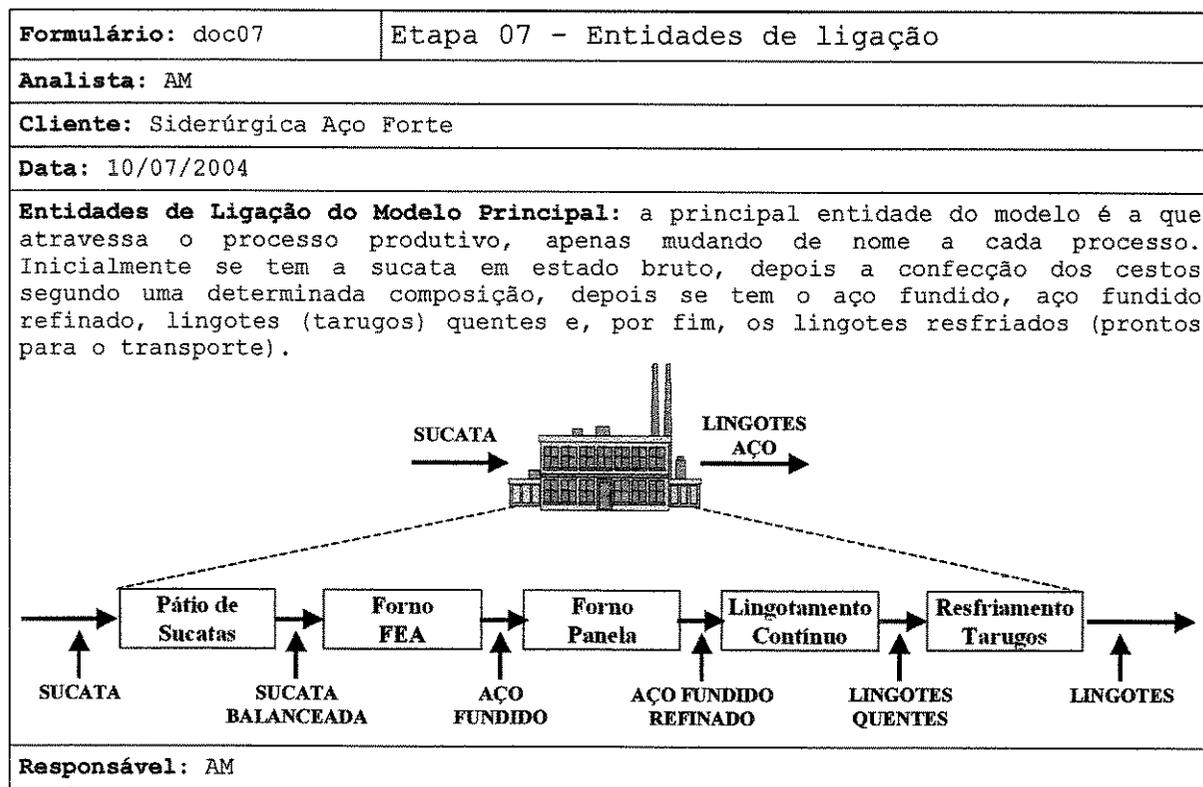


Figura 5.2 – Planta da Aciaria da Siderúrgica

7ª Etapa: esta etapa destina-se à identificação das entidades que transitam entre os sub-modelos. Não há, neste momento, preocupação em identificar as entidades internas a cada sub-modelo, mas somente as entidades entre os sub-modelos. Estas entidades de ligação serão de grande importância para manter a coerência do modelo principal, uma vez que este foi decomposto em vários sub-modelos.

No caso da siderúrgica, as entidades de ligação correspondem aos diversos estados que o produto apresenta durante seu processo de fabricação. Ou seja, as entidades de ligação correspondem aos diferentes estados de transformação do aço, desde a sucata até o lingote resfriado pronto para o transporte. É claro que estas entidades diferem entre si não somente pelo grau de processamento, mas também há diferenças de quantidade (peso) e outras características que diferenciam cada uma das entidades de ligação.

Quadro 5.22 – Entidades de ligação entre sub-modelos



Na tabela 5.1 estão listadas todas as entidades em uma tabela que se assemelha muito às tabelas existentes nos *softwares* de simulação. Para cada entidade identificada há sua origem e seu destino.

Tabela 5.1 – Listagem das Entidades do Modelo

nº	Nome da Entidade	Origem	Destino
01	Sucata	Externo	Pátio de Sucatas
02	Sucata Balanceada	Pátio de Sucatas	Forno FEA
03	Aço Fundido	Forno FEA	Forno Panela

04	Aço Fundido Refinado	Forno Panela	Lingotamento Contínuo
05	Lingotes Quentes	Lingotamento Contínuo	Resfriamento Tarugos
06	Lingotes	Resfriamento Tarugos	Pátio Tarugos

8ªEtapa: nesta etapa a tarefa é identificar os atributos que as entidades especificadas na etapa anterior possuem. É muito importante identificar estes atributos porque, na maioria das vezes, a medida de desempenho do modelo de simulação depende deste atributo.

Para o exemplo da Siderúrgica Aço Forte a medida de desempenho desejada é a quantidade de aço produzida. Logo, as entidades devem possuir um atributo relacionado com o peso, pois a produção de aço é medida em unidades de peso por tempo, no caso, toneladas por ano. Também há a necessidade de se definir atributos que poderão afetar o tempo de processamento das entidades. Neste caso será definida a temperatura dos lingotes, já que o tempo de resfriamento é proporcional à temperatura de saída. Outros atributos também poderiam ser definidos, como o grau de pureza do aço (o que exige refinamentos), a quantidade de carbono (o que define o tipo de aço) entre outros atributos. Veja o quadro 5.23 a seguir.

Quadro 5.23. – Identificação dos atributos das Entidades

Formulário: doc08	Etapa 08 - Atributos das Entidades
Analista: AM	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 13/07/2004	
Atributos das Entidades de Ligação do Modelo Principal: Os atributos de cada uma das entidades são: <ul style="list-style-type: none"> • Sucata :não há; • Sucata Balanceada :peso (ton.); • Aço Fundido :peso (ton.); • Aço Fund. Refinado :peso (ton.); • Lingotes Quentes :peso (ton.), temperatura (°C); • Lingotes :peso (ton.), temperatura (°C); 	
Responsável: AM	

9ªEtapa: a nona etapa refere-se à identificação dos recursos usados pelas entidades de ligação durante a sua transferência entre os sub-modelos. É muito importante

esta identificação, pois só haverá a transferência entre os sub-modelos quando as entidades e os recursos usados estiverem disponíveis.

Para o caso da siderúrgica, as entidades de ligação necessitam de elementos de transportes e, em alguns casos, de outros recursos, e, como em todo lugar, tais recursos são sempre limitados.

Os elementos de transportes (que também é um recurso) são apenas dois: trator e ponte rolante, esta última executando o transporte entre a maioria das estações de trabalho. Os demais recursos usados durante o transporte das entidades de ligação são: cestos, *trolley* e painéis. É importante mencionar que existem recursos que são usados apenas internamente a um sub-modelo. Estes recursos serão especificados na ocasião da modelagem dos sub-modelos. O quadro 5.24 ilustra a aplicação desta etapa no caso da Siderúrgica Aço Forte

Quadro 5.24 – Elementos de transporte entre os sub-modelos

Formulário: doc09	Etapa 09 – Elementos de Transportes e outros recursos
Analista: AM	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 17/07/2004	
<p>Os elementos de Transportes e outros recursos usados são: Os elementos de transportes e demais recursos usados para transportar as entidades de ligação são:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Trator, <i>Trolley</i> e Cesto entre Pátio de Sucatas e Forno FEA; • Ponte Rolante e Painel entre Forno FEA e Forno Painel; • Ponte Rolante e Painel entre Forno Painel e Lingotamento Contínuo; • Ponte Rolante e Painel entre Lingotamento Contínuo e Resfriamento dos Tarugos; 	
<pre> graph LR SUCATA --> PS[Pátio de Sucatas] PS -- "TRATOR+ TROLLEY+ CESTOS" --> FE[Forno FEA] SUCATA_BALANCEADA[SUCATA BALANCEADA] --> FE FE -- "PONTES ROLANTES+ PAINELAS" --> FP[Forno Painel] ACO_FUNDIDO[AÇO FUNDIDO] --> FP FP -- "PONTES ROLANTES+ PAINEL" --> LC[Lingotamento Contínuo] ACO_FUNDIDO_REFINADO[AÇO FUNDIDO REFINADO] --> LC LC -- "PONTES ROLANTES" --> RT[Resfriamento Tarugos] LINGOTES_QUENTES[LINGOTES QUENTES] --> RT RT --> LINGOTES </pre>	
Responsável: AM	

A seguir, na tabela 5.2, estão listados todos os recursos usados em uma tabela que se assemelha muito às tabelas existentes nos *softwares* de simulação. Para o transporte da uma entidade entre sua origem e seu destino há a identificação do recurso de transporte e de demais recursos usados, também pode ser útil a indicação da velocidade que este veículo desempenha, sua capacidade de carga, a quantidade disponível e um *link* para a figura que representa este recurso na animação a ser gerada pela simulação.

Tabela 5.2 – Listagem dos Recursos de Transporte do Modelo

n°	Recurso de Transporte	Outro Recurso	Origem	Destino
01	Trator	Trolley, Cesto	Pátio de Sucata	Forno FEA
02	Pontes Rolantes	Panela	Forno FEA	Forno Panela
03	Pontes Rolantes	Panela	Forno Panela	Lingotamento Contínuo
04	Pontes Rolantes	-	Lingotamento Contínuo	Resfriamento Tarugo

10ª Etapa: esta etapa verifica a necessidade de novas decomposições dos sub-modelos. Caso haja um sub-modelo que seja grande o suficiente para ser dividido em outros sub-modelos é nesta etapa que se faz esta decomposição e, para esta nova decomposição, percorre-se as etapas de 5 a 9 para cada sub-modelo.

No caso da siderúrgica não há a necessidade de novas decomposições, pois os sub-modelos são partições adequadas do modelo principal, não sendo necessárias novas sub-divisões.

11ª Etapa: esta etapa é a considerada mais difícil, pois é nesta etapa que cada um dos sub-modelos será modelado efetivamente. O esquema básico de modelagem consiste em listar todas as atividades de cada um dos sub-modelos, definir eventos que iniciam e encerram cada atividade, definir pontos de filas e requisições para o uso de recursos.

Seguindo este roteiro básico é possível gerar a estrutura de funcionamento interna dos diversos sub-modelos que compõem o modelo principal. Esta estrutura interna deverá

estar descrita em uma linguagem formal para fins de transcrição, verificação e documentação e uma outra, em linguagem de fácil entendimento, para fins de validação do modelo junto aos operadores do sistema real.

No caso da Siderúrgica, esta etapa será feita separadamente para cada sub-modelo, a começar pelo Pátio de Sucatas e movimentação dos *Trolleys*, conforme ilustra o quadro 5.25 a seguir.

Quadro 5.25 – Modelagem e Especificação do sub-modelo Pátio de Sucatas

Formulário: doc11_a	Etapa 11 - Modelagem e Especificação dos sub-modelos: Pátio de Sucatas
Analista: AM	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 20/07/2004	
<p>Sub-modelo Pátio de Sucatas: as atividades do Pátio de Sucata cinco:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Carregamento dos cestos; • Transporte do cesto cheio até aciaria; • Descarregamento do cesto cheio na aciaria; • Carregamento do cesto vazio na aciaria; • Transporte do cesto vazio para a balança. <p>Para o carregamento dos cestos é necessário que estejam disponíveis os recursos <i>cesto</i> e <i>ponte rolante</i>, além de ter sido requisitada a confecção do cesto. Para o transporte do cesto cheio até a aciaria é necessário que estejam disponíveis os recursos: <i>trolley</i> e <i>trator</i>.</p> <p>Já o descarregamento na aciaria necessita da <i>ponte rolante</i>, mas há duas possibilidades para o destino do cesto: para o chão da aciaria ou diretamente para o forno FEA (caso o forno FEA esteja esperando o cesto). Então é necessário verificar o estado do forno FEA.</p> <p>Após o descarregamento do cesto cheio na aciaria, o <i>trolley</i> é utilizado para transportar os cestos vazios de volta para a balança, para isso é necessário que haja um cesto vazio e a disponibilidade da <i>ponte rolante</i>.</p> <p>Após o carregamento do cesto vazio no <i>trolley</i> requisita-se o <i>trator</i> que transporta o cesto de volta a balança para ser enchido novamente.</p> <p>Sendo assim é possível especificar as seguintes condições para a realização de cada atividade descrita acima:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Carregamento dos cestos: cesto vazio na balança + <i>ponte rolante</i>; • Transporte do cesto cheio até aciaria: cesto cheio + <i>trolley</i> + <i>trator</i> • Descarregamento do cesto cheio na aciaria: <i>ponte rolante</i> + (vaga no Forno ou vaga no chão); • Carregamento do cesto vazio no <i>trolley</i>: <i>trolley</i> + <i>ponte rolante</i> + cesto vazio; • Transporte do cesto vazio até a balança: <i>trator</i> 	
Responsável: AM	

Utilizando a linguagem adaptada da linguagem EPC é possível descrever o funcionamento do sistema em termos e, a partir daí, gerar os modelos conceituais deste processo. As figuras 5.3 e 5.4. a seguir ilustram o resultado final da modelagem conceitual deste sub-modelo.

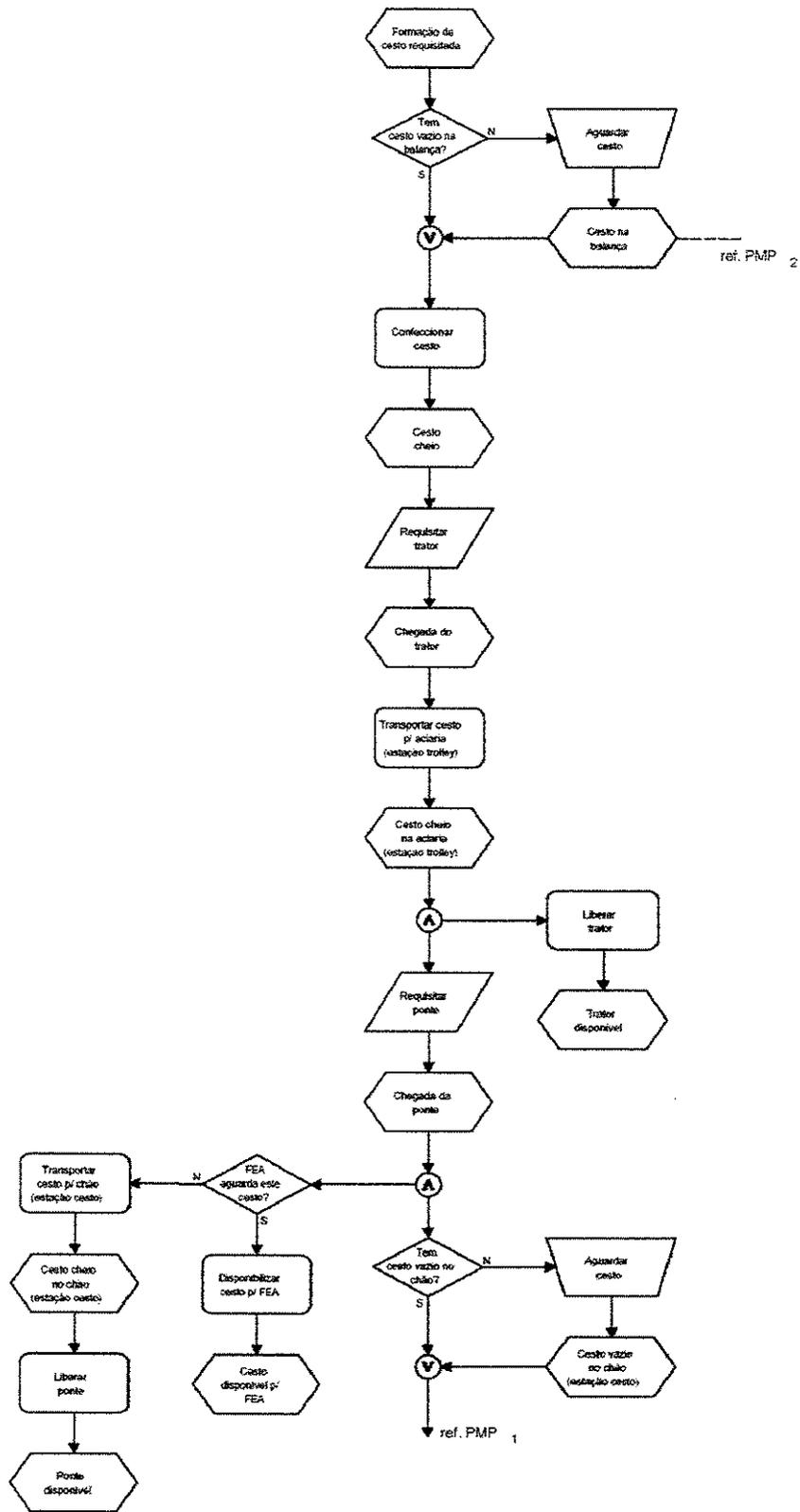


Figura 5.3 – Modelo Conceitual da Operação do Pátio de Sucata e Movimentação dos *Trolleys*

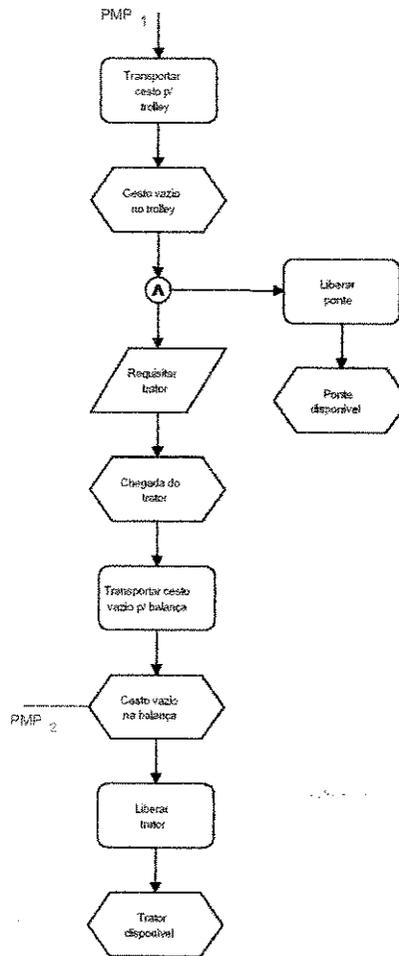


Figura 5.4 – Continuação do Modelo Conceitual da Operação do Pátio de Sucata e Movimentação dos *Trolleys*

Este mesmo modelo conceitual deve ser descrito em uma linguagem de fácil entendimento, de modo que qualquer funcionário do sistema real possa entendê-lo e, assim, será de grande utilidade para a validação do modelo perante todos aqueles que lidam todos os dias com o funcionamento do sistema real.

Uma vez que o modelo conceitual é submetido à averiguação e tenha sido aprovado pelos funcionários, este pode ser considerado uma representação verossímil do sistema real e, portanto, apto a ser usado com um modelo de simulação. A figura 5.5. a seguir ilustra a operação do Pátio de Sucata e Movimentação dos *Trolleys* descrito de maneira mais livre.

De maneira análoga ao sub-modelo Pátio de Sucatas, os demais sub-modelos são concebidos e, a seguir, encontram-se os quadros especificando a aplicação desta etapa. A saber, o quadro 5.26 refere-se ao sub-modelo Forno FEA, o quadro 5.27 refere-se ao Forno Panela e o quadro 5.28 refere-se ao Lingotamento Contínuo.

Os modelos conceituais formais e livres para cada um dos sub-modelos restantes também encontram-se a seguir, iniciando pela operação do Forno FEA (figuras 5.6, 5.7 e 5.8), Forno Panela (5.10, 5.11 e 5.12) e Lingotamento Contínuo (figuras 5.13, 5.14, 5.15, 5.16, 5.17 e 5.18).

Quadro 5.26 – Modelagem e Especificação do sub-modelo Forno FEA

Formulário: doc11_b	Etapa 11 – Modelagem e Especificação dos sub-modelos: Forno FEA
Analista: AM	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 20/07/2004	
<p>Sub-modelo Forno FEA: as atividades do Forno FEA são:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Transportar o cesto cheio para o FEA; • Descarregamento do cesto no FEA; • Fusão do Aço • Transporte do Cesto vazio; • Refino do Aço (após fusão de 3 cestos); • Posicionamento da Panela no FEA; • Vazamento do Aço; • Transporte da Panela cheia; • Manutenção do Forno FEA <p>O transporte do cesto cheio para o FEA se dá somente quando a ponte rolante estiver disponível e o FEA requisitar o cesto. O cesto pode se originar do chão da aciaria ou diretamente do trolley. Após o transporte do cesto cheio é necessário descarregá-lo, usando a própria ponte rolante na mesma viagem e, ainda na mesma viagem da ponte rolante, é necessário transportar o cesto vazio, ou para o chão da aciaria ou para o trolley caso este já esteja esperando pelo cesto.</p> <p>Após cada descarregamento é feita a fusão do aço, ou seja, aciona-se os eletrodos do Forno FEA e funde-se o aço. Após o carregamento de três cestos e a fusão deles é feito o refino do aço. Após o refino, é feito o vazamento deste aço refinado, o que ocorre somente se a Panela estiver posicionada sob a válvula de vazamento do FEA. Este posicionamento depende da disponibilidade da ponte rolante e de uma Panela Vazia. A Panela Cheia deve ser transportada para o Forno Panela, o que é feito mediante o uso das pontes rolantes e requisição do FP, caso contrário a panela cheia é transportada para o chão da aciaria para aguardar requisição do FP. A manutenção ocorre quando requerida.</p> <p>Sendo assim é possível especificar as seguintes condições para a realização de cada atividade descrita acima:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Transportar o cesto cheio para o FEA: requisição do FEA + ponte rolante + cesto cheio; • Descarregamento do cesto no FEA: requisição do FEA + ponte rolante + cesto cheio; 	

- Fusão do Aço: cesto descarregado;
- Transporte do Cesto vazio: cesto vazio + ponte rolante;
- Refino do Aço: 3 cestos descarregados;
- Posicionamento da Panela no FEA: ponte rolante + panela vazia + posição da panela no FEA vaga;
- Vazamento do Aço: aço refinado + panela na posição;
- Transporte da Panela cheia: ponte rolante + Panela Cheia;

Responsável: AM

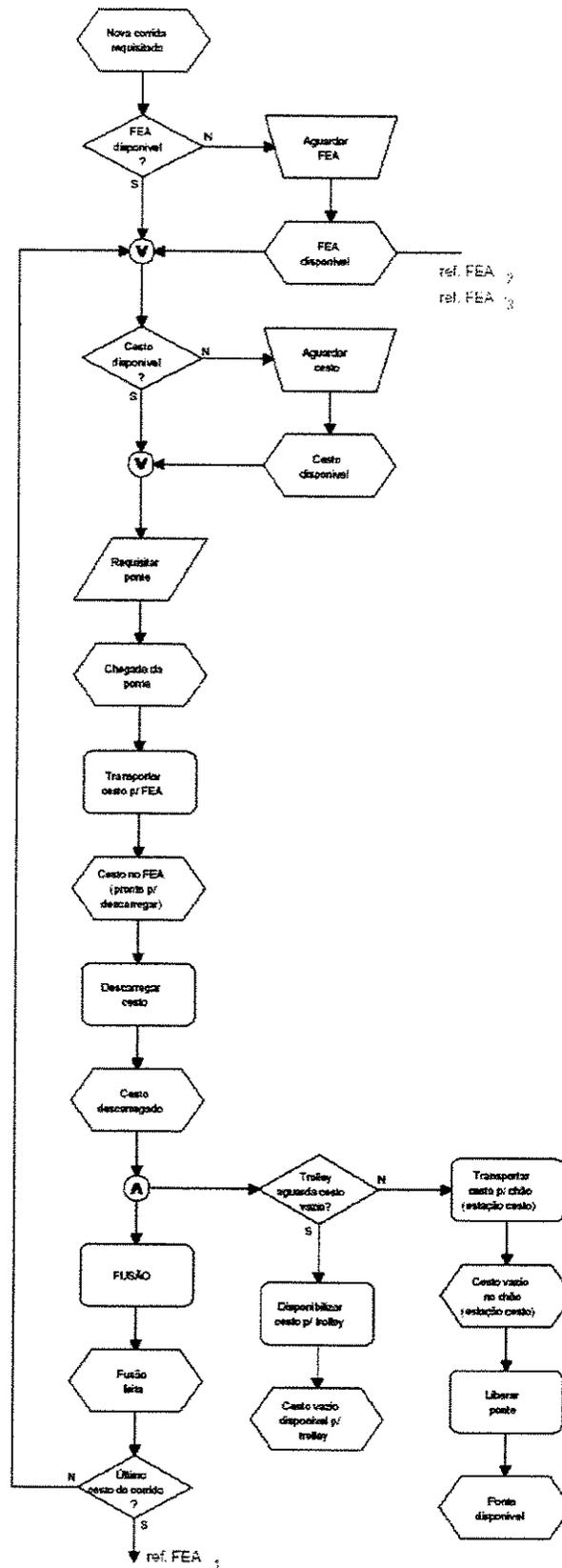


Figura 5.6 –Modelo Conceitual da Operação Forno FEA

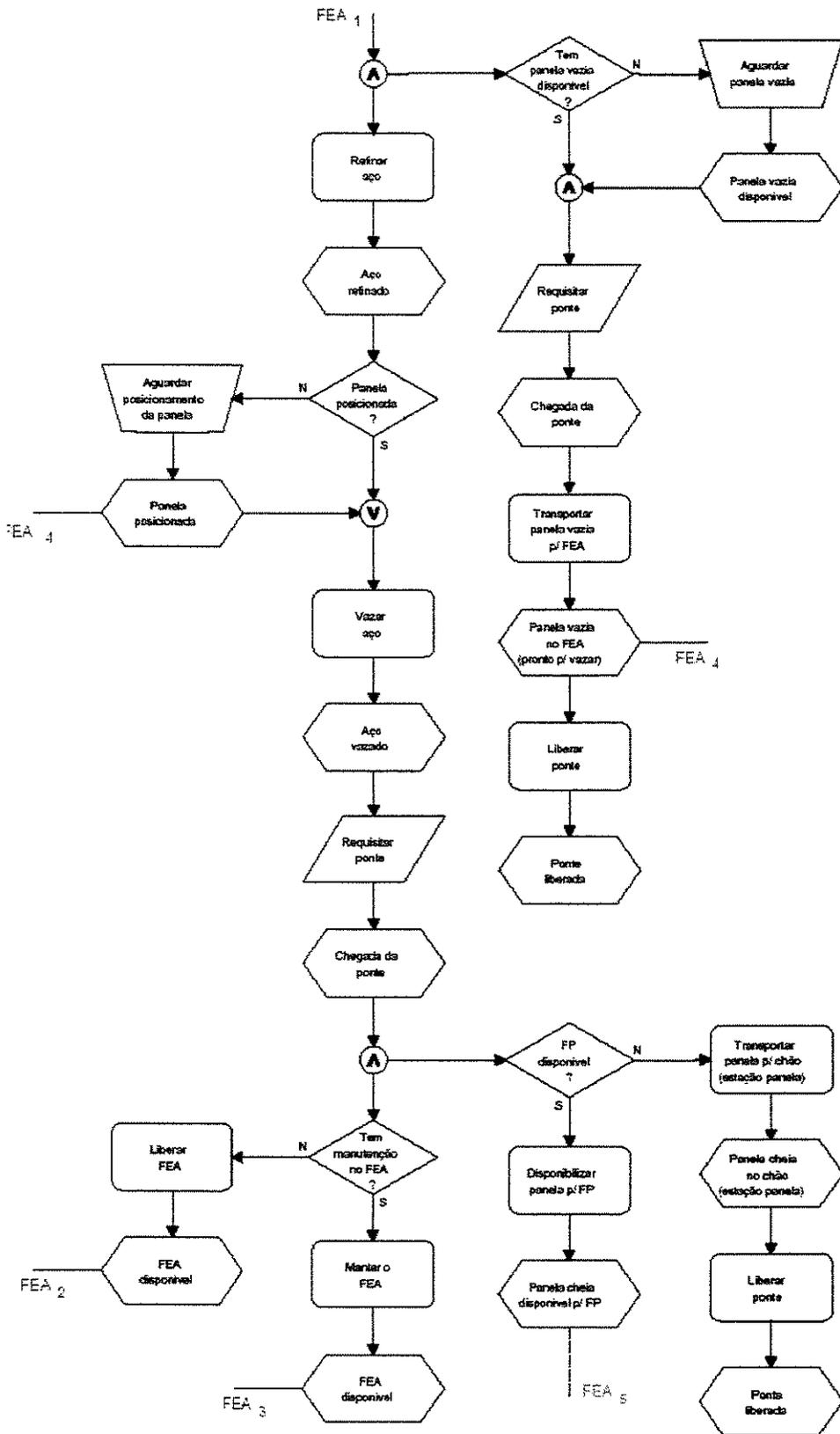


Figura 5.7 –Continuação do Modelo Conceitual da Operação Forno FEA

Quadro 5.27 – Modelagem e Especificação do sub-modelo Forno Panela

Formulário: doc11_c	Etapa 11 - Modelagem e Especificação dos sub-modelos: Forno Panela
Analista: AM	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 20/07/2004	
<p>Sub-modelo Forno Panela: as atividades do Forno Panela (FP) são:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Transporte da Panela Cheia para FP; • Refinamento do Aço; • Transporte da Panela para Torre de Lingotamento; • Manutenção no Forno FP; <p>O transporte da Panela Cheia ocorre quando o FP está pronto para uma nova corrida, havendo a necessidade da ponte rolante para este transporte. A Panela Cheia pode se originar diretamente do Forno FEA ou então do chão da aciaria.</p> <p>Quando a Panela Cheia estiver no FP inicia-se o refino e, após o refino, inicia-se o transporte da Panela com o aço refinado para a torre de Lingotamento. Para efetuar este transporte, é necessário a ponte rolante e uma posição vaga na torre de lingotamento, além da Panela com o aço refinado.</p> <p>A manutenção no FP ocorre quando requerida.</p> <p>Sendo assim, é possível especificar as seguintes condições para a realização de cada atividade descrita acima:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Transporte da Panela Cheia para FP: ponte rolante + requisição do FP + Panela Cheia; • Refinamento do Aço: Panela cheia no FP; • Transporte da Panela para Torre de Lingotamento: aço refinado + ponte rolante + posição vaga na Torre de Lingotamento; 	
Responsável: AM	

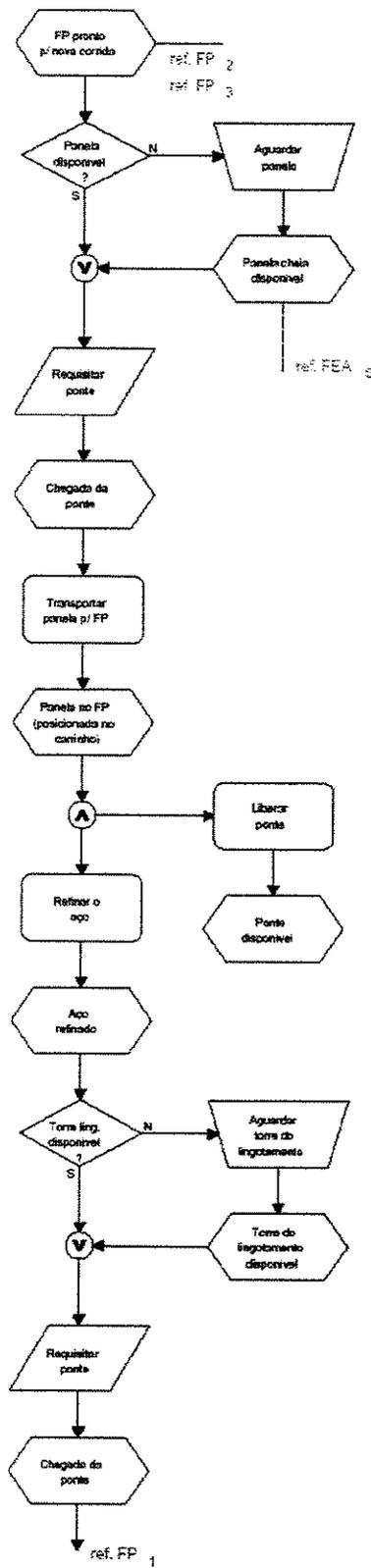


Figura 5.9 –Modelo Conceitual da Operação Forno Painela

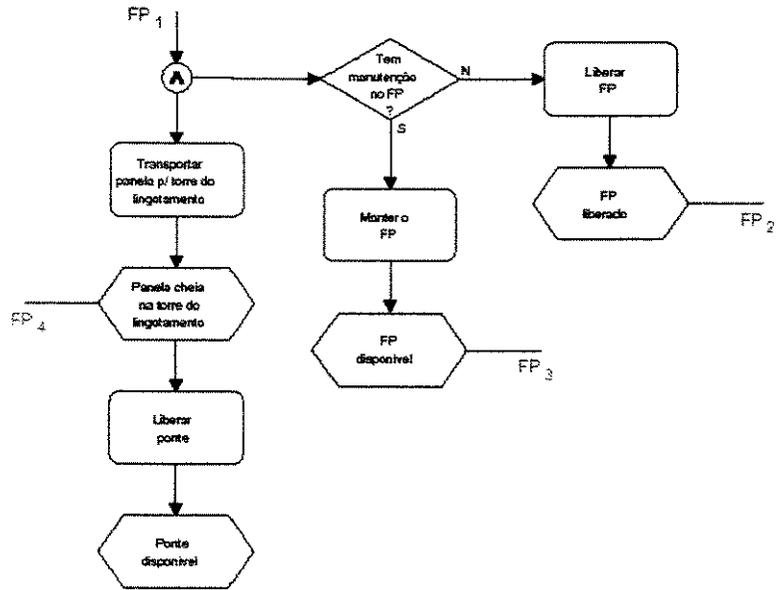


Figura 5.10 – Continuação do Modelo Conceitual da Operação Forno Panela

Quadro 5.28 – Modelagem e Especificação do sub-modelo Lingotamento Contínuo

Formulário: doc11_d	Etapa 11 - Modelagem e Especificação dos sub-modelos: Lingotamento Contínuo
Analista: AM	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 20/07/2004	
<p>Sub-modelo Lingotamento Contínuo: as atividades do Lingotamento Contínuo (LP) são:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Giro da Torre; • Lingotamento da Panela; • Transporte da Panela Vazia; • Troca de <i>Tundish</i>; • Transporte do <i>Tundish</i> para Manutenção; • Manutenção do <i>Tundish</i>; • Secagem e Aquecimento do <i>Tundish</i>; • Transporte do <i>Tundish</i> para Torre de Lingotamento; • Formação das Pilhas de Tarugos; • Transporte das Pilhas para Carretas <p>O Giro da Torre ocorre quando Panela Cheia estiver na Posição e quando o <i>Tundish</i> da Torre estiver disponível, só então inicia-se o lingotamento até o esvaziamento da Panela que, então, é transportada pela ponte rolante para a área de manutenção. Após o lingotamento da Panela ocorre há a verificação da necessidade da Troca do <i>Tundish</i>.</p> <p>Caso haja necessidade de troca do <i>Tundish</i>, este deve ser retirado da torre por um carrinho e aguardar até estar resfriado o suficiente pra ser transportado pela ponte rolante até a manutenção. No mesmo passo, outro <i>tundish</i> deverá ocupar o lugar na Torre daquele que seguiu para a manutenção, o que ocorre com o uso de pontes rolantes e, obviamente, um <i>tundish</i> pronto para uso.</p> <p>Após a manutenção, o <i>tundish</i> deverá ser secado e aquecido para que possa estar apto a ser usado novamente.</p> <p>Na saída do Lingotamento acumulam-se os tarugos na mesa do lingotamento a espera da ponte rolante para iniciar a formação das pilhas de tarugos na área de estocagem, aonde as pilhas aguardam seu resfriamento. Quando as pilhas atingem a temperatura de transporte, uma ponte rolante faz a transferência para carretas que transportam as pilhas para a Laminação, denotando o fim das atividades da aciaria.</p> <p>Sendo assim, é possível especificar as seguintes condições para a realização de cada atividade descrita acima:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Giro da Torre e Lingotamento da Panela: Panela cheia na posição + <i>tundish</i> pronto; • Transporte da Panela Vazia: Fim do lingotamento da Panela + ponte rolante; • Troca de <i>Tundish</i>: outro <i>tundish</i> pronto + ponte rolante; • Transporte do <i>Tundish</i> para Manutenção: <i>tundish</i> resfriado + ponte rolante; • Secagem e Aquecimento do <i>Tundish</i>: ponte rolante + <i>tundish</i> pronto; • Transporte do <i>Tundish</i> para Torre de Lingotamento: ponte rolante + <i>tundish</i> pronto + requisição de troca; • Formação das Pilhas de Tarugos: tarugos + ponte rolante • Transporte das Pilhas para Carretas: pilha resfriada + ponte rolante + carreta aguardando. 	
Responsável: AM	

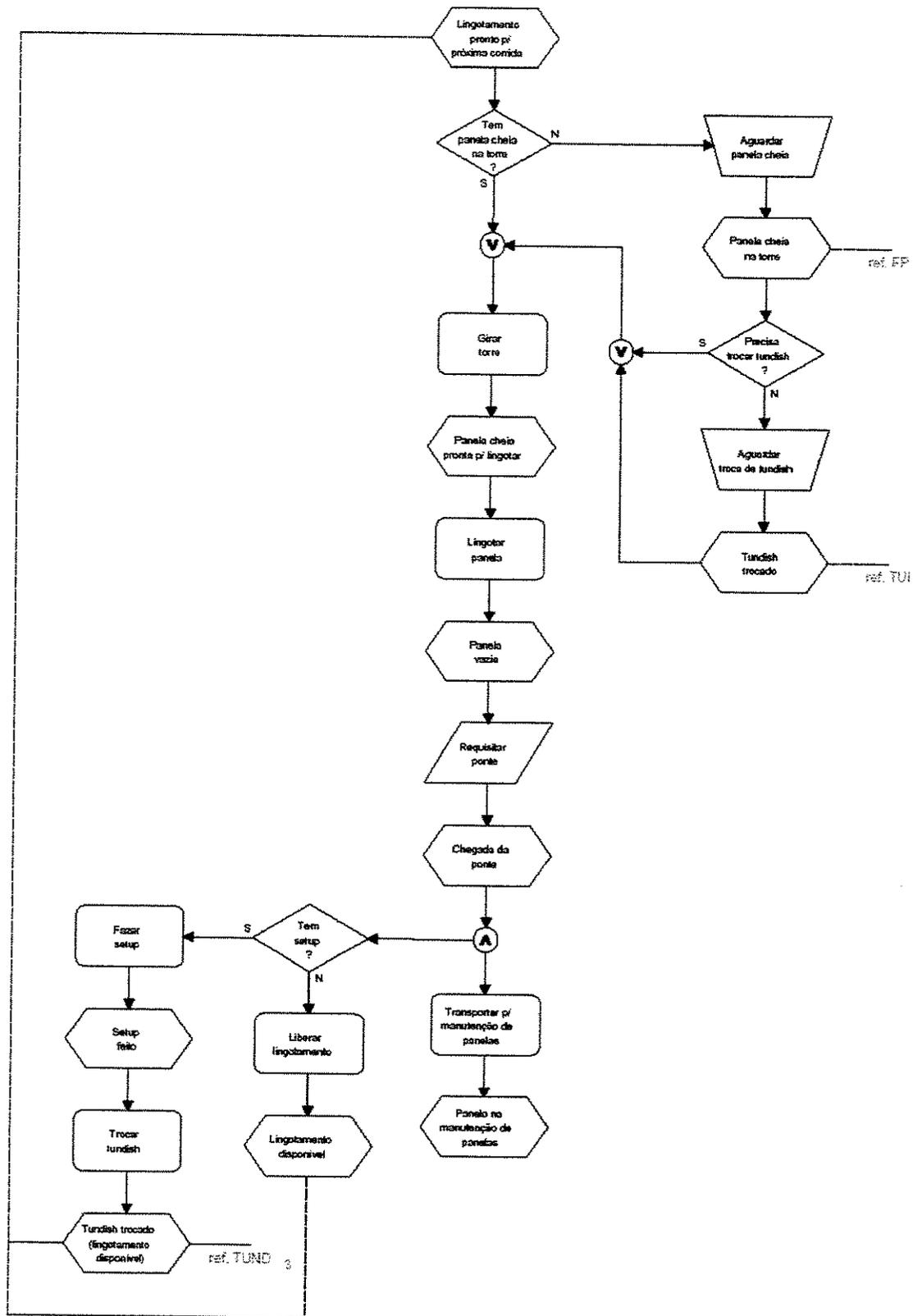


Figura 5.12 – Modelagem conceitual do Lingotamento Contínuo

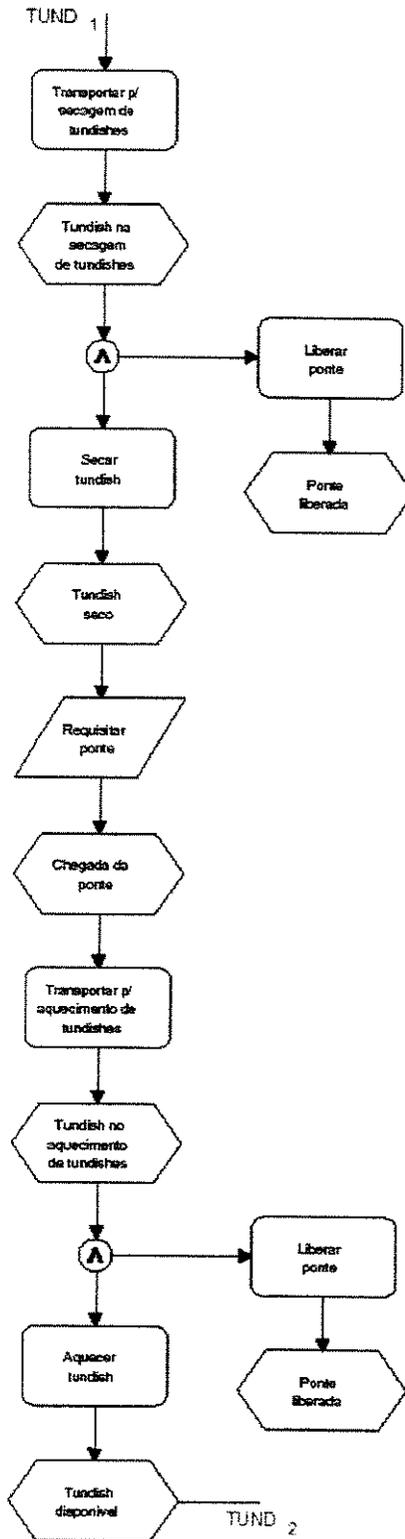


Figura 5.14 – Continuação Modelagem conceitual do Lingotamento Contínuo

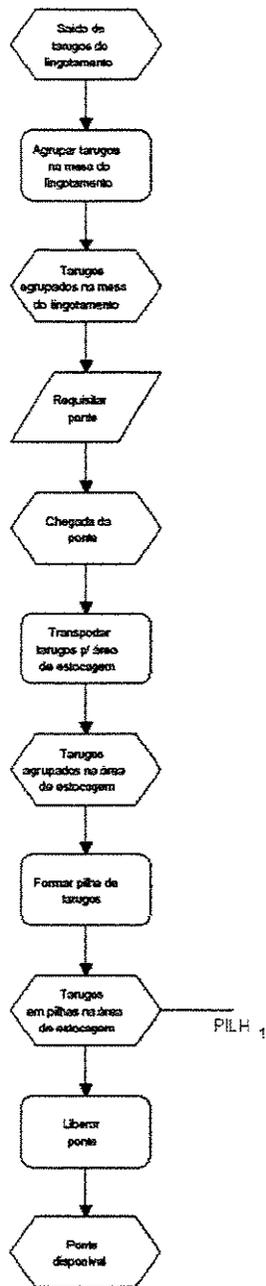


Figura 5.15 – Continuação Modelagem conceitual do Lingotamento Contínuo

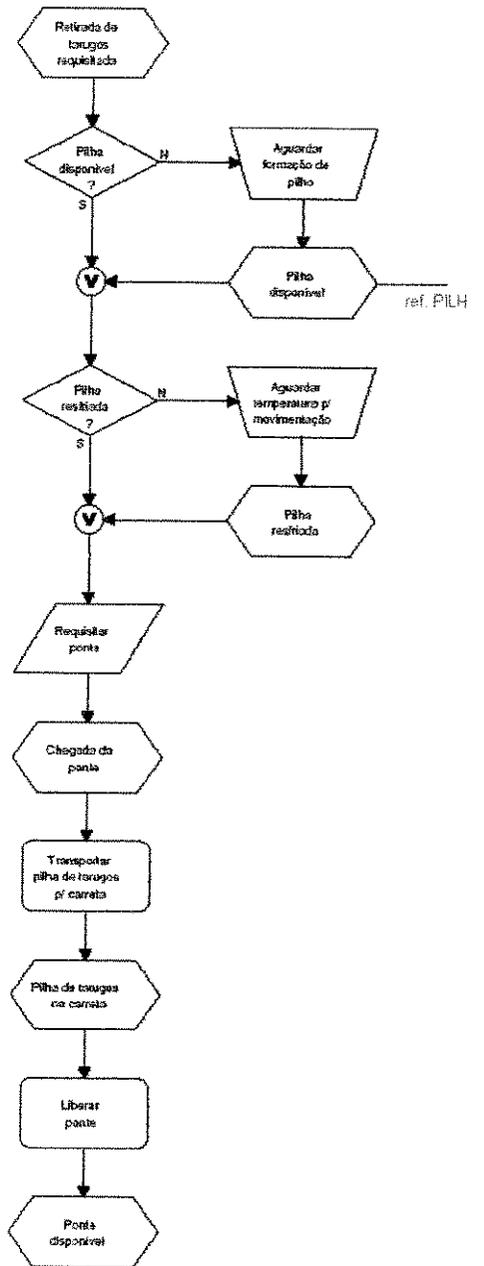


Figura 5.16 – Continuação Modelagem conceitual do Lingotamento Contínuo

**REPRESENTAÇÃO LÓGICA DOS PROCESSOS DE TROCA, MOVIMENTAÇÃO,
MANUTENÇÃO DOS TUNISHS E ARMAZENAMENTO DE TARUGOS**

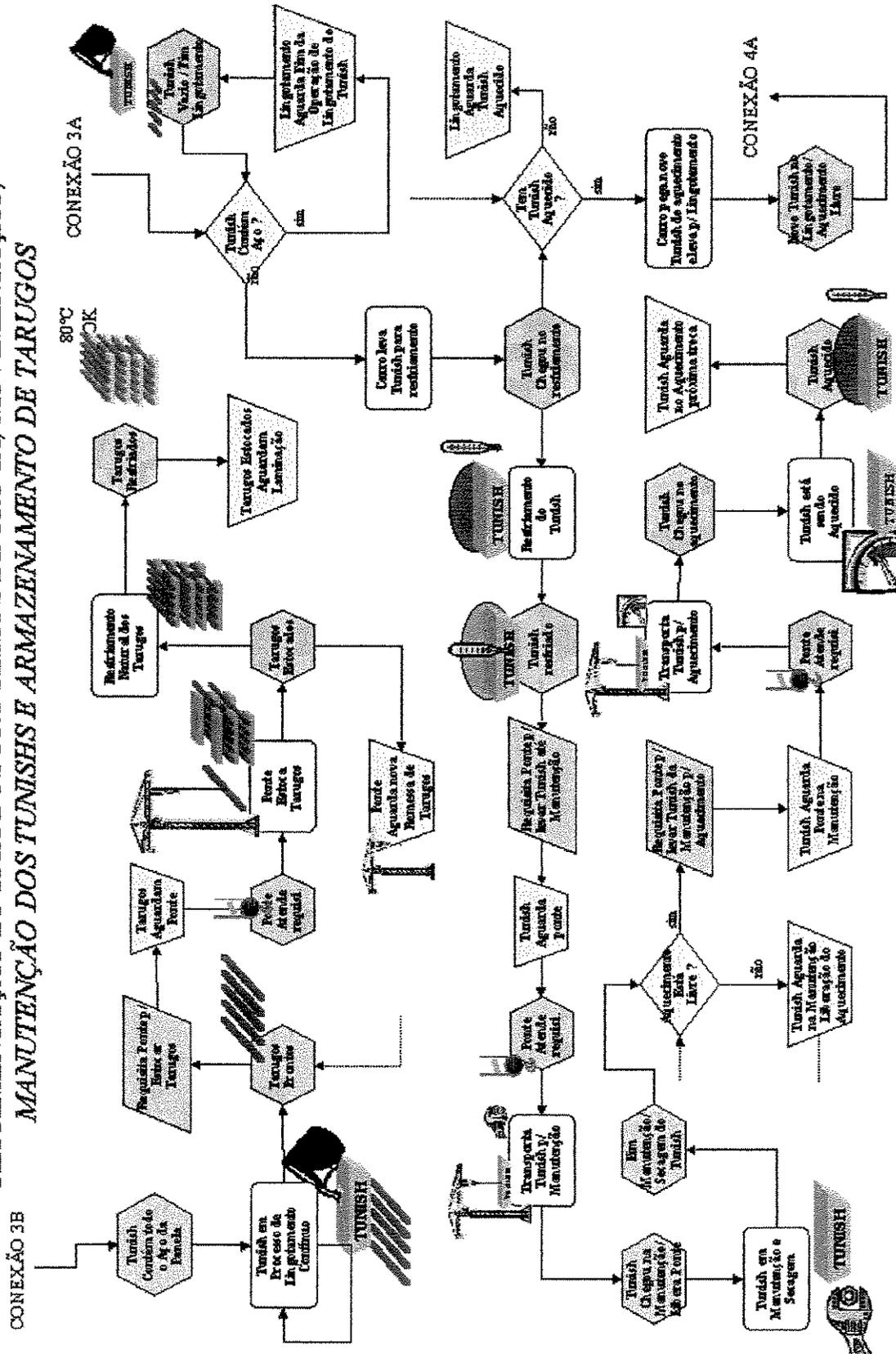


Figura 5.17 – Modelo conceitual livre do Lingotamento Contínuo

12ª Etapa: esta etapa destina-se à recomposição do modelo principal, o que é feito através da verificação das condições iniciais para a execução da primeira atividade de cada sub-modelo por parte do sub-modelo precedente. Ou seja, verifica-se se o sub-modelo anterior não irá 'travar' o andamento do sub-modelo seguinte, como mostrado no quadro 5.29 a seguir.

Quadro 5.29 – Recomposição do Modelo Principal

Formulário: doc12	Etapa 12 - Recomposição do Modelo Principal
Analista: AM	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 30/07/2004	
<p>Verificação das Condições de início de cada sub-modelo: Pátio de Sucatas: solicitação de cesto + cesto vazio no trolley sob a balança + ponte rolante disponível = OK; Forno FEA: cesto cheio na aciaria + ponte rolante + requisição do forno FEA = OK; Forno Panela: Panela Cheia + requisição da Panela + ponte rolante = OK; Lingotamento Contínuo: Posição vaga + Panela Cheia + tundish pronto;</p> <p>Logo as condições iniciais para a execução de cada sub-modelos são atendidas nos modelos conceituais.</p>	
Responsável: AM	

É muito importante tornar claro que esta verificação não substitui as etapas de validação e verificação a serem feitas posteriormente. A verificação feita acima só tem validade para recompor o modelo principal através do agrupamento de seus sub-modelos e, garantir que haja coesão neste agrupamento de peças construídas separadamente.

13ª Etapa: consiste na especificação dos dados de entrada a serem usados no modelo. Alguns dados são simples de serem obtidos, tais como número de um determinado recurso, distância percorrida, velocidade de transporte. Mas há outros dados, tais como: tempo de processamento, peso médio e outros que devem ser utilizados métodos estatísticos para a sua obtenção. O quadro 5.30 a seguir apresenta a síntese destes dados de entrada a serem usados no modelo.

Quadro 5.30 – Especificação dos dados de entrada

Formulário: doc13	Etapa 13 - Especificação dos dados de entrada
Analista: EST, PRG	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 05/08/2004	
<p>Especificação dos dados de entrada: os dados de entrada serão separados em duas categorias, estocásticos e determinísticos, ou seja, os que precisam e os que não precisam de técnicas estatísticas de amostragem.</p> <p>Dados determinísticos:</p> <p>Número disponível de unidades de recurso:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Cestos; • Trolleys; • Painelas; • Trator; • Balança; • Tundish • Ponte rolante; • Vaga no chão para cestos; • Vaga no chão para painelas; <p>Distâncias:</p> <ul style="list-style-type: none"> • PMP - área de cestos; • Área de cestos - forno FEA; • FEA - Forno Painela; • Forno Painela - Lingotamento; • Lingotamento - Manutenção; • Manutenção - Forno FEA; <p>Dados estocásticos:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Tempo formação dos cestos; • Tempo Carregamento do FEA; • Tempo Fusão do FEA; • Tempo Vazamento e Refino do FEA; • Tempo Refinamento Forno Painela; • Tempo Lingotamento; • Tempo Manutenção Cesto; • Tempo Manutenção da Painela; • Tempo Total Manutenção Tundish (inclui resfriamento, manutenção e aquecimento); • Tempo resfriamento Tarugos; • Tempo Formação das Pilhas; 	
Responsável: EST	

Para os dados determinísticos é possível obter as informações sem dificuldade, sendo que, na maioria das vezes, os funcionários conhecem estes valores. Ou então, no pior dos casos, é necessário fazer a contagem (para o caso no número de recursos disponíveis) ou a medição (para o caso das distâncias entre estações de trabalho) destes valores.

No entanto, para os dados estocásticos, faz-se necessário o uso de técnicas estatísticas de amostragem juntamente com uma análise destes dados. Há, ainda, a necessidade de se definir outros dados de entrada do modelo, que são os parâmetros da simulação, como: número de replicações e tempo total simulado, mas, para estes dados de entrada, não serão feitos comentários.

14ª Etapa: define os métodos estatísticos a serem usados para definir as distribuições de probabilidade e seus parâmetros para os dados de entrada de natureza estocástica. De um modo geral é sempre preferível utilizar um método de amostragem probabilística a um método de amostragem não probabilístico. E dos métodos probabilísticos o que será usado é a Amostra Aleatória Simples.

A Amostra Aleatória Simples é o mais simples dos métodos estatísticos. Para a sua aplicação, é necessário verificar algumas propriedades da população de interesse. Nesta tese será detalhado o procedimento de escolha do método e a aplicação do método com subsequente análise somente para um dos dados necessários – o tempo de carregamento do FEA – sendo que, para os demais, o procedimento é semelhante.

Na Amostra Aleatória Simples há algumas variáveis que afetam diretamente o tamanho da amostra a ser coletada, a saber:

- O tipo de dado a ser coletado (intervalar, ordinal ou nominal);
- A estimativa de interesse da população (proporção, razão, média ou o total populacional);
- A variabilidade da estimativa de interesse;
- O tamanho da população;
- A margem de erro; e
- O nível de confiança.

O tipo de dado a ser coletado pode ser de naturezas distintas: qualitativa e quantitativa. Em geral, dados de natureza quantitativa são intervalares, ou seja, assumem

quaisquer valores dentro de um intervalo definido, tal como: tempo de execução, peso, dimensão, velocidade, tolerâncias. Os dados do tipo ordinal são categóricos, podendo ser quantitativos ou qualitativos, mas que exibam uma ordem entre si, tal como faixa de renda, preferências (bom, razoável, ruim), nível escolar. Os dados nominais também são categóricos, podendo também ser qualitativos ou quantitativos, mas não há ordem em si. Para o caso do tempo de carregamento do FEA o tipo de dado é contínuo e de natureza intervalar.

A estimativa de interesse da população significa o tipo de informação a ser coletada. Em geral os tipos de informações desejadas são: **média** da população (nos dados intervalares), a **proporção**, o **total** e a **razão** de uma característica da população (para dados ordinais e nominais). No caso do tempo de carregamento a estimativa de interesse é o tempo **médio** do carregamento dos cestos no Forno FEA.

A variabilidade da estimativa de interesse é outra informação necessária para se usar as técnicas de amostragem. Quanto mais dispersa for a distribuição dos valores a serem coletados, maior será o tamanho da amostra necessária. Em geral, não é possível conhecer esta variabilidade a não ser que seja feita uma amostra piloto. Em alguns casos é possível saber a variabilidade a partir de pesquisas anteriores, ou então, a partir de documentos ou especificações da engenharia do projeto. No caso do tempo de carregamento não houve escolha, a única alternativa foi efetuar uma amostragem piloto para verificar a variabilidade desta distribuição. Sendo assim, precedeu-se à amostra piloto na qual foram colhidos 123 tempos de carregamentos, quantidade suficiente para se ter uma estimativa da variabilidade desta atividade.

O tamanho da população é outra variável de vital importância. Para casos em que a população é infinita, a fórmula para obter o tamanho da amostra é mais simples, mas o tamanho da amostra é maior. No caso do tempo de carregamento do FEA, embora seja uma população finita, seu valor é muito grande, ao ponto de ser considerada, para fins práticos, uma população infinita, pois os carregamentos são da ordem de dezenas de milhares por ano. Para se ter uma idéia do número de carregamentos basta verificar que a produção anual

é da ordem de 500.000 ton./ano, e cada carregamento tem, em média, 25 ton.. Logo são efetuados por ano algo em torno de 20.000 carregamentos, um número grande o suficiente para ser considerada uma população infinita.

A margem de erro e o nível de confiança são, geralmente, definidos por quem encomendou a pesquisa. Em geral, utilizam-se níveis de confiança de 90%, 95% e 99% ($Z = 1,65; 1,96$ e $2,57$ respectivamente) e a margem de erro pode ser qualquer valor entre 1% a 10%. Quanto maior o nível de confiança e quanto menor a margem de erro, maior será o tamanho da amostra. Para 100% de confiança e 0% de margem de erro, a amostra será igual a população. Definiram-se para este caso, uma margem de erro de 5% e nível de confiança de 95%.

Há, ainda, outras variáveis que afetam o dimensionamento da amostra, como o fato da coleta ser com ou sem reposição. Em geral, a amostra com reposição é mais simples, já que a probabilidade de se escolher um determinado elemento permanece a mesma, o que não ocorre com a amostra sem reposição (pois no sorteio seguinte o tamanho da população reduziu em uma unidade, alterando a chance de ser escolhido). Mas nada será tratado sobre este assunto aqui, mas é importante que seja mencionada.

Tendo em mãos os dados discutidos anteriormente, calcula-se o tamanho da amostra a partir da equação 5.1 exposta a seguir:

$$n = \frac{Z^2 \sigma^2 N}{d^2 (N - 1) + Z^2 \sigma^2}$$

Equação 5.1 – Dimensionamento da amostra

onde:

- N é o tamanho da população;
- Z é resultado da distribuição Normal Padrão para um dado nível de confiança. Em geral, usa-se 95% de nível de confiança, o que fornece $Z = 1,96$.
- d é a margem de erro para a estimativa de interesse;
- σ^2 é a variância amostral da estimativa de interesse.

Observe que, quando se tratar de uma variável quantitativa intervalar, a variância amostral é o quadrado do desvio padrão amostral, ou seja:

$$\sigma^2 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})^2}{n-1}$$

Equação 5.2 – Variância amostral

Quando se tratar de uma variável qualitativa ordinal $\sigma^2 = P.Q$ (onde P é a proporção de respostas *Sim* e Q é a proporção de respostas *Não*). Lembre-se que, sempre, $Q = 1 - P$.

A equação 5.1 também é comumente dada da seguinte forma:

$$n = \frac{\frac{Z^2 \sigma^2}{d^2}}{1 + \frac{1}{N} \left(\frac{Z^2 \sigma^2}{d^2} - 1 \right)}$$

Equação 5.3 – Dimensionamento da amostra

A equação 5.1 e a equação 5.3 são exatamente as mesmas, podendo se achar uma através de manipulações algébricas da outra. A diferença é que a terceira equação facilmente fornece a fórmula para o tamanho da amostra para uma população infinita, basta tomar o limite de N para infinito que a parte de baixo da equação 5.3 se reduz a d^2 .

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\frac{Z^2 \sigma^2}{d^2}}{1 + \frac{1}{N} \left(\frac{Z^2 \sigma^2}{d^2} - 1 \right)} = \frac{Z^2 \sigma^2}{d^2}$$

Equação 5.4 – dimensionamento da amostra para população infinita

Usando uma amostra piloto de 123 carregamentos, obteve-se uma variância amostral de 4.118,22 seg^2 e um tempo médio de 143,919 seg , usando $Z = 1,96$ e margem de erro de 5% em relação ao tempo médio. Usando a equação 5.4 obtém-se a equação 5.5 a seguir:

$$n = \frac{Z^2 \sigma^2}{d^2} = \frac{(1,96)^2 \cdot (4.118,22)}{(0,05 \cdot 143,919)^2} = 305,52$$

Equação 5.5 – resultado do dimensionamento da amostra

Sendo assim, há a necessidade de se obter uma amostra de 306 carregamentos do forno FEA. Mas como já foram obtidos 123 tempos na amostra piloto, basta coletar outros 183 tempos de carregamentos que, somados aos tempos da amostra piloto, obtém-se os 306 tempo da amostra definitiva.

O quadro 5.31 a seguir apresenta os resultados obtidos para cada um dos dados necessários usando-se o mesmo procedimento estatístico. Para cada um dos dados de entrada, o tamanho da amostra encontra a sua frente.

Quadro 5.31 – Escolha dos métodos de amostragem

Formulário: doc14	Etapa 14 – Escolha dos métodos de amostragem
Analista: EST	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 07/08/2004	
Especificação dos métodos de amostragem: para todos os dados será usado a amostragem aleatória simples e o número da amostra total a ser coletada está abaixo:	
Dados estocásticos:	
• Tempo formação dos cestos:	215 cestos;
• Tempo Carregamento do FEA:	306 carregamentos;
• Tempo Fusão do FEA:	217 fusões;
• Tempo Vazamento e Refino do FEA:	235 vazamento e refino;
• Tempo Refinamento Forno Panela:	324 refinamentos;
• Tempo Lingotamento:	102 lingotamentos;
• Tempo Manutenção Cesto:	56 manutenções no cesto;
• Tempo Manutenção da Panela:	38 manutenções na panela;
• Tempo Total Manutenção Tundish:	79 manutenções no tundish;
• Tempo resfriamento Tarugos:	96 resfriamentos de tarugos;
• Tempo Formação das Pilhas:	185 formações de pilhas;
Todos os valores foram usando margem de erro de 5% em relação ao tempo médio e um	

nível de confiança de 95% ($Z = 1,96$). O tamanho da amostra piloto não foi constante, variando de caso para caso.

Responsável: EST

15ª Etapa: por fim a décima quinta etapa, na qual os dados coletados segundo os critérios definidos na etapa anterior são analisados para se gerar uma distribuição de probabilidade e especificar seus parâmetros, para que, então, possa ser usado no modelo computacional.

Para se determinar a distribuição que melhor representa os dados foi usado o *Input Analyzer* do ambiente de simulação *Arena*. O histograma abaixo foi confeccionado pelo *Input Analyzer* e, mesmo sem qualquer identificação nos eixos é possível perceber claramente que trata-se de uma distribuição normal. Embora tenha sido usado o *software Arena* há muitos *softwares* capazes de a mesma tarefa, desde *softwares* estatísticos e demais *softwares* de simulação.

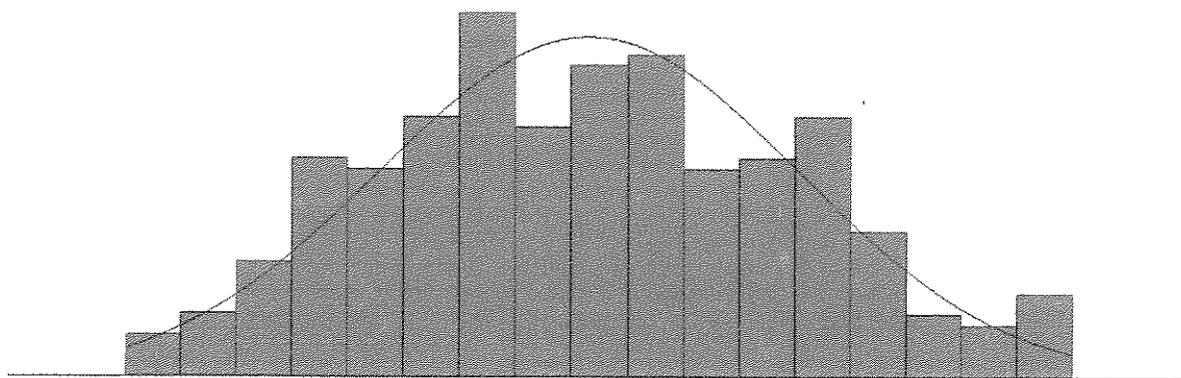


Figura 5.18 – Histograma dos tempos de Carregamento do FEA feito *Input Analyzer* do *Arena*.

O *Input Analyzer* também fornece como resultado deste ajuste de curva um quadro resumido com as estatísticas obtidas pelo ajuste. Este sumário estatístico está exibido no quadro 5.32 a seguir.

Quadro 5.32 – Sumário Estatístico do Ajuste de Curva do Tempo de Carregamento do FEA

Distribution Summary	
Distribution: Normal	
Expression: NORM(184, 55.5)	
Square Error: 0.003217	
Chi Square Test	
Number of intervals =	13
Degrees of freedom =	10
Test Statistic =	13.2
Corresponding p-value =	0.223
Kolmogorov-Smirnov Test	
Test Statistic =	0.0608
Corresponding p-value >	0.15
Data Summary	
Number of Data Points =	306
Min Data Value =	60
Max Data Value =	313
Sample Mean =	184
Sample Std Dev =	55.6
Histogram Summary	
Histogram Range =	60 to 313
Number of Intervals =	17

Procedendo-se da mesma forma para os demais dados de entrada do modelo, obtêm-se todas as distribuições e seus parâmetros. O quadro 5.33 a seguir apresenta algumas das distribuições de probabilidade e seus parâmetros para alguns dos procedimentos de natureza estocástica do modelo conceitual.

Quadro 5.33 – Geração dos parâmetros de entrada

Formulário: doc14	Etapa 15 - Geração dos parâmetros de entrada
Analista: EST	
Cliente: Siderúrgica Aço Forte	
Data: 15/08/2004	
Geração dos Parâmetros de entrada: Dados estocásticos: <ul style="list-style-type: none"> • Tempo formação dos cestos: N(10,53; 2,78)min. • Tempo Carregamento do FEA: N(184; 60,7) seg. • Tempo Fusão do FEA: N(14; 2,1) min. • Tempo Vazamento e Refino do FEA: Gamma(254; 707) seg. • Tempo Refinamento Forno Panela: N(22; 5,3) min. 	

Agora, de posse dos modelos conceituais e de todos os dados a serem usados na alimentação do modelo, passa-se a próxima etapa que é a transcrição destes modelos conceituais para um ambiente de simulação. Mas como o objetivo desta tese é propor e discutir um roteiro somente para as etapas de coleta de dados e modelagem conceitual, encerra-se aqui o desenvolvimento da presente tese de doutorado.

No próximo capítulo serão apresentados as conclusões derivadas do desenvolvimento desta tese.

Capítulo 6

Conclusões

6.1. Conclusões

A problemática da modelagem ainda não figura entre as principais preocupações da simulação, mas, deveria. A modelagem é elemento mais fundamental na simulação e, o desenvolvimento de ferramentas que auxiliem esta tarefa são de grande importância para seu uso, aperfeiçoamento e disseminação.

Os trabalhos sobre modelagem em simulação discutem o problema em um nível próximo da prática, mas, ainda, distante da proposição de uma ferramenta universalmente aceita. As contribuições se fazem na forma de princípios gerais elaborados a partir da experiência e percepção de seus autores e no desenvolvimento de metodologias muito específicas atendendo, somente, a especificidade de um caso particular.

Não há um roteiro, uma metodologia, uma receita ou algo parecido proposto para apoiar a tarefa de modelagem no âmbito da simulação dos sistemas de manufatura discretos, o que torna este trabalho inovador mas, ao mesmo tempo, sem referência para se basear.

Também é constatada a ausência de metodologias que conduzam o analista à coleta de dados para a modelagem e simulação, mesmo que, esta técnica encontra-se desenvolvida e conhecida há bastante tempo. No caso das técnicas estatísticas de amostragem, desenvolvidas há mais de meio século e de crucial importância para a coleta dos dados, não

há, em livro algum de simulação, qualquer iniciativa que oriente o leitor a usar as técnicas estatísticas. Há uma pressuposição de que todos os leitores de simulação sejam estatísticos de formação, o que se sabe que não é verdade. Mais além, a simulação tem despertado o interesse dos administradores de empresas, de médicos (na gestão hospitalar) e outros profissionais que não se originam da ciência exatas e que, certamente, tiveram pouco contato com estatística na sua formação.

Há, também, uma deturpação do uso da simulação que confere muita importância na animação resultante da simulação enquanto pouca atenção é destinada aos resultados numéricos, o que constitui, sem dúvidas, outro grande fator de risco que compromete um projeto de simulação.

No âmbito da tecnologia da informação, mesmo que o estado atual dos ambientes de simulação seja considerado avançado é necessário afirmar que os ambientes de simulação não provêm todos os recursos de que se necessita para executar um projeto de simulação.

Etapas como formulação do problema, definição dos objetivos e validação do modelo ainda estão destituídas de qualquer ferramenta computacional que auxilie a sua execução. Esta afirmação vale para a modelagem e coleta de dados, mas estas iniciaram, a partir deste trabalho, sua jornada rumo ao desenvolvimento de ferramentas que estarão integradas aos ambientes.

Sobre o uso da metodologia proposta é necessário dizer que não há garantias que se chegará a um modelo apto a gerar uma simulação. Isso ocorre porque esta metodologia ainda carece de um tratamento mais profundo em alguns pontos e, sobretudo, devido a natureza do problema atacado, que se trata de uma questão em aberto.

No entanto, esta metodologia é uma referência para o trabalho do analista ao longo da modelagem, proporcionando mais agilidade no processo de modelagem, auxilia na documentação do conhecimento através da padronização das informações e dos formulários, facilita a comunicação entre os envolvidos e indica os elementos mínimos para

se utilizar adequadamente as técnicas estatísticas de amostragem, evitando os aborrecimentos advindos do seu mau uso.

Sem dúvida ainda há muito por ser feito, mas este trabalho contribui para o progresso desta ciência, abrindo novas perspectivas e futuros desdobramentos que, conjuntamente a este trabalho, consolidarão a técnica de simulação como uma ferramenta de apoio à decisão flexível, útil e de fácil uso, tornando-a singular perante todas as ferramentas de apoio à decisão oriundas da pesquisa operacional.

Capítulo 7

Referências Bibliográficas

1. Agard, J; Altaber, J.; Fortet, R.; Kaufmann, A.; Le Gall, P.; Précigout, M.; Stengel, J.; Thomas, G. – *Les Méthodes de Simulation*. Ed. Dunod, Paris, 1968.
2. Agostinho, O.L. – *Integração Estrutural dos Sistemas de Manufatura como Pré Requisito de Competitividade*. Tese de Livre Docência, Universidade Estadual de Campinas, 1995.
3. Agostinho, O. L. – *Sistemas de Informações Aplicados a Estratégia da Manufatura*. Notas de aula, Universidade Estadual de Campinas, 2000.
4. Alexopoulos, C. e Seila, A.F. – *Output Data Analysis*. In Handbook of Simulation, capítulo 7, ed. Jarry Banks, John Wiley and Sons, 1998.
5. Alfaro, C.A., Siqueira, Milton L. – *Simulação Gráfica de Manipuladores Robóticos em Processos de Soldagem*. Associação Brasileira de Soldagem, Caixas do Sul/RS. Brasil, 1995.
6. Arena Standard Edition User's Guide (Manual do Usuário), Rockwell Software, EUA, 2000.
7. Aukstakalnis, S. & Blatner, D. - *Silicon Mirage: The Art and Science of Virtual Reality*, Peatchpit Press, Berkeley, CA, 1992.

8. Banks, J. – *Handbook of Simulations*. John Wiley, New York, 1998.
9. Banks, J.; Carson II, J.S., Nelson, B.L.; Nicol, D.M. *Discrete-Event System Simulation*. 3^{ed}. Prentice-Hall, New Jersey, 2001.
10. Banks, J. – *Panel Session: The Future of Simulation*. Proceedings of the 2001 Winter Simulation Conference, 2001.
11. Banks, J. – *Simulation in the Future*. Proceedings of the 2000 Winter Simulation Conference, 2000.
12. Banks, Jarry. *Introduction to Simulation*. Proceedings Winter Simulation Conference, 2000.
13. Banks, J. & Gibson, R. R. - *Don't Simulate When: 10 rules for determining when simulation is not appropriate*. IEE Solutions, Setembro, 1997.
14. Bapat, V. e Sturrock, D.T. – *The Arena Product Family: Enterprise Modeling Solution*. In Proceedings Winter Simulation Conference, 2003.
15. Barnes, Martin – *Virtual Reality and Simulation*, Winter Simulation Conference, Coronado, CA, Dezembro 1996.
16. Baxter, M. & Rennie, A. – *Financial Calculus*. Cambridge University Press, Cambridge, U.K., 1996.
17. Bharucha-Reid, A. T. – *Elements of the Theory of Markov Process and Their Applications*. McGraw-Hill, New York, 1960.

18. Bennett, B.S. – *Simulations Fundamentals*. Prentice-Hall, Midsomer Norton, U.K., 1995.
19. Bertalanffy, Ludwig Von, *General System Theory*, New York; George Braziller 1968.
20. Boyce, W.E.; Prima, R.C.D. – *Equações Diferenciais Elementares e Problemas de Valores de Contorno*. 5ªEd. Guanabara Koogan, Rio de Janeiro, 1994.
21. Bratley, P.; Fox, B. L.; Schrage, L. E. – *A Guide to Simulation*. 2ª ed., Springer-Verlag, New York, 1987.
22. Bressan, Graça. *Modelagem e Simulação de Sistemas Computacionais*. Apostila do curso. USP, 2002.
23. Brooks, R.J.; Tobias, A.M. – *Choosing the Best Model: Level of Detail, Complexity, and Model Performance*. Mathematical Computational Modeling, vol. 24, nº 4, pp. 1-14, Elsevier Science, 1996
24. Burdea, G. & Coiffet, P. - *Virtual Reality Technology*, John Wiley & Sons, New York, NY, 1994.
25. Bustos, O.H. & Orgambide, A.C.F. – *Simulação Estocástica: Teoria e Algoritmos*. Apostila de mini curso, 10º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística, 3 a 7 de agosto de 1992.
26. Cassandras, Christos G. – *Discrete-Event Systems: Modeling and Performance Analysis*. Ed. Irwin, 1993.

27. Chella, M.R.; Ota, J.J. e Povh, P.H. – *Simulação Física do Transporte de Sedimentos e Assoreamentos em Reservatórios*, anais do XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Curitiba-PR, novembro 2003.
28. Cheng, Russell C. H. – *Bootstrap Methods in Computer Simulation Experiments* – Winter Simulation Conference, 1995.
29. Chwif, L.; Barretto, M.R.P.; Paul, R.J. – *On Simulation Model Complexity*. Proceeding of 2000 Winter Simulation Conference, 2000.
30. Chorafas, D. N. – *La Simulation Mathématique et ses Applications*. Ed. Dunod, Paris, 1966.
31. Cochran, Willian G. – *Sampling Techniques*. 3ª edição. John Wiley & Sons, New York, 1977.
32. Cooper, Donald R. & Schindler, Pamela S. – *Métodos de Pesquisa em Administração*. 7ª edição. Editora Bookman, Porto Alegre, 2003.
33. Cooper, R.B. – *Introduction to Queuing Theory*. 2º ed. North-Holland, New York, 1981.
34. Dachs, Norberto – *Análise Exploratória de Dados*. Notas de Aula e Apostila do Curso, disponível no site www.ime.unicamp.br/~dachs, acessado em 2003, Departamento de Estatística, IMECC, UNICAMP, 2003.
35. Dagpunar, J. – *Principles os Random Variate Generation*. Clarendon Press, Oxford, 1988.
36. Dias, Ronaldo – *Inferência Estatística*. Apostila do Curso de ME-313. Departamento de Estatística, IMECC, UNICAMP, 1998.

37. Edelman-Keshet, L. - *Mathematical Model in Biology*, Random House, 1987.
38. Fermi, Enrico – *Thermodynamics*, (reimpressão do original de 1936). Dover Publications, Nova Iorque, 1956.
39. Ferreira, Aurélio Buarque de Holanda. *Novo Dicionário da Língua Portuguesa*. 2ª ed. Rio de Janeiro, 1986.
40. Fevrier, C. V. – *La Simulation des Systèmes*. Ed. Dunod, Paris, 1971.
41. Fishman, G. S. – *Principles of Discrete Event Simulation*. John Wiley & Sons, New York, 1978.
42. Fishman, G.S. e Moore, L. – *An Exhaustive Analysis of Multiplicative Congruential Random Generators with Modulus $2^{31}-1$* . SIAM Journal of Scientific and Statistics Computing, volume 7, pp.24-45, 1985.
43. Fleischer, Mark – *Simulated Annealing: Past, Present, and Future*, Winter Simulation Conference, 1995.
44. Franco, G. N. – *Introdução a Simulação de Sistemas Produtivos*. Notas de Aula, Faculdade de Engenharia Mecânica, Unicamp, 1999.
45. Georges, M. R. R. – *Presença de Poluentes em Águas Fluviais: uma primeira abordagem*. XVII CNMAC – Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional, Caxambu, 1998.
46. Georges, M. R. R. – *Gerenciamento da Indústria Manufatureira para Competitividade Mundial*. VII SIMPEP – Simpósio de Engenharia de Produção; UNESP, Bauru, 2000.

47. Georges, M. R. R. – *Uma Contribuição sobre a Utilização dos Sistemas de Informação na Formulação do Planejamento Estratégico nos Sistemas de Manufatura*. Tese Mestrado, 147 p., Unicamp, 2001.
48. Georges, M. R. R. – *Introdução a Simulação de Sistemas Produtivos*. Notas de Aula, Faculdade de Engenharia Mecânica, Unicamp, 2000.
49. Gordon, Geoffrey. *System Simulation*. 2ª ed. Prentice-Hall, New Jersey, 1978.
50. Gross, D. e Harris, C. – *Fundamentals of Queueing Theory*. 3ª ed., John Wiley, New York, 1997.
51. Hammer, Micheal & Champy, James – *Reengenharia : revolucionando a empresa*, Ed. Campus, Rio de Janeiro, 1994.
52. Hancock, D. - *Viewpoint: Virtual Reality in Search of Middle Ground*, IEEE Spectrum, 32(1):68, Jan 1995.
53. Hiller, F. S. & Lieberman, G. J. – *Introduction to Operations Research*. 6ª ed. McGraw-Hill, New York, 1995.
54. Jacobson, L. - *Virtual Reality: A Status Report*, AI Expert, pp. 26-33, Aug. 1991.
55. Kendall, M.G. e Babbington-Smith, B. – *Tables of Random Sampling Numbers*. Tracts for Computer, XXIV, Cambridge University Press, Londres, 1939.
56. Kendall, D. G. – *Stochastic Process Occurrence in the Theory of Queues and Their Analysis by the Method of Imbedded Markov Chains*. Annals of Mathematical Statistics, Vol 24, pp.338-354, 1953.

57. Krueger, M.W. - *Artificial Reality II*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1991.
58. Kuhn, Thomas – *A Estrutura das Revoluções Científicas*, Editora Vozes, São Paulo, 1972.
59. Law, A.M., Kelton, W.D. – *Simulation Modeling and Analysis*, 3ªed., McGraw-Hill, Nova Iorque, 2000.
60. L'Ecuyer, P. – *Good Parameters and Implementation for Combined Multiple Recursive Random Number Generation*. *Operations Research*, vol. 47, pp.159-164, 1999.
61. L'Ecuyer, P. – “*Random Number Generation*”. Capítulo 4 de *Handbook of Simulations*. Editor Jarry Banks, John Wiley, New York, 1998.
62. Leta, Fabiana Rodrigues – *Modelagem Matemática e Simulação Gráfica do Envelhecimento Facial*, tese doutorado, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 1998.
63. Levi-Strauss, Claude - *Structural Anthropology*, The Penguin Press., 1968
64. Levy, Alberto R. – *Competitividade Organizacional*, Makron Books & McGraw-Hill, São Paulo, 1992.
65. Lewis, P.A. e Orav, E.J. – *Simulation Methodology for Statisticians, Operations Analysts and Engineers*. Volume I, Wadsworth & Brooks, Pacific Groove, California, 1989.
66. Lobão, E.C. *Discussão, Sistematização e Modelamento do Processo de Realização de Estudos de Simulação*. Tese de Doutorado, 198p., USP, 2000.

67. Lobão, E.C.; Porto, A.J.V. – *Proposta para Sistematização de Estudos de Simulação*. XVII Enegep – Congresso Nacional de Engenharia de Produção, Gramado – RS, Brasil, out. 1997.
68. Macedo, R.S. e E.A. Schmitz – *Ferramentas de Modelagem de Processos: Uma Avaliação*. In Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, SOBRAPO, Campos do Jordão, 6-9 de novembro, 2001.
69. Maeder, Roman – *Programming in Mathematica*. 2ªed. Addison-Wesley, RedWood City, USA, 1991.
70. Mañas, Antonio Vico - *Administração de Sistemas de Informação*, Ed. Érica, São Paulo, 1999.
71. Maria, Anu – *Introduction to Modeling and Simulation*. Proceedings of 1997 Winter Simulation Conference, 1997.
72. Martin, James – *Engenharia da Informação*. Prentice Hall, New Jersey, USA, 1989.
73. Mejía, J.A.S. – *Uma Abordagem Unificada para Modelar Processos de WorkFlow e seu Software de Suporte*. Tese Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, 144p., Unicamp, 2002.
74. Mendes, Rafael Santos – *Modelagem e Controle de Sistemas a Eventos Discretos* – nota de aula e texto disponível no site <http://www.fee.unicamp.br/dca/~rafael> , acessado em 2004.
75. Meyer, João Frederico C.A. – *Modelos Matemáticos de Impacto Ambiental: uma visão introdutória*. XXIX Semana de la Matemática, Universidade Católica de Valparaíso, Chile, outubro de 2002.

76. Meyer, J.F.C.A.; Cantão, R. F. e Poffo, I.R.F. – *Oil Moviments in Coastal Seas: Modelling and Numerical Simulation*, Oil Spill 98, Computational Mechanics Publications, pp.76-87, 1998.
77. Meyer, J.F.C.A. e Palomino-Castro, S.E. – *Um Problema de Poluição do Ar por Aerossóis: Modelagem Matemática e Simulação Numérica*, in: A Questão Ambiental: Cenários de Pesquisa, textos do NEPAM, pp.299-309, 1995.
78. Meyer, J.F.C.A. e Mistro, D.C. – *Mathematical Modelling and Numerical Simulation of the Pollution of Rivers due to Metallic Mercury*, Panamerican Workshop for Applied and Computational Mathematics, Annals, 1993.
79. Meyer, Martin – *On The Pratical Relevance of an Integrated Workflow Management System – Result of an Empirical Study*, Business Process Management: Models, Techniques and Empirical Studies, Lectures Notes in Computer Science, vol. nº 1806, p.317-327, 2000.
80. Mood, A.M. e Graybill, F.A. – *Introduction to the Theory of Statistics*. 2ºed. McGraw-Hill, New York, 1963.
81. Musselman, K.J. – *Guidelines for Success*. In Handbook of Simulation, ed. Jarry Banks, John-Willey, New York, 1998.
82. Nance, R.E. *Simulation Programming Languages: An Abridged History*. Proceedings Winter Simulation Conference, 1995.
83. Oliveira, Djalma P. Rebouças – *Planejamento Estratégico : conceitos, metodologia e práticas* , Ed. Atlas, São Paulo, 1999 (A).
84. Oliveira, Djalma P. Rebouças - *Sistemas de Informações Gerenciais*, 5ª ed., Ed. Atlas, São Paulo, 1999 (B).

85. Oliveira, Carlos Machado – *Protótipo de um Ambiente de modelagem de Empresa* – Faculdade de Engenharia Mecânica, dissertação de Mestrado, Unicamp, 2000.
86. Pegden, C.D., Shannon, R.E e Sadowski R.P. – *Introduction to Simulation Using SIMAN*, 2º ed., McGraw-Hill, Nova Iorque, 1995.
87. Perin Filho, Clóvis. *Introdução à Simulação de Sistemas*. 1º ed. Editora da Unicamp, Campinas, 1995.
88. Petenate, A.J. – *Estatística Descritiva e Documentária*. Notas de aula de ME-104, Departamento de Estatística, IMECC, UNICAMP, 2003.
89. Pidd, Micheal – *Modelagem Empresarial: ferramentas para tomada de decisão*. Bookman, Porto Alegre/RS, 1998 (A).
90. Pidd, Michael – *Computer Simulation in Management Science*. 4ª ed, John Wiley & Sons, Chichester, England, 1998 (B).
91. Pidd, Michael – *Five Simple Principles of Modelling*. In Proceedings of the 1996 Winter Simulation Conference, ed. J.M. Charnes, D.J. Morrice, D.T. Brunner e J.J. Swain, New Jersey, 1996.
92. Pinheiro, Aluizio – *Computação Aplicada à Estatística*. Notas de aula do curso de graduação. IMECC, Unicamp, 1998.
93. Pinho, M.S. & Kirner, C. – *Uma Introdução à Realidade Virtual*. Tutorial em <http://grv.inf.pucrs.br/Pagina/TutRV/tutrv.htm> , acessado em março de 2004.
94. Porter, M.E. – *Competitive Strategy* – Free Press- New York, 1980.

95. Porter, M.E. – *Advantage competitive* – Free Press- New York, 1985.
96. Porter, M.E. - *From competitive advantage to corporate strategy*. Harvard Business Review, May-June, 43-59, 1987.
97. Porter, M.E. - *Generic Competitive Strategies*. Quinn, J.B. et al. (editor), The Strategy Process: concepts, contexts & cases, Prentice Hall, New Jersey, USA. 1988.
98. Povh, P.H.; Ota, J.J. e Camargo, A.S.G. – *Verificação Experimental e Numérica das Pressões sobre um Vertedouro de Ogiva Baixa para o Cálculo de sua Estabilidade* – Anais do XV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Curitiba-PR, novembro 2003.
99. Prince, R.N. e Harrell, C.R. – *Simulation Modeling Using ProModel Technology*. In Proceedings Winter Simulation Conference, 2003.
100. Prince, R.N. e Harrell, C.R. – *Simulation Modeling Using ProModel Technology*. In Proceedings Winter Simulation Conference, 2002.
101. Prince, R.N. e Harrell, C.R. – *Simulation Modeling and Optimization Using ProModel*. In Proceedings Winter Simulation Conference, 1999.
102. Pritker, A.A.B. – *Principles of Simulation Modeling*. In Handbook of Simulation, ed. Jarry Banks, John-Wiley, New York, 1998.
103. Pritker, A.A.B.(Chair); Henriksen, O. James; Fishwick, Paul A., Clark, Gordon M. (Panelists) – *Principles of Modeling*. In Proceedings of 1991 Winter Simulation Conference. Editors Barry Nelson, W. David Kelton, Gordon M. Clark, New Jersey, 1991.

104. Provost Jr., Wallace H. – *Structure and Change in Complex Systems*. <http://www.geocities.com/~n4bz/gst/gst0.htm>, acessado em 03 de maio de 2004.
105. Ribeiro, Luís Fernando Martins – *Simulação Física do Processo de Formação de Aterros Hidráulicos Aplicado a Barragens de Rejeito*, tese doutorado, Universidade de Brasília, 2000.
106. Robbins, S.P. & Decenzo, D.A. – *Fundamentos de Administração: conceitos essenciais e aplicações* – 4ª edição, Editora Pearson, São Paulo, 2004.
107. Rohrer, M. e McGrigor, I.W. – *Simulating Reality Using AutoMod*. In Proceeding Winter Simulation Conference, 2002.
108. Rohrer, M. – *AutoMod Product Suite Tutorial by AutoSimulations*. In Proceedings Winter Simulation Conference, 1999.
109. Sadoun, Balqies – *Applied System Simulation: a review study*. Information Sciences, vol. 124, pp.173-192, ed. Elsevier, 2000.
110. Saliby, Eduardo & Araújo, M.M.S. – *Cálculo do Valor de Risco Através da Simulação de Monte Carlo: uma Avaliação do Uso de Métodos Amostrais Mais Eficientes em Portfólios com Opções*. Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Campos de Jordão – SP, Brasil, novembro de 2001.
111. Sanchez, S. M. – *ABC's of Simulatuion Output Analysis*. In Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference, ed. Farrington, P.A.; Nembhard, H.B.; Sturrock, D.T. e Evans, G.W., New Jersey, 1999.
112. Sanchez, S. M. – *ABC's of Simulatuion Output Analysis*. In Proceedings of the 2001 Winter Simulation Conference, ed. Peters, B.A.; Smith, J.S.; Medeiros, D.J. e Rohrer, M.W., New Jersey, 2001.

113. Shannon, R. E. – *Systems Simulation, the Art and Science*. Prentice-Hall, New Jersey, 1975.
114. Schmeiser, B.W. – *Random Variate Generation: A Survey*. In *Simulation with Discrete Models: A State of the Art View*, editors Ören, T.I., Shub, C.M. e Roth, P.F., IEEE, 1980.
115. Silva, C.F.; Garcia, E.S. e Saliby, E. – *Soccer Championship Analysis Using Monte Carlo Simulations*. Proceedings of 2002 Winter Simulation Conference, 2002.
116. SIM – Simulação de Sistemas de Manufatura (Grupo de pesquisa) - <http://www.simulacao.eesc.sc.usp.br/> , acessado em março de 2004.
117. Spencer, H. - *A system of Synthetic Philosophy, First Principles*. v. 1, 6ª edição, London: Williams and Norgate, 1904.
118. Sobol, Ilya M. – *A Primer for the Monte Carlo Method*. CRC Press, 1994.
119. Swain, J.J. – *Simulation Software Survey*. OR/MS Today, fevereiro, vol. 26, n.3, 1999.
120. Swet, R.J. e Drake, G.R. – *The Arena Product Family: Enterprise Modeling Solution*. In Proceedings Winter Simulation Conference, 2001.
121. Tapscot, D.; Caston, A. – *Mudança de Paradigma*, Makron Books, 1995.
122. The Internet Encyclopedia of Philosophy, <http://www.iep.utm.edu/s/spencer.htm>, acessado em 03 de maio de 2004.

123. Tocher K.D.; Owen, D.G. *The Automatic Programming of Simulations*. Second International Conference on Operational Research, pp. 50-68, 1960.
124. Tukey, J.W. – *EDA (Exploratory Data Analysis)*. Reading, Mass.: Addison Wesley, 1977.
125. Tukey, JW; LT Fernholtz; S Morgenthaler & DR Brilinger (editors) – *The Practice of Data Analysis*. Princeton Un. Press, 1997.
126. Velleman, P.F. e Hoaglin D. C. – *ABC's of EDA (Exploratory Data Analysis)*, Duxbury Press, 1981..
127. Wardrop, Robert L. – *Statistics: learning in the Presence of Variation*. Wm. C. Brown Publishers, 1995.
128. Wright, Peter; Kroll, Mark J. & Parnell, John – *Administração Estratégica: conceitos e aplicações*. Ed. Atlas, São Paulo, 2000.
129. Ziegler, B.P.; Praehofer, H. e Kim, T.G. – *Theory of Modeling and Simulation: integrating Discrete Event and Continuous Complex Dynamic Systems*. Academic Press, San Diego, CA, 2000.