

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA
COMPUTAÇÃO**

Andréia Alves dos Santos Schwaab

**MODELAGEM DINÂMICA-*FUZZY* APLICADA A
UM MODELO DE ENVELHECIMENTO E RISCO**

Dissertação submetida à Universidade Federal de Santa Catarina como parte dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação

Paulo José de Freitas Filho

Florianópolis, agosto de 2009.

MODELAGEM DINÂMICA-*FUZZY* APLICADA A UM MODELO DE ENVELHECIMENTO E RISCO

Andréia Alves dos Santos Schwaab

Esta Dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação, Área de Concentração Inteligência Computacional, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.

Mauro Roisenberg, Dr.

Banca Examinadora

Paulo José de Freitas Filho, Dr.

Silvia Modesto Nassar, Dra.

Reginaldo Santana Figueiredo, Ph.D.

Renato de Mello, Dr.

André Junqueira Xavier, Dr.

Aos meus grandes amores:
meus pais e meu esposo.

Agradecimentos

Agradeço aos meus queridos pais, Amélia e José, que me apoiaram em tudo o que foi necessário durante toda a trajetória de meus estudos. Vocês foram a base imprescindível.

Ao meu querido esposo Fernando, companheiro de todas as horas, apoio em todos os momentos do desenvolvimento deste trabalho. Obrigada por tudo.

Às minhas irmãs, minhas amigas, sempre. Obrigada por toda ajuda prestada e pelos sobrinhos lindos.

Ao professor Mauro Roisenberg, obrigada pela oportunidade de ingresso no mestrado.

Ao professor Paulo Freitas, orientador e amigo. Obrigada pela disponibilidade para auxiliar e contribuir a todo o momento com esta pesquisa. Obrigada pela oportunidade, confiança e paciência.

À professora Silvia, que não economizou esforços para me ajudar no mestrado.

À Beatriz e ao Gustavo, por todas as palavras de motivação e pela amizade.

A todos os amigos do Núcleo de Processamento de Dados, em especial à Kátia Moresco, ao Carlos Alberto Moresco, ao Dagoberto e ao José Marcos, que muito me apoiaram na finalização deste trabalho. Muito obrigada!

A CAPES, pelo amparo financeiro.

Enfim, a todos que de alguma forma colaboraram.

Sumário

Lista de Figuras	vii
Lista de Quadros	ix
Lista de Quadros	ix
Lista de Tabelas	x
Resumo	xi
Abstract.....	xii
Abstract.....	xii
CAPÍTULO 1	1
INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Contextualização	1
1.2 Justificativa e Motivação	2
1.3 Problema.....	4
1.4 Proposta	5
1.5 Objetivo geral	7
1.6 Objetivos específicos.....	7
1.7 Estrutura do trabalho	7
CAPÍTULO 2	9
FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	9
2.1 Simulação de Sistemas	9
2.1.1 Modelagem e Simulação	11
2.1.2 Conceitos da modelagem dinâmica contínua	12
2.1.3 Blocos de Construção	15
2.1.4 Padrões Estruturais: Ciclos de retroalimentação (<i>Feedback Loops</i>)	16
2.1.5 Padrões Comportamentais	19
2.1.6 Metodologia de Construção dos modelos de sistemas dinâmicos.....	23
2.1.7 <i>Softwares</i> para a modelagem dinâmica contínua.....	25
2.2 Modelagem <i>Fuzzy</i>	25
2.2.1 Conjuntos e operações <i>fuzzy</i>	27
2.3 Trabalhos de Modelagem e Simulação Dinâmica <i>Fuzzy</i>	30
2.3.1 O tratamento da incerteza na simulação	30

2.3.2 Desenvolvimento de equações diferenciais <i>fuzzy</i>	32
2.3.3 Aplicações de Simulação Dinâmica <i>Fuzzy</i> de propósito geral.....	34
2.3.4 Aplicações de Simulação Dinâmica <i>Fuzzy</i> na área de saúde.....	35
2.4 Sobre teorias e modelos de envelhecimento.....	37
2.4.1 Teorias de envelhecimento.....	37
2.4.2 Modelos de Simulação para o envelhecimento.....	41
CAPÍTULO 3.....	44
MODELO DE SIMULAÇÃO DINÂMICO- <i>FUZZY</i>	44
3.1 Modelo Estocástico de Envelhecimento e Morte.....	45
3.2 Procedimentos Metodológicos.....	52
3.2.1 Validação.....	55
3.2.2 Delimitações.....	56
3.3 A proposta de ampliação do modelo base.....	57
3.3.1 Implementação do sistema <i>fuzzy</i>	61
3.4 Considerações.....	66
CAPÍTULO 4.....	67
ANÁLISE DOS RESULTADOS DO MODELO.....	67
4.1 O projeto de experimentos.....	67
4.1.1 Planejamento.....	67
4.1.2 Resultados.....	69
4.2 Validação.....	72
4.2 Considerações.....	80
CAPÍTULO 5.....	81
CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	81
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	86

Lista de Figuras

Figura 1.1. Estrutura básica dos elementos envolvidos na vida de um indivíduo.....	5
Figura 2.1. Classificação dos Sistemas para fins de modelagem.	10
Figura 2.2. Quatro níveis de pensamento.	14
Figura 2.3. Diagrama de fluxo implementado no <i>Software Stella</i>	16
Figura 2.4. Influência positiva de uma variável A em uma variável B.	17
Figura 2.5. Influência negativa de uma variável A em uma variável B.	17
Figura 2.6. Diagrama de Ciclo Causal de uma população, adaptado de Ford (1999). ...	18
Figura 2.7. Diagrama de fluxo de uma população, adaptado de Ford (1999).	19
Figura 2.8. Padrão linear de comportamento.....	20
Figura 2.10. Padrão <i>Goal Seeking</i> de comportamento.	21
Figura 2.11. Padrões de oscilação de comportamento.	22
Figura 2.12. Padrão <i>S-Shaped</i>	23
Figura 2.13. Fases do <i>Systems Thinking</i> e metodologia de modelagem.....	24
Figura 2.14. Modelo de ignorância.....	26
Figura 2.15. Conjuntos <i>fuzzy</i> : a) trapezoidal; b) triangular; c) sigmóide e d) gaussiano.	29
Figura 2.16. Sistema de inferência <i>fuzzy</i>	29
Figura 2.17. Distribuição de Maxwell-Boltzmann.	40
Figura 2.18. Representação de um indivíduo no modelo Penna.	42
Figura 3.1. Diagrama do Modelo Estocástico de Envelhecimento e Morte (Hargrove, 1998).....	46
Figura 3.2. Comportamento da Função de um indivíduo ao longo da vida considerando três diferentes taxas de crescimento.	48
Figura 3.3. Comportamento da Reserva de um indivíduo ao longo da vida considerando três diferentes taxas de crescimento.	49
Figura 3.4. Comportamento do Envelhecimento de um indivíduo ao longo da vida considerando três diferentes taxas de crescimento.	50
Figura 3.5. Capacidade Relativa de um indivíduo.....	52

Figura 3.6. Diagrama do modelo base com as influências dos fatores, adaptado de Hargrove (1998).	54
Figura 3.7. Distribuição da taxa de mortalidade no ano de 2007 no estado de Santa Catarina, considerando a população total e os hipertensos.	56
Figura 3.8. Módulo de impacto e recuperação.	61
Figura 3.9. Função de pertinência para a idade.	62
Figura 3.10. Função de pertinência para o impacto.....	63
Figura 3.11. Função de pertinência para a recuperação.	63
Figura 3.12. Superfície de resposta: recuperação de um indivíduo.....	64
Figura 3.13. Modelo ampliado.	65
Figura 3.14. Modelo ampliado implementado no <i>software</i> Stella®.....	65
Figura 4.1. Gráfico da probabilidade normal dos resíduos.....	69
Figura 4.2. Efeito individual de cada fator no tempo médio de vida.	71
Figura 4.3. Interação entre os fatores Risco Independente de Idade e Fator de Risco... ..	72
Figura 4.4. Resultados das simulações com o modelo ampliado para a mortalidade geral no estado de Santa Catarina em 2007.....	76
Figura 4.5. Resultados das simulações efetuadas com o modelo original para a mortalidade geral no estado de Santa Catarina em 2007.....	77
Figura 4.6. Resultados das simulações com as mudanças propostas implementadas para a mortalidade por hipertensão no estado de Santa Catarina em 2007.	79

Lista de Quadros

Quadro 3.1. Base de regras para a recuperação.....	60
Quadro 4.1. A influência dos fatores na taxa de mortalidade de uma população.	70

Lista de Tabelas

Tabela 4.1. Determinação dos níveis superior e inferior dos parâmetros para a realização do projeto experimental.	68
Tabela 4.2. Distribuição dos percentuais de mortalidade considerando o grupo geral (de todas as causas) e a hipertensão. Ano base: 2007.....	73
Tabela 4.3. Resultados do simulador e intervalo de confiança para a população geral.	75
Tabela 4.4. Resultados do simulador e intervalo de confiança para a mortalidade por hipertensão.....	78

Resumo

A elaboração de modelos de simulação computacionais para o tratamento da complexidade existente em sistemas reais é um trabalho importante. A área médica e de saúde apresenta variadas situações em que a modelagem e simulação podem ser aplicadas como, por exemplo, nos estudos epidemiológicos, na realização de diagnósticos, no estudo do envelhecimento, etc. Pesquisas apontam que trabalhos de modelagem do envelhecimento e estratégicos na área de saúde não são numerosos. Neste contexto, esta dissertação realizou o estudo e a ampliação de um modelo de simulação de envelhecimento existente com o intuito de aperfeiçoar a representação da realidade e tratar da complexidade envolvida na recuperação de indivíduos diante de situações de risco. O modelo base contempla a representação da capacidade fisiológica e a geração de eventos de risco na vida de um indivíduo, situações estabelecidas pela determinação de valores de parâmetros. A ampliação do modelo base foi realizada com a inclusão de um módulo que estima o impacto e recuperação de indivíduos. Este módulo foi elaborado por meio da modelagem *fuzzy* (difusa) para o tratamento da incerteza inserida neste assunto. Os resultados do modelo final foram validados por meio da reprodução de curvas reais de mortalidade. Os dados reais utilizados são provenientes de estatísticas de mortalidade do estado de Santa Catarina. Os resultados mostraram-se adequados, aproximados dos reais, principalmente quando comparados aos resultados relativos ao modelo em sua forma original. O modelo final pode ser válido para compreensão e avaliação de riscos associados a doenças que possuem alto impacto financeiro para planos de saúde tanto públicos quanto privados.

Abstract

The preparation of computational simulation models to deal with the complexity of real systems is an important task. There are various situations in the medical and healthcare field in which modeling and simulation can be applied, such as epidemiological studies, diagnostics, aging studies, etc. Studies indicate that modeling of aging and healthcare strategies are not numerous. In this context, this dissertation conducted the study and broadening of an existing simulation model of aging in order to perfect its representation of reality and account for the complexity involved in the recovery of individuals given situations of risk. The base model considers the representation of the physiological capacity and the generation of risk events in the life of an individual, situations established by the determination of values for parameters. The expansion of the base model was conducted with the inclusion of a module that estimated the impact and recovery of the individuals. This module was prepared by means of fuzzy modeling to account for the uncertainty in this issue. The results of the final model were validated by means of the reproduction of real mortality curves. The real data used come from mortality statistics from Santa Catarina State. The results prove to be adequate, and close to reality, principally when compared to the model's original results. The final model can be valid for understanding and evaluating risks associated to diseases that have high financial impact for public and private health plans.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

A complexidade inerente aos sistemas reais é uma situação comum. Esta condição diz respeito ao elevado e diferenciado número de elementos presentes e das relações entre estes. As mudanças ocorridas em um sistema são decorrentes das transformações e relacionamentos entre os elementos assim como de fatores e acontecimentos aleatórios. De acordo com Mitchell e Newmann (2002), mesmo tendo o conhecimento prévio do comportamento de cada parte, não é tarefa trivial fazer previsões de acontecimentos para o sistema como um todo. Sistemas da natureza, que envolvem organismos vivos e transformações biológicas podem ser classificados neste contexto de complexidade.

Em muitas situações é difícil e necessário entender a evolução e a dinâmica de sistemas complexos, e é neste sentido que a modelagem é ressaltada, para contemplar esta expectativa. Para Rothember (1989), o modelo é a transformação de um sistema real em uma representação que possa facilitar o entendimento da dinâmica e dos elementos a ele pertencentes. Além disso, contribui para a realização de estudos como a previsão e planejamento.

Na criação do modelo leva-se em consideração a natureza dos acontecimentos, que pode ser de tempo discreto ou contínuo, o tipo de informação e o conhecimento disponível sobre o assunto. A respeito da informação, é comum que sistemas apresentem a presença de incerteza, ocorrência que pode ser observada na definição de parâmetros e na relação entre as variáveis (CECONELLO, 2006), por exemplo. Isto quer dizer que a incerteza não está embutida somente na definição de valores numéricos, mas na forma em que como o sistema evolui. A aleatoriedade pode ser exemplificada como um caso de incerteza existente em um sistema.

Em se tratando da representação da aleatoriedade em um modelo, a mesma poderia ser realizada através de uma distribuição de probabilidade. Tomando a ocorrência de um evento aleatório qualquer como um exemplo, pode-se dizer que o episódio se daria de acordo com alguma distribuição apropriada ao contexto, extraída do

conhecimento do problema. A aleatoriedade, no entanto, representa somente um dos tipos de incerteza encontrados em um sistema. Outros exemplos são de informações qualitativas vagas e imprecisas.

Enfim, dadas a significação de sistemas complexos e as características que devem ser levadas em conta na modelagem, têm-se exemplos de sistemas naturais que poderiam ser pesquisados: os ecológicos e biológicos. Os estudos desta natureza estão cada vez mais fazendo uso de ferramentas computacionais é cada vez mais evidente e necessária a integração de outras áreas com a informática (SBC, 2008) no intuito de contribuir para o avanço, na agilidade e qualidade das pesquisas.

A área de saúde, ou de uma maneira geral, a área de biologia é marcada por uma diversidade de temas e pela importância de pesquisas nestes temas para os seres vivos, que contribuem para a melhoria da qualidade de vida com as descobertas de curas, medicamentos e procedimentos, etc. Alguns dos temas abordados quando da simulação na área de saúde são modelos para a representação de doenças e para a simulação de unidades de atendimento (BRAILSFORD, 2007). Outro tema, muito discutido (porém não muito tratado por modelos de simulação) está focalizado no estudo do envelhecimento dos seres vivos através da elaboração de diversas teorias (HAYFLICK, 1997). Uma representação para simulação de envelhecimento, processo considerado complexo por representar variados fatores e riscos de vida, pode ser útil para o acompanhamento de populações.

1.2 Justificativa e Motivação

O apoio de técnicas computacionais, como a Modelagem e Simulação de Sistemas e a Inteligência Artificial (IA), para diferentes áreas de conhecimento que envolvem complexidade é o que se observa em trabalhos realizados nos últimos anos (AHMAD, 2005) (AHMAD e FRANZ, 2008) (JAFELICE, 2003) (KARAVEZYRIS; TIMPE; MARZI, 2002). A simulação computacional representa uma tentativa de imprimir maior rapidez aos resultados e minimizar as dificuldades encontradas no estudo de sistemas reais, que em muitos casos são caracterizados pela complexidade. Técnicas de IA são conhecidas por proporcionarem amplos recursos à modelagem e a resolução de problemas complexos.

A integração da IA na modelagem e simulação de sistemas faz com que o modelo resultante se torne mais consistente em sua representação, isto porque são variadas as formas de relações destas duas abordagens, como por exemplo na estimação de parâmetros, na tentativa de amenizar o alto custo associado a esta atividade. A verificação e validação, o planejamento dos testes de simulação e a análise de resultados representam outras etapas promissoras para esta integração.

No desenvolvimento de um modelo o uso da IA pode contribuir para o aperfeiçoamento da representação das informações (WIDMAN e LOPARO, 1989) apud (DURAN e COSTAGUTA, 1998), por isso, o objetivo desta pesquisa é ampliar um modelo de simulação de envelhecimento (HARGROVE, 1998) fazendo uso destas duas técnicas com o intuito de torná-lo mais robusto, com capacidades adicionais, para o aperfeiçoamento dos resultados e com aptidão para reproduzir situações reais.

Este trabalho pode ser considerado importante para:

- Estudar populações de indivíduos com características similares, diante de situações de risco;
- Entender o resultado de mudanças de parâmetros nas populações (o que pode levar ao estudo de estratégias de prevenção de problemas);
- Calcular o custo financeiro de pessoas com determinados problemas de saúde. Isto porque certas doenças podem levar a invalidez, que possui alto custo para a iniciativa pública e privada. Além do alto valor financeiro que deve ser investido para a recuperação da saúde.

Com a composição de um modelo que seja capaz de realizar as atividades citadas anteriormente é possível focalizar problemas, como as doenças cardiovasculares, que são expressivas nas causas de mortalidade. Desta forma, através de um modelo de simulação seria possível verificar medidas alternativas para que a mortalidade por estas doenças diminua, contribuindo para a qualidade de vida e para a redução de custos de planos de saúde.

1.3 Problema

O anseio pela longevidade e pela qualidade de vida ocorre com mais intensidade com o passar dos anos pelas pessoas e o aumento da expectativa de vida já é sentido nos últimos anos. Atualmente a expectativa de vida no estado de Santa Catarina é de 75,3 anos (IBGE, 2008). Os tratamentos médicos disponíveis são apontados como um dos fatores responsáveis por esta mudança que ocorre na população, fato que também foi notado por um modelo de simulação (RACCO, 2003). Contudo, certas doenças, como por exemplo, as relacionadas ao sistema circulatório (derrames cerebrais, problemas cardíacos, etc), estão entre as maiores causadoras de morte. Em Santa Catarina, no ano de 2007, o percentual dos casos classificados neste grupo chegou a 30%. Vale ressaltar que este percentual vem sofrendo aumento nos últimos anos (DATASUS, 2008). A ocorrência deste tipo de doença poderia ser amenizada com a adoção de hábitos de vida adequados.

As despesas do Sistema Único de Saúde com as doenças crônicas, dentre elas as doenças associadas ao aparelho circulatório, são muito elevadas e vêm sofrendo aumento nos últimos anos, como apontado pelo Instituto de Medicina Social – UERJ (2008) e pelo Ministério da Saúde *et al* (2009). Cabe ainda ressaltar que estes custos não ficam limitados a um setor econômico somente, como por exemplo, planos de saúde. Isto porque se a doença deixar sequelas, outros sistemas como o previdenciário também pode ser atingido. Este fato já foi relatado pelo Instituto de Medicina Social – UERJ (2008), que revela que cerca de 40% das aposentadorias precoces são decorrentes de doenças crônicas.

Um modelo de simulação contemplando teorias de envelhecimento é uma forma de pesquisar o desenvolvimento de populações e realizar o estudo dos fatores envolvidos neste processo. Principalmente para a avaliação dos fatores dependentes de riscos modificáveis. Desta forma, seria possível conferir estratégias que poderiam ser adotadas para amenizar o agravamento de doenças que surgem com hábitos de vida pouco saudáveis e que só poderiam ser observadas no longo prazo em populações reais. O que é notado, no entanto, é que são poucos os simuladores para a modelagem do envelhecimento, assim como os modelos de planejamento estratégico para a área de saúde (STAUFFER, 2007) (BRAILSFORD, 2007). A elaboração de tal modelagem

estaria contemplando um dos desafios de pesquisa em computação, que é a modelagem de sistemas complexos naturais (SBC, 2008).

1.4 Proposta

No contexto dos modelos de simulação para envelhecimento, esta pesquisa parte de um modelo de simulação existente, elaborado por Hargrove (1998). O modelo estocástico implementado por Hargrove apresenta aspectos relacionados à fisiologia dos indivíduos, o que relaciona características como crescimento, reserva e envelhecimento (que juntos compõem a capacidade). De forma geral, o sistema é capaz de simular o curso da vida de um indivíduo, realizando para isto a representação do envelhecimento e dos eventos de risco que podem acontecer durante a vida. A ocorrência de um evento de risco no modelo relaciona os riscos tanto dependentes quanto independentes de idade, assim como a capacidade do sujeito. Já a intensidade de um evento de risco dependerá de um indicador, que associará as condições da saúde do sujeito para a determinação de um parâmetro numérico. A Figura 1.1 apresenta uma estrutura abstrata para estas considerações.

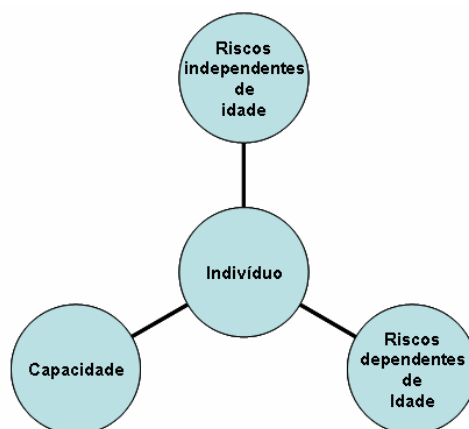


Figura 1.1. Estrutura básica dos elementos envolvidos na vida de um indivíduo.

Pela Figura 1.1 um indivíduo é influenciado por riscos e por sua capacidade. A capacidade representa a aptidão de sobrevivência e recuperação (formada por elementos que compõem a sua fisiologia). O modelo de Hargrove (1998) se enquadra nas teorias estocásticas, que levam em consideração que eventos acontecem de forma aleatória, e

por mais que se saiba que há predisposição para um acontecimento, não se sabe exatamente o momento.

Notou-se que, em seu trabalho, Hargrove não considerou dois casos:

- Que a ocorrência de um evento de risco (que representa acontecimentos como acidentes e doenças, por exemplo) causa impacto e recuperação na condição de vida de um sujeito e;
- Que fatores de risco provenientes de hábitos de vida são diferentes para faixas etárias distintas.

Dadas as situações levantadas como necessidades para o aprimoramento do modelo base, é proposta a ampliação deste com a inclusão de um módulo para o cálculo do impacto e da recuperação de indivíduos (com tratamento da incerteza na recuperação) e da mudança da aplicação do fator de risco, que passará a ser distinta para faixas etárias diferentes, dependendo do caso analisado. Para a realização desta proposta, é concretizada a integração do modelo de simulação com um sistema de inferência *fuzzy*. O objetivo é que se obtenha um modelo que possa ser usado para fins estratégicos, capaz de reproduzir curvas de mortalidade reais.

Para a criação do modelo dinâmico é empregada a técnica *systems dynamics* (FORRESTER, 1961), com a elaboração de um simulador dinâmico contínuo. Esta técnica mostra-se notável pelo seu principal objetivo que é aprofundar o entendimento dos elementos envolvidos em um sistema complexo, o que é consequência da definição dos processos, da observação de tendências e padrões de um sistema (DEATON e WINEBRAKE, 2000). Além disso, através desse tipo de modelagem é possível representar a mudança contínua das variáveis.

Para o módulo de recuperação emprega-se um sistema de inferência *fuzzy*. Este sistema é utilizado no intuito de representar o conhecimento empírico a respeito da recuperação de indivíduos, que no problema em questão, envolve a idade e a intensidade do impacto sofrido. Esta é uma questão incerta e que não possui valores ou equações matemáticas determinados. Este tipo de incerteza é um dos que aparece em sistemas da área médica ou de saúde (ORTEGA; SALLUM; MASSAD, 2003).

1.5 Objetivo geral

Desenvolver uma ferramenta de simulação estocástica para estudos de processos de envelhecimento de indivíduos humanos através da associação da modelagem dinâmica contínua e da modelagem *fuzzy*.

1.6 Objetivos específicos

Dentre os objetivos específicos do trabalho encontram-se as seguintes etapas:

- Entender o modelo de envelhecimento e morte proposto por Hargrove (1998) através de um projeto de experimentos, principalmente para a compreensão da sensibilidade dos fatores.
- Implementar o módulo de inferência *fuzzy* para a representação da recuperação de indivíduos;
- Implementar a utilização de um fator de risco modificável para diferentes faixas etárias, considerando o contexto da saúde do indivíduo.
- Parametrizar o modelo e simular a reprodução de curvas de mortalidade para o estado de Santa Catarina (Brasil) e para o caso de mortalidade provocada por hipertensão no mesmo estado.

1.7 Estrutura do trabalho

Esta dissertação está organizada em 5 capítulos.

O Capítulo 2 apresenta a revisão bibliográfica dos principais assuntos relacionados à pesquisa. Primeiramente são apresentados os conceitos relacionados à modelagem dinâmica contínua através da metodologia *Systems Dynamics*, os padrões comportamentais observados nos sistemas e os blocos de construção de um simulador.

O Capítulo 2 ainda traz os conceitos acerca da modelagem de sistemas *fuzzy* (difusos) e trabalhos tanto na área de saúde quanto outros tipos de sistemas complexos que incluem simulação dinâmica e modelagem *fuzzy*. Além disso, apresenta uma síntese

das teorias de envelhecimento e das ideias que serviram de embasamento para este e para outros trabalhos inseridos neste contexto.

O capítulo 3 é que agrega toda a modelagem da proposta. Primeiramente o modelo de Hargrove (1998) é detalhado e discutido, as equações e o comportamento dos elementos deste sistema são apresentados. Posteriormente é apresentada a proposta de ampliação realizada no modelo base, o que inclui os procedimentos metodológicos e a especificação do módulo de inferência *fuzzy*.

Os resultados dos estudos realizados no modelo de Hargrove, através de um projeto experimental, assim como a validação dos resultados obtidos através do modelo final são apresentados no Capítulo 4.

Por fim, as conclusões e as indicações de trabalhos futuros para continuidade desta pesquisa são apontadas no capítulo 5.

CAPÍTULO 2

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O desenvolvimento do modelo de simulação desta pesquisa envolve os conceitos de simulação dinâmica contínua, de modelagem *fuzzy* e de envelhecimento. Desta forma, este capítulo apresenta os principais conceitos relacionados a estes temas assim como os trabalhos relacionados a eles, tanto na área de saúde quanto para os de propósitos gerais.

Este capítulo apresenta uma breve revisão do que vem a ser a modelagem e a simulação de sistemas, com enfoque principalmente nos sistemas de comportamento dinâmico contínuo. O texto provê uma introdução do assunto, explica conceitos básicos relacionados a sistemas, a motivação da simulação, bem como a simulação dinâmica contínua. Ainda são abordadas as metodologias de modelagem de sistemas contínuos mais conhecidas.

2.1 Simulação de Sistemas

O funcionamento de diversas atividades geralmente segue uma ordem, seja ela natural ou imposta, que apresenta etapas e evolução ao longo do tempo. Esta ideia pode ser percebida, por exemplo, no processo de envelhecimento de uma pessoa, que passa por várias fases da vida, cumprindo uma sequência de estados, até chegar a sua fase idosa. Já em um sistema bancário, os clientes devem seguir ordens pré-determinadas para concluir uma transação pretendida. Ambos os exemplos podem ser denominados de sistemas, um de envelhecimento e o outro como um sistema de transação bancária.

Sendo assim, um sistema é formado por um conjunto de elementos que se relacionam entre si e constituem a realização de um processo global. Ainda podem ser classificados, de acordo com o seu comportamento temporal, em estáticos e dinâmicos. Os sistemas dinâmicos são os que sofrem alterações estruturais ao longo do tempo, seja pela ocorrência de eventos ou por mudanças que ocorrem naturalmente, já no caso de sistemas estáticos não há ocorrência de transformações (RUSSEL, 1971). Como exemplos de sistemas pode-se citar os:

- Biológicos;
- Ecológicos;
- Econômicos
- De transporte;
- De produção, etc.

Os sistemas dinâmicos ainda possuem subdivisões de tipos: determinísticos e aleatórios. O determinismo implica em conhecer a forma como o sistema responderá sob determinadas condições. Nos aleatórios, ao contrário, não se sabe como será exatamente a reação, contudo pode-se saber as distribuições de probabilidades que regem tais respostas. Dentre os sistemas aleatórios, existem os subtipos denominados contínuos e discretos. A classificação “contínua” prevê que as variáveis de estado do problema sofram continuamente variação em seus valores. Na classificação “discreta”, as mudanças são discretas e ocorrem através de eventos em um determinado tempo. Esta classificação pode ser visualizada na Figura 2.1.



Figura 2.1. Classificação dos Sistemas para fins de modelagem.
Fonte: Freitas (2008).

Em se tratando de modelagem, que é discutida logo adiante, os modelos contínuos são delineados através de equações diferenciais; e os discretos são reproduzidos através de equações de diferenças. As equações de diferença expressam o valor das variáveis com base na diferença do último estado para o estado atual. Segundo Kelley e Peterson (2001), este tipo de equação pode ser chamada ainda de recorrente ou recursiva. As

equações diferenciais são formadas a partir de termos que sofrem variações contínuas em relação ao tempo, melhor dizendo, são derivadas destes termos em relação ao tempo. Estas são questões que podem ser resolvidos por meio de simulação computacional.

As denominações comumente utilizadas para a modelagem e simulação de sistemas dinâmicos contínuos e discretos são, respectivamente, Dinâmica de Sistemas (*Systems Dynamics*) (FORRESTER, 1961) ou Simulação Dinâmica Contínua e Simulação Dinâmica Discreta ou Simulação Discreta. A Simulação Discreta pode ser empregada em problemas de Pesquisa Operacional e de suporte à decisão, ou em outras situações em que os processos podem ser considerados de natureza discreta. A simulação contínua é adequada para situações mais abrangentes, em que muitos são os casos a serem consideradas no modelo, como por exemplo, em transformações químicas, biológicas e físicas (KETTENIS, 1982).

O uso de uma ou de outra técnica de simulação deve ser eleita com base na essência do problema. Para Thesen e Travis (1989), a finalidade da Simulação Dinâmica Contínua é capturar mudanças suaves que acontecem ao longo do tempo ocasionadas por controles, como a mudança gradual que ocorre ao se girar o volante de um carro. A Simulação Discreta é apropriada para os casos em que há mudança instantânea quando da ocorrência de um evento, como por exemplo, a chegada de mais um lote de materiais em um estoque.

2.1.1 Modelagem e Simulação

Depara-se, muitas vezes, com situações onde é necessário, ou pelo menos interessante, que se faça uma simulação do que poderia acontecer com um dado sistema em funcionamento, ou para avaliar a sua implementação real. Para o treinamento de pilotos, por exemplo, é preciso que o mesmo esteja familiarizado com as possíveis ocorrências de um voo, antes da sua realização. Para sistemas populacionais, o desejo poderia ser o de verificar o quanto o crescimento de uma população comprometeria os estoques alimentícios e, neste sentido, poder-se-ia criar políticas que tentassem amenizar impactos negativos futuros nos estoques. Ou seja, utilizar um modelo de simulação como ferramenta de apoio à decisão (THESEN e TRAVIS, 1989).

Para realizar a experimentação com um sistema real, existem alguns custos relacionados, não somente financeiros, que podem determinar o uso de métodos alternativos como a simulação. Há casos em que o sistema não existe, e o que se deseja fazer é justamente simular como o mesmo seria se existisse. Outros em que ele existe, mas associado a um alto custo financeiro para implementar algum tipo de mudança ou atualização. Ou, em se tratando de um sistema que envolve risco de vida, o modelo de simulação seria a forma ideal para treinamentos, uma vez que o teste com o sistema real poderia ser classificado como inadequado (FREITAS, 2008).

A modelagem e simulação é uma técnica utilizada como forma de representação aproximada de sistemas reais. É utilizada quando se torna difícil verificar determinadas suposições com o sistema real. De acordo com Taffe (1991) o modelo serve para representar as partes envolvidas no processo e as relações quantitativas entre elas. A simulação, então, resolve matematicamente estas relações com vários tipos de entradas e parâmetros.

O emprego da simulação traz aspectos positivos e negativos. As vantagens se fundamentam em fatos como o de se poder testar diversas hipóteses, a facilidade do emprego em relação a métodos analíticos, o controle do tempo de modo que melhor reflita a realidade, o próprio entendimento do sistema e a influência de suas partes no todo e a identificação de problemas. Em relação às desvantagens estão questões relacionadas à qualificação do modelador, que deverá estar apto a desempenhar tal função, bem como todas as tarefas posteriores de testes e interpretação de resultados. Outra desvantagem é que pode haver casos em que o tempo necessário para a realização de modelagem e simulação pode se tornar muito grande, cabendo nestes casos uma alternativa, como os métodos analíticos (FREITAS, 2008).

2.1.2 Conceitos da modelagem dinâmica contínua

A técnica de Dinâmica de Sistemas (*System Dynamics*) surgiu na década de 60 e foi proposta por Jay Forrester. Os trabalhos clássicos de tal época foram o *Industrial Dynamics* (FORRESTER, 1961) e o *Urban Dynamics* (FORRESTER, 1969) que é muitas vezes apontado como o marco inicial. De acordo com Radzicki (1997), o

primeiro trabalho foi produzido após longa aplicação em problemas corporativos e administrativos; e o segundo surgiu da observação de problemas urbanos na época.

Para Forrester (1998), no entanto, a Dinâmica de Sistemas não fica restrita a esses tipos de sistemas, podendo ser aplicada em áreas como medicina, economia, política, meio-ambiente, engenharia, etc. Isto porque esta prática "combina teoria, métodos e a filosofia necessária para analisar o comportamento de sistemas; [...] fornece um fundamento comum que pode ser aplicado onde quer que queiramos entender e influenciar em como as coisas mudam com o tempo".

A Dinâmica de Sistemas pode então ser classificada como uma forma de aprendizado e não simplesmente como de predição. Existem diferenças entre técnicas para predição e para o aprendizado. As de predição são utilizadas para apontar valores futuros de certa variável, o que não é o caminho da modelagem para o aprendizado, cujo objetivo é proporcionar entendimento tal que se possa identificar pontos problemáticos no sistema e assim testar diversas políticas (FORD, 1999).

Ao se falar em construção de sistemas dinâmicos, vem à tona outro conceito muito conhecido pelos especialistas da área: *Systems Thinking* (Pensamento Sistêmico). É uma disciplina, utilizada em de teoria dos sistemas, cujo ideal é abranger todas as etapas de modelagem e entendimento de sistemas. De acordo com a Sociedade de Dinâmica de Sistemas (2008), o que essas duas técnicas (*Systems Dynamics e System Thinking*) têm em comum é o fato de focarem os mesmos tipos de sistemas, além do uso de ciclos causais na modelagem.

Systems Thinking é o nome que se dá ao processo de entendimento de complexidade de um determinado problema, de diversas áreas de conhecimento. Possui três componentes: o paradigma, a linguagem e a metodologia. O paradigma incorpora as tarefas de estudo e entendimento inicial do sistema, ou seja, a compreensão que se tem do sistema antes da construção de um modelo. A linguagem representa os meios de expressar e apresentar o conhecimento a respeito do sistema, isso em termos visuais. Por fim, a metodologia é composta pelas ferramentas tecnológicas que darão suporte a todos os passos da modelagem (MAANI e CAVANA, 2000).



Figura 2.2. Quatro níveis de pensamento.
Fonte: Maani e Cavana (2000).

A pirâmide da Figura 2.2 exibe os níveis de pensamento colocados por Maani e Cavana (2000). Os eventos, localizados no topo, são a forma de pensamento mais superficial porque se referem a fatos que acontecem no dia-a-dia e que passam a ser conhecidos pelas pessoas. Os padrões dão um passo adiante em relação aos eventos porque revelam um conhecimento um pouco mais aprofundado, proporcionando uma visão mais abrangente, como o histórico de acontecimentos. As estruturas do sistema empenham-se em entender como as coisas acontecem, explorando a identificação de fatores que influenciam os padrões, por exemplo. O modelo mental, localizado na base, é o nível mais profundo de pensamento. Neste nível de pensamento o objetivo é entender o porquê dos acontecimentos baseado em crenças e valores.

O que se pretende alcançar com a modelagem e simulação de sistemas dinâmicos é justamente a representação do modelo mental.

Apesar do nível avançado de conhecimento, os modelos mentais são intrínsecos a cada pessoa e por isso se revelam de diferentes formas quando são expostos. Além disso, possuem características como imprecisão, incompletude, e raciocínios implícitos. Devido à complexidade dos modelos mentais, torna-se difícil para o cérebro realizar e sintetizar a dinâmica de todas as partes envolvidas. É então que a simulação computacional passa a ter um papel importante, uma vez que é capaz de representar o modelo e simular a dinâmica. Desta forma os analistas e pesquisadores podem explicitar os seus pensamentos, bem como testá-los e melhorá-los (DEATON e WINEBRAKE, 2000).

2.1.3 Blocos de Construção

Em um ambiente de simulação, de acordo com o preceito da metodologia *Systems Dynamics*, o modelo dinâmico é constituído por três componentes: estoques, fluxos e conversores. O estoque, também conhecido como nível, transmite a ideia de armazenamento; os fluxos propiciam a transformação de estoques e os conversores os auxiliam neste processo (DEATON e WINEBRAKE, 2000) (FORD, 1999). De forma mais detalhada, as definições destes blocos de construção são dadas a seguir:

- **Estoques:** são utilizados para representar o acúmulo de entidades em uma dada parte do sistema. Representa o estado em que se encontra determinada variável ao longo do tempo, sendo considerados os substantivos do modelo. Possuem características como memória (o cálculo do seu valor no próximo tempo leva em consideração o valor no tempo anterior), modificação da forma dos fluxos com o tempo (podem influenciar os processos de mudanças de estados), separação de fluxos (pode ter fluxos de entrada e de saída que se comportam de forma diferente) e criação de *delays* (representação de estágios pelos quais as entidades permanecem e passam) (RADZICKI, 1997).
- **Fluxos:** representam um processo pelo qual as entidades passam, tanto para adentrar estoques, quanto para deixá-los. Pode ser "uma atividade, ou movimento, ou fluxo que contribui para a mudança por unidade de tempo em um estoque (ROBERTS *et al*, 1994)". São os verbos do modelo, e trabalham através de taxas de mudanças. A Figura 2.3 possui um fluxo cujas extremidades são o esboço de uma nuvem e um estoque. A nuvem significa que não se sabe de onde vêm as entidades que passarão pelo fluxo. E o estoque é o receptor das entidades.
- **Conversores:** servem para auxiliar os fluxos e, para isto, representam valores discriminados de taxas de mudanças, constantes, cálculos em geral. Para Richmond (2001), por atuarem junto aos fluxos, os conversores desempenham papel de advérbios, quantificando as mudanças que ocorrem por unidade de tempo nos fluxos e estoques. A função principal é a de tornar o modelo mais fácil de entender, haja vista que seria possível para o próprio fluxo representar

todos os valores (RADZICKI, 1997). No entanto não ficaria tão claro o entendimento de todos os componentes responsáveis pelos cálculos de fluxos.

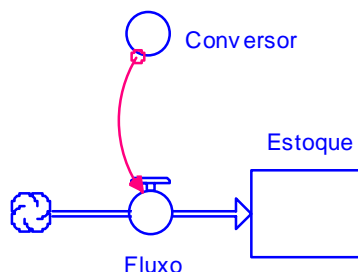


Figura 2.3. Diagrama de fluxo implementado no *Software Stella*.

Os três elementos apresentados representam juntos a estrutura básica de um modelo de simulação e são chamados também por diagrama de fluxo, que pode ser visualizado na Figura 2.3. A ligação entre o conversor e o fluxo é realizada através de uma seta denominada conector, que é utilizado para representar as relações extras. A próxima seção apresenta uma abordagem alternativa em que o modelo pode ser especificado a priori por diagramas de ciclo, que posteriormente são traduzidos para diagramas de fluxos.

Ford (1999) recomenda que, quando se for desenvolver um modelo diretamente por um diagrama de fluxos, uma ordem adequada a se seguir é a identificação de estoques, a adição de fluxos, a direção dos fluxos e a inserção dos conversores.

2.1.4 Padrões Estruturais: Ciclos de retroalimentação (*Feedback Loops*)

De acordo com a definição de sistema apresentada no início do capítulo, as entidades se relacionam executando um processo. Muitas vezes os resultados intermediários gerados exercem influências em outras partes do sistema e assim sucessivamente. Quando este efeito retorna para as variáveis de entrada, nota-se a ocorrência de um ciclo, em que uma determinada saída exerce influência na entrada (RADZICKI, 1997).

“Retroalimentação é o processo pelo qual um sinal se move por uma cadeia de relações causais para afetar a si próprio (MARTIN, 1997)”. Existe, portanto, uma relação de causa e efeito que une as variáveis. Um *feedback loop* pode ser negativo ou

positivo. As influências que as variáveis exercem umas nas outras ao longo do ciclo devem ser observadas para que se faça tal classificação.

Quando duas variáveis interligadas sofrem variações no mesmo sentido, diz-se que há uma influência positiva de uma na outra. Logo, o aumento de uma causa o aumento da outra, ou a diminuição de uma causa a diminuição da outra. Agora, quando a variação ocorre em sentido oposto, a ligação é classificada como negativa. Desta forma o aumento de uma causa a diminuição da outra, ou a diminuição de uma causa o aumento da outra. As Figuras 2.4 e 2.5 dão exemplos de uma influência positiva e uma negativa, respectivamente. A seta com sinal de adição (+) na extremidade é atribuída à influência positiva. O sinal de subtração (-) é colocado para influências negativas.

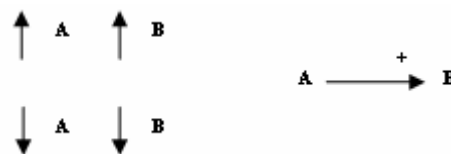


Figura 2.4. Influência positiva de uma variável A em uma variável B.

O fato de as nomenclaturas utilizarem as palavras ‘positiva’ e ‘negativa’ não significa que o resultado esperado seja bom ou ruim. Somente tem a ver com a direção de crescimento/decrescimento (MARTIN, 1997).

O *feedback* positivo é relacionado ao crescimento desenfreado dos sistemas, que pode ser descrito por um crescimento exponencial. De acordo com Ashford (1995) este é um comportamento típico de aplicações financeiras e de dívidas com altos juros, de epidemias, do avanço tecnológico que se tem visto ultimamente, etc. Em se tratando de modelagem do diagrama de fluxos, significa dizer que a taxa que rege a mudança do estoque é dependente do próprio estoque.

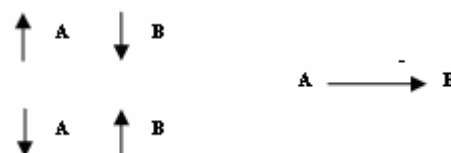


Figura 2.5. Influência negativa de uma variável A em uma variável B.

O *feedback* negativo tem efeito no sentido de amenizar alguma mudança ocorrida no sistema. Por isso esse tipo de estrutura tende a manter o sistema regulado, em controle. O equilíbrio que uma pessoa que está aprendendo a andar de bicicleta precisa manter caracteriza um *feedback* negativo, porque existem momentos em que a bicicleta pode se inclinar para a direita ou para a esquerda, e o aprendiz então se apoiará de forma que não caia (MARTIN, 1997).

Um diagrama de ciclo causal é a forma gráfica de representação de um *feedback loop*. A Figura 2.6 apresenta um exemplo composto de retroalimentação negativa e positiva (FORD, 1999). É uma exemplificação do processo de crescimento de uma população, que por um lado é aumentada pelos nascimentos, e por outro é diminuída pelas mortes. O número de nascimentos depende do tamanho da população e da taxa de nascimento. Quanto maior for a taxa e a população, maior será o número de nascimentos. Este processo constitui um *feedback* positivo, que por si só faria com que a população crescesse desordenadamente. O número de mortes também é dependente do tamanho da população e da taxa de mortalidade. Quanto maior for o número de mortes, menor ficará a população. Desta forma, constitui uma estrutura reguladora, o que não permite que o tamanho da população cresça desordenadamente.

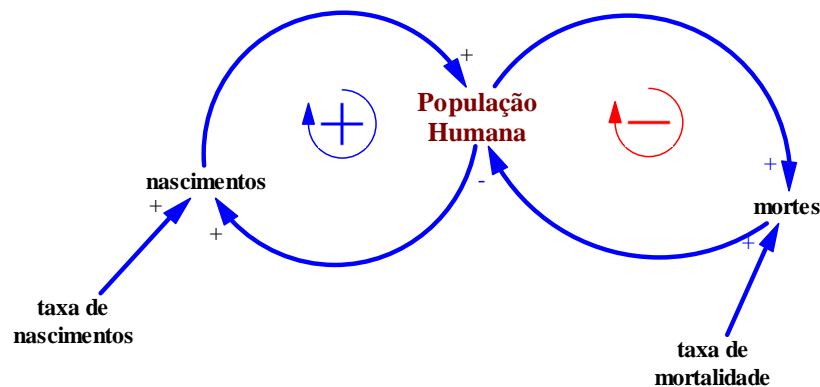


Figura 2.6. Diagrama de Ciclo Causal de uma população, adaptado de Ford (1999).

A Figura 2.7 exibe o diagrama de fluxo que é equivalente ao diagrama de ciclo da Figura 2.6. A população então é entendida como sendo um estoque, uma vez que esta é a variável que acumula entidades. As mortes e os nascimentos representam os processos

que os indivíduos sofrem. O andamento desses processos é quantificado por conversores (que armazenam uma taxa fixa) e pela própria população.

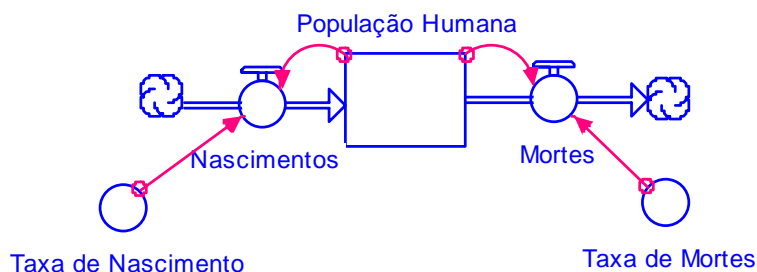


Figura 2.7. Diagrama de fluxo de uma população, adaptado de Ford (1999).

Quando há dúvida se um ciclo é positivo ou negativo, deve-se contar o número de ligações negativas. Se o resultado for zero ou qualquer número par o ciclo é positivo. Se a soma for ímpar o ciclo é negativo (FORD, 1999).

2.1.5 Padrões Comportamentais

Conhecer o comportamento temporal das partes envolvidas no sistema é um passo importante para que a análise e a construção do sistema sejam realizadas de forma adequada (RADZICKI, 1997). As variáveis em um modelo dinâmico contínuo apresentam diferentes tipos de comportamentos. Implícitos nestes tipos estão os padrões estruturais apresentados na seção anterior. Os comportamentos mais conhecidos são:

Padrão Linear: o comportamento de uma variável de padrão linear poderá ser constante, o que denota uma situação de equilíbrio, ou ainda poderá ser crescente ou decrescente. Os tipos linear crescente e linear decrescente não são tão comuns em sistemas dinâmicos (RADZICKI, 1997). Já o comportamento constante pode ser devido a algum estado de equilíbrio que é possível ser alcançado. Para que um estoque tenha um comportamento linear é necessário que as taxas de mudanças sejam fixas e que a soma de todos os fluxos de entrada menos os fluxos de saída sejam constantes. Se a constante for positiva, existe um crescimento linear. Se negativa significa que há decréscimo. Ou ainda, se for zero não há mudança, o que indica a situação de equilíbrio. Quando esses tipos de situações são identificados não existem ciclos de retroalimentação relacionados com a variável. Um exemplo prático seria um

gerenciamento de recursos que possuem entradas e saídas constantes (DEATON e WINEBRAKE, 2000). A Figura 2.8 mostra os três tipos de linearidade.

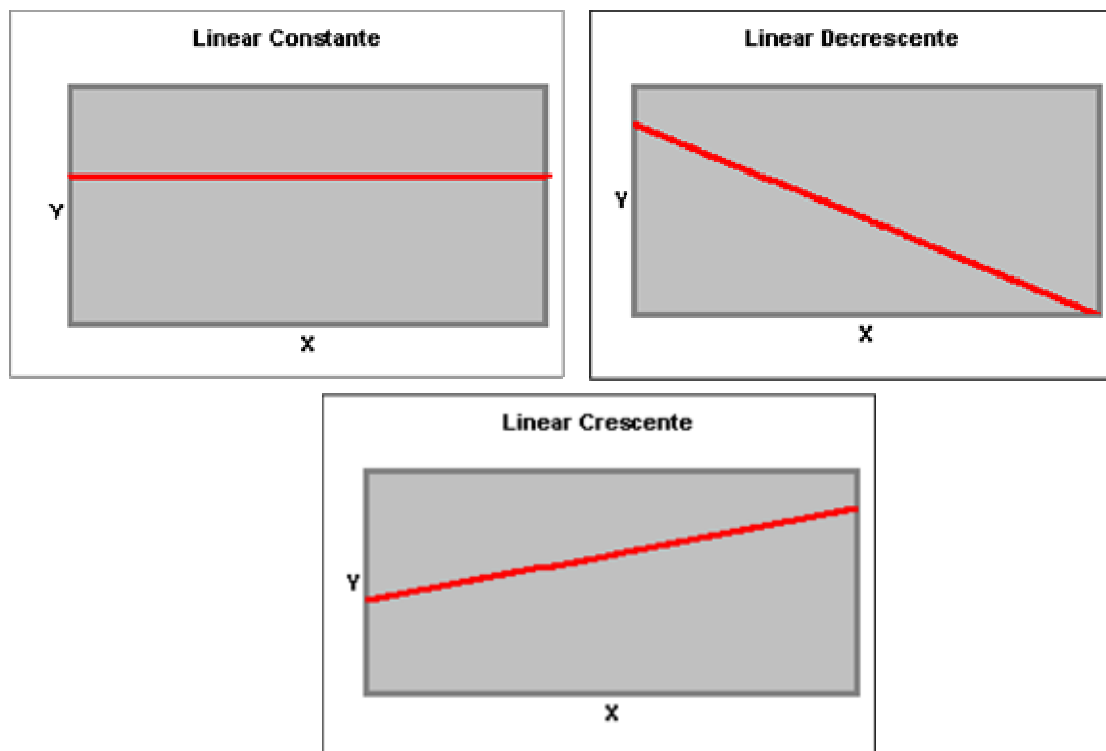


Figura 2.8. Padrão linear de comportamento.

- Padrão Exponencial: este tipo é caracterizado pelo crescimento ou decrescimento exponencial. Em se tratando de sistemas dinâmicos, já se pode dizer que é um comportamento comum. As mudanças que ocorrem nos estoques são proporcionais a eles próprios. Ciclos de retroalimentação positivos são associados ao crescimento e os ciclos negativos são relacionados ao decrescimento exponencial. Os modelos exponenciais podem ser observados em dinâmicas populacionais, transferência de calor e mecânica de fluidos (DEATON e WINEBRAKE, 2000). Pela Figura 2.9 é possível visualizar o crescimento e o decrescimento exponencial.

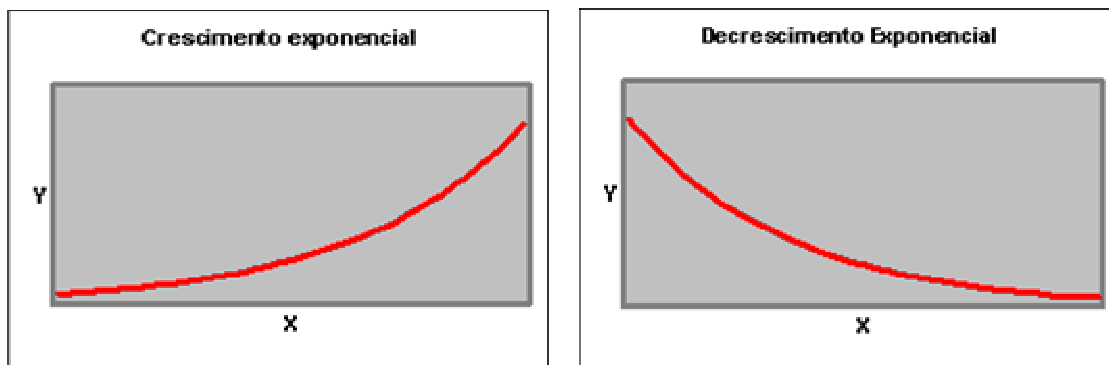


Figura 2.9. Padrão exponencial de comportamento.

- *Goal Seeking*: é parecido com o padrão exponencial, exceto pelo fato de que existe um valor meta a ser alcançado, o que faz com que a variável permaneça em um estado de equilíbrio. Este equilíbrio é ocasionado por retroalimentação negativa, uma vez que um “*feedback* negativo causa comportamento *goal seeking* (MARTIN, 1997)”. A Figura 2.10 exibe o *goal seeking* com crescimento e o *goal seeking* com decrescimento.

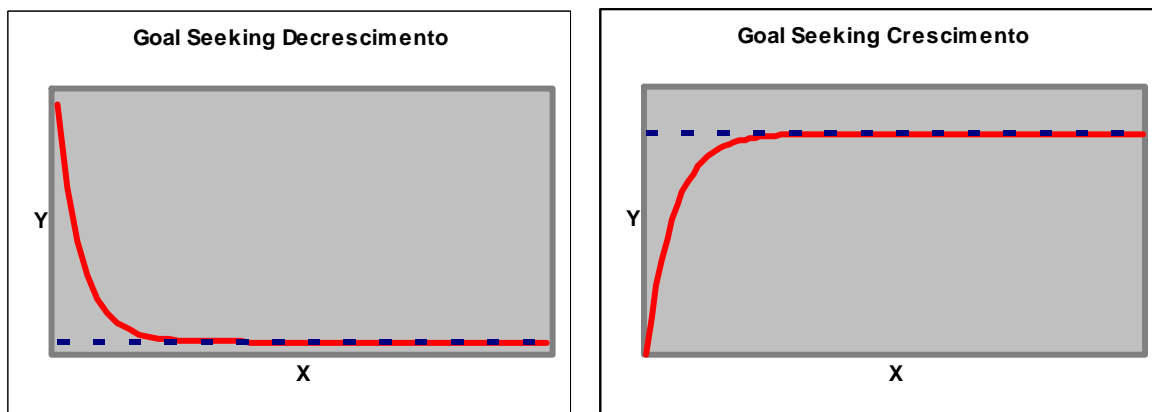


Figura 2.10. Padrão *Goal Seeking* de comportamento.

- Oscilação: representa a classe de padrões mais comuns em sistemas dinâmicos (RADZICKI, 1997). Os subtipos de oscilação mais conhecidos são:
 - Amortecida: possui inicialmente valores mais altos que vão suavizando ao longo do tempo.

- Sustentado: os valores seguem movimentos periódicos iguais ao longo do tempo.
- Explosão: os valores se comportam de maneira mais suave no início e, a cada período, vão se tornando maiores.
- Caos: não existe padrão definido para os dados, que não seguem e não repetem períodos.

Quando há oscilação existe a presença de um ciclo negativo que força a variável a mudar em torno de um conjunto de condições. Esta conduta pode ser observada em sistemas de presa e predador e sistemas com consumidores e recursos renováveis (DEATON e WINEBRAKE, 2000). A Figura 2.11 apresenta os quatro subtipos de oscilação explicados.

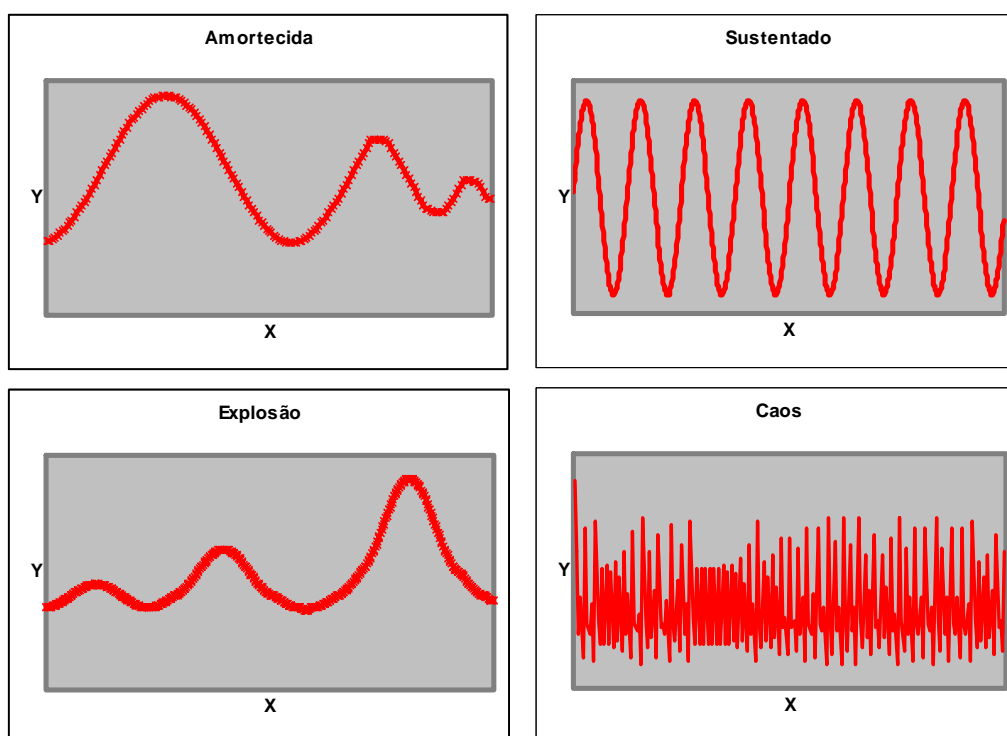


Figura 2.11. Padrões de oscilação de comportamento.

- *S-Shaped*: é uma combinação de crescimento exponencial e *goal seeking* (RADZICKI, 1997). Pela Figura 2.12 é possível observar que o comportamento *S-Shaped* começa com um crescimento exponencial e segue até um determinado ponto, chamado de ponto de inflexão, em que passa a assumir um crescimento

assintótico. Mais adiante entrará em uma situação de equilíbrio. O crescimento exponencial é devido a um ciclo de retroalimentação positivo, que perde a força na hora em que um ciclo de realimentação negativo passa a dominar a situação, o que causa o crescimento assintótico e posterior equilíbrio (GLICK e DUHON, 1994). Este equilíbrio é encontrado porque o sistema possui uma capacidade que ele suporta, denominada capacidade de carga. Sistemas populacionais com recursos limitados e sistemas de epidemiologia são exemplos em que pode se observar este comportamento (DEATON e WINEBRAKE, 2000).

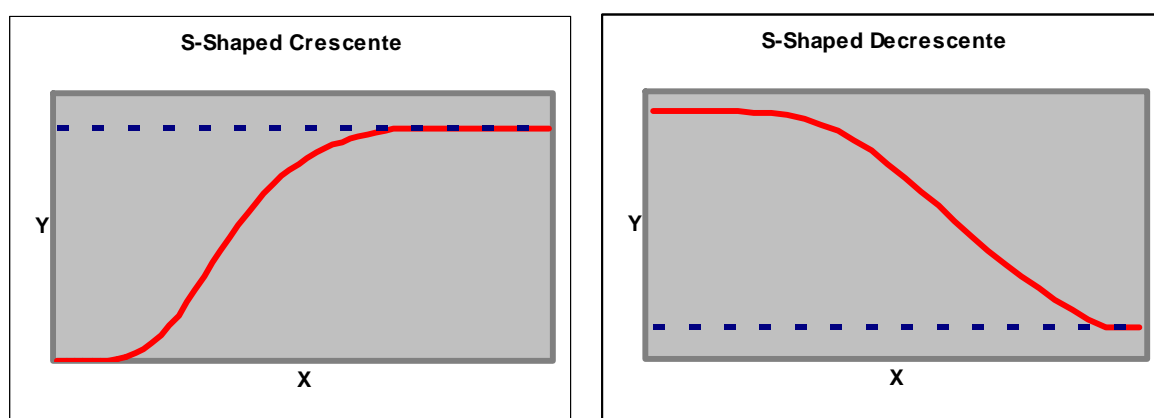


Figura 2.12. Padrão *S-Shaped*.

2.1.6 Metodologia de Construção dos modelos de sistemas dinâmicos

O processo de modelagem de um sistema é um passo que merece atenção, uma vez que é fundamental para que o modelo seja consistente, o que pode tornar esta etapa mais importante que o modelo em si (RADZICKI, 1997).

As metodologias de modelagem de sistemas dinâmicos contínuos são parecidas. Duas são as abordagens mais conhecidas: a adotada por pesquisadores do MIT (Massachusetts Institute of Technology) (FORRESTER, 1994) e a sistêmica (MAANI e CAVANA, 2000). A diferença básica entre as duas propostas é que uma delas, a sistêmica, classifica o uso de diagramas de ciclos como um passo a ser realizado, sendo este antes da construção do diagrama de fluxos e a outra coloca a modelagem de diagrama de ciclos como opcional, podendo ser executada após a construção do diagrama de fluxos.

O principal ponto negativo dos diagramas de ciclos colocado por Richardson (1986) é o fato destes não deixarem claro a relação entre estoques e fluxos, uma vez que através de um diagrama de fluxo é possível saber se o crescimento de um estoque é linear ou exponencial, por exemplo, o que não é possível somente através da identificação de relações positivas e negativas.

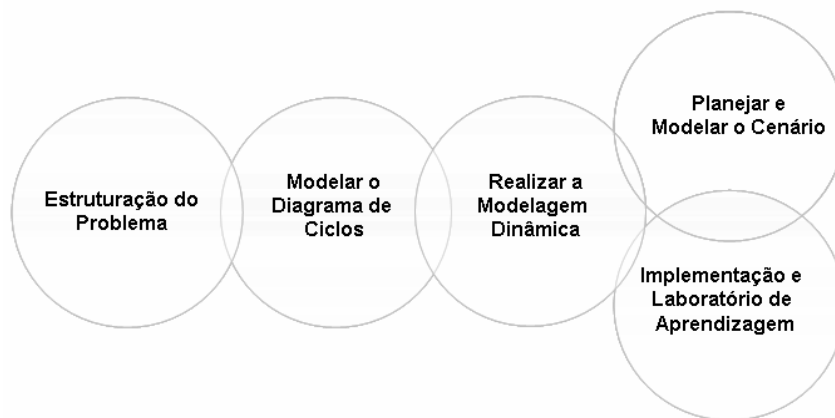


Figura 2.13. Fases do *Systems Thinking* e metodologia de modelagem.
Fonte: (Maani e Cavana, 2000).

A Figura 2.13 apresenta os passos da metodologia sistêmica sugerida por Maani e Cavana (2000):

- A estruturação do problema: consiste em identificar o problema a ser tratado, coletando dados e informações iniciais.
- O segundo passo, que é a modelagem do ciclo causal, abrange a identificação das variáveis principais do problema, o desenho das relações entre essas variáveis e a identificação de padrões.
- A seguir é realizada a modelagem dinâmica, que é a criação das equações matemáticas do modelo, que pode ser através de um *software* de simulação.
- A etapa de planejamento e modelagem do cenário envolve as atividades de planejamento de testes, os testes de políticas. Para isto, é necessário conhecimento dos fatores que mais interferem no modelo, os que mais afetam a resposta. Cabe também avaliar o desempenho das políticas e estratégias.

- Implementação e laboratório de aprendizagem: consiste em fazer uso de interfaces amigáveis, os chamados *Flight Simulators*, que tornam mais fáceis a experimentações.

Neste trabalho optou-se por adotar o uso de diagramas de ciclo, uma vez que se acredita que o mesmo facilita o entendimento do problema e as relações entre os elementos.

2.1.7 *Softwares* para a modelagem dinâmica contínua

Para a realização da simulação em computador existem alguns *softwares* que suprem a necessidade de construção do diagrama de fluxos e do diagrama de ciclo. O Stella® (2008) é um *software* para simulação dinâmica que possui interface amigável. Permite a construção do diagrama de fluxos, do diagrama de ciclos (a partir de um de fluxo), a construção de interface com usuário, bem como documentação detalhada.

Outro programa muito utilizado é o Vensim® (2008). É possível construir as mesmas coisas que no Stella, porém a interface de uso não parece ser de aprendizado intuitivo tanto quanto o Stella. Nota-se, no entanto, que a interface de construção de diagramas de ciclos é melhor, uma vez que tal diagrama não é construído a partir de um diagrama de fluxos e sim a partir do que o usuário desejar.

2.2 Modelagem *Fuzzy*

No raciocínio empregado na lógica clássica, as variáveis envolvidas em um dado problema possuem valores determinados com precisão, como verdadeiro ou falso, por exemplo. Na teoria clássica dos conjuntos, isto pode ser evidenciado com a classificação de um elemento como pertencente ou não a determinado conjunto (BARROS, 1997). Por outro lado, sabe-se que nem todo o tipo de informação é desta natureza. Muitas são classificadas como qualitativas que carregam indefinição nos limites de valor de veracidade de uma variável. Dessa forma, a lógica clássica apresenta uma carência por não realizar a modelagem desse tipo de informação, ou já não supre a necessidade de modelagem.

No decorrer dos anos, foi necessário criar modificações da lógica clássica incorporando a ela as características que eram observadas para a resolução de problemas que a mesma não conseguia contemplar, daí o surgimento das lógicas não-clássicas. Dentre elas encontra-se a lógica *fuzzy*: técnica de inteligência artificial utilizada para o tratamento de informações incertas, por vagueza ou por imprecisão.

De acordo com Ross (2004):

A lógica pode ajudar a organizar as palavras de modo que faça sentido, mas não pode ajudar na determinação de qual sentença usar em vários contextos. A lógica *fuzzy* é um método de formalizar a capacidade de raciocínio impreciso humano. Tal raciocínio representa a habilidade de pensar aproximadamente e sobre incertezas. Na lógica *fuzzy* todas as verdades são parciais ou aproximadas.

A escolha da técnica de modelagem depende da condição da informação que se está trabalhando. Para o caso em que existem dificuldades com esta informação, há que se considerar o tipo de problema para a escolha adequada da forma de modelagem. A Figura 2.14 apresenta um modelo de ignorância e sugere algumas formas de tratamento.

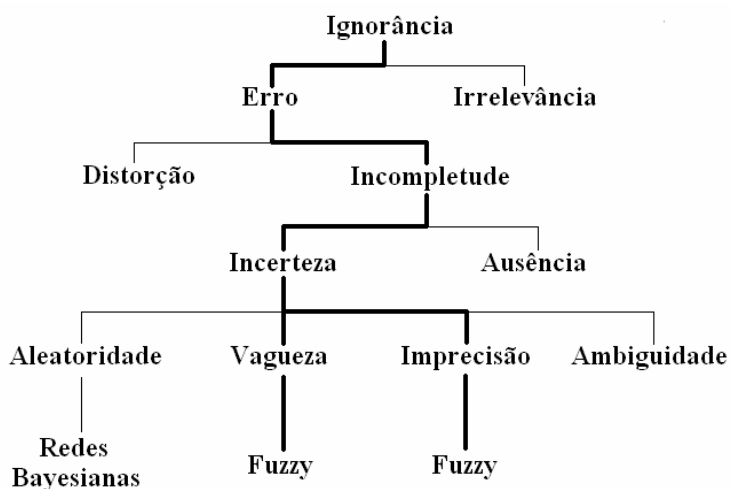


Figura 2.14. Modelo de ignorância.

Fonte: Bracarense (1999).

O modelo de ignorância proposto por Bracarense (1999), Figura 2.14, aborda alguns problemas com as informações quando da modelagem de um sistema. A origem deste problema parte da ignorância de alguma informação, ou seja, da ausência de conhecimento a respeito de algo. Esta ignorância pode ser considerada irrelevante ou um erro. Sendo caracterizada por um erro, a informação pode estar com distorção, que acaba por modificar os verdadeiros dados, ou pela incompletude da base. A

incompletude agrupa as noções de incerteza acerca de determinado assunto e ausência da informação. A incerteza é o caso em que existem informações, mas não se pode ter certeza plena nos resultados, por estarem condicionados a uma margem de erro. A incerteza pode ser por aleatoriedade, vagueza, imprecisão ou ambiguidade. Na incerteza por aleatoriedade, é possível construir uma distribuição de probabilidades para as variáveis em estudo, o que pode ser tratado pelas redes bayesianas (Bayes). Já a vagueza e a imprecisão estão em um domínio onde o raciocínio é aproximado, o que pode ser tratado pela teoria dos conjuntos *fuzzy* (Zadeh, 1965).

A teoria dos conjuntos *fuzzy* foi elaborada por Zadeh (1965), que propôs que elementos deveriam ter graus de pertinência aos conjuntos, ou seja, os elementos não precisariam necessariamente pertencer inteiramente a determinado conjunto, como na teoria clássica de conjuntos.

O significado dos tipos de incerteza que podem ser tratados pela lógica *fuzzy*, vagueza e imprecisão, são mencionados a seguir :

- Vagueza: a variável em análise não possui uma medida de comparação pré-estabelecida. Por exemplo, na determinação da qualidade de um alimento pode ser vaga a ideia de associar termos como ‘bom’ ou ‘ruim’, ou seja, não se tem um parâmetro para a realização desta definição.
- Imprecisão: no contexto do problema, a variável possui alguma referência ou algum valor associado a ela, porém os limites não são precisos. A classificação da temperatura como alta ou baixa pode ser um exemplo, uma vez que se pode ter como referência intervalos de temperaturas suportáveis por seres humanos, por exemplo.

2.2.1 Conjuntos e operações *fuzzy*

A classificação de elementos em conjuntos difusos é realizada com base no conceito de grau de pertinência. O grau de pertinência especifica o quanto um elemento pertence a um dado conjunto em um intervalo que varia de 0 a 1. Isto permite que se possa pertencer a mais de um conjunto, respeitando o grau de pertinência. Supondo que

existe um conjunto *fuzzy* A definido e um universo X, todos os elementos x de X são mapeados em A da seguinte forma (KLIR e YUAN, 1995):

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1] \quad (2.1)$$

O mapeamento apresentado na equação 2.1 atribui grau de pertinência de um elemento a um conjunto, o que significa fuzzificar o dado de entrada. Os valores numéricos dos elementos do universo X estão em um intervalo denominado suporte. Supondo um grau de pertinência α , os elementos x do suporte que possuem grau de pertinência maior ou igual α pertencem a um conjunto denominado α -cut, conceito que traz novamente estes elementos ao universo crisp (universo dos números convencionais).

Assim como na lógica clássica, a lógica difusa também apresenta as operações de união, intersecção e complemento. Dados dois conjuntos *fuzzy* A e B, definidos sobre um universo X (KLIR e YUAN, 1995):

- Intersecção (T-norma): $(A \cap B)(x) = \min[A(x), B(x)]$, para $x \in X$ (2.2)

- União (T-conorma): $(A \cup B)(x) = \max[A(x), B(x)]$ (2.3)

- Complemento: $\bar{A}(x) = 1 - A(x)$ (2.4)

Cabe salientar que o modo como as operações de intersecção, união e complemento são realizados em (2.2), (2.3) e (2.4) é considerado padrão. A teoria de conjuntos difusos é dotada de outras maneiras para realização destes cálculos.

Em sistemas especialistas faz-se o uso de regras do tipo Se-Então. Nos sistemas convencionais, o raciocínio é feito baseado nos valores lógicos ‘verdadeiro’ e ‘falso’ dos antecedentes e consequentes das regras. No caso dos sistemas especialistas difusos, o antecedente da regra representa um grau de pertinência e o consequente representa um novo conjunto difuso.

Sejam A e B dois conjuntos *fuzzy* definidos sobre o universo X e Y, respectivamente, a regra *Se A então B* pode ser definida da seguinte forma (ROSS, 2004):

$$A \rightarrow B = (A \times B) \cup (\bar{A} \times Y) = R \quad (2.5)$$

Observa-se que o conjunto A irá caracterizar a entrada e o conjunto B a saída. A relação R expressa a relação entre a entrada e a saída.

Com uma nova entrada A' no sistema, pode-se fazer a dedução da regra Se A' então B' através da composição Ross (2004):

$$A' \rightarrow B' \equiv A' \circ R \quad (2.6)$$

Os conjuntos *fuzzy* podem ter diversas formas de representação, sendo que dentre as mais conhecidas encontram-se a representação triangular, trapezoidal, gaussiana e a sigmóide. Estas formas são representadas pela Figura 2.15.

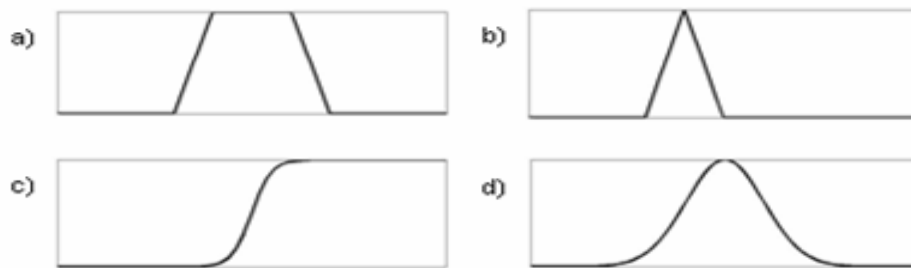


Figura 2.15. Conjuntos *fuzzy*: a) trapezoidal; b) triangular; c) sigmóide e d) gaussiano.

A determinação da forma de um conjunto *fuzzy* na ocasião da modelagem vai depender do problema que se está analisando, logo, certos conjuntos *fuzzy* que representam a mesma ideia podem ser representados de maneira muito diferente para contextos diversos (KLIR e YUAN, 1995).

Um sistema de inferência *fuzzy* é estruturado conforme o demonstrado na Figura 2.16. As etapas realizadas compreendem a fuzzificação, a inferência e a desfuzzificação.

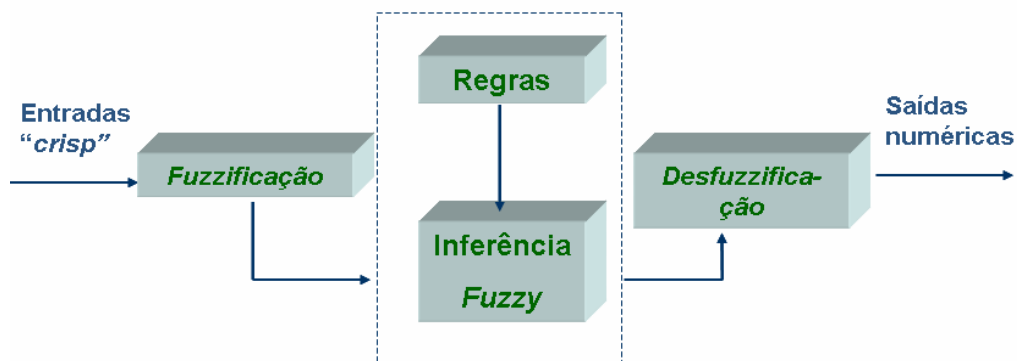


Figura 2.16. Sistema de inferência *fuzzy*.

Fonte: Nassar (2007).

As entradas, que são valores numéricos convencionais (também denominados “crisp”), passam por um processo de fuzzificação, que é um mapeamento para a função de pertinência dos conjuntos *fuzzy* definidos *a priori*. Após a fuzzificação os valores passam pela máquina de inferência que realiza as ativações de todas as regras paralelamente. Toda regra gera como saída um conjunto *fuzzy*, e ao final todas as saídas devem ser agregadas para formar o conjunto resultante. Se for de desejo, esse conjunto pode ser desfuzzificado para se tornar um valor numérico. Existem alguns métodos de desfuzzificação tais como: centróide, média do máximo, maior do máximo, menor do máximo, etc.

O método centróide tem como resultado o centro da área do conjunto *fuzzy* de saída. A média do máximo resulta na média entre os elementos com o maior grau de pertinência do conjunto final. Por sua vez o menor o maior do máximo resultam no menor e no maior elemento entre os que possuem maior grau de pertinência, respectivamente.

2.3 Trabalhos de Modelagem e Simulação Dinâmica *Fuzzy*

Esta seção introduz o interesse na aplicação da Inteligência Artificial (IA) na Modelagem Simulação de Sistemas, tratando principalmente no que se refere à presença de incerteza nos modelos, verificando quais são os tipos de tratamento para tal conflito, mais precisamente com a abordagem de modelos *fuzzy*. Para isto, justifica o uso da teoria *fuzzy* na simulação contínua, aponta alguns trabalhos que utilizam as duas técnicas e a maneira como a integração vem sendo feita. Por fim são apresentados trabalhos de simulação na área da saúde.

2.3.1 O tratamento da incerteza na simulação

O aperfeiçoamento da simulação através de técnicas de IA já vem sendo investigado há algum tempo. Rothenberg (1989) apresentou os trabalhos iniciais desta proposta que foi denominada de Simulação Baseada em Conhecimento. O autor enfatiza que a simulação poderia melhorar a resposta para a sua principal questão, que é "o que aconteceria se?", se o pesquisador buscar utilizar métodos de raciocínio, inferência e

busca existentes na IA. De acordo com Durán e Costaguta (1998), a Simulação Baseada em Conhecimento tem por objetivo "obter simulações mais poderosas e compreensíveis", o que ajuda na modelagem e simulação de muitos tipos de sistemas complexos. Widman e Loparo (1989) (apud DURAN e COSTAGUTA, 1998) apontam em quais passos da simulação poderia ser utilizada alguma técnica da IA: no desenvolvimento do modelo (ajudando na construção do modelo, principalmente para iniciantes; melhorando a representação do sistema real; reduzindo os cálculos computacionais pela simulação qualitativa); no projeto do experimento da simulação; na análise dos resultados; na visualização, explanação e interpretação dos resultados.

A realização da simulação requer que o modelo contenha os dados numéricos necessários para a representação do comportamento do sistema real. No entanto, muitas vezes, certos parâmetros não são conhecidos, são conhecidos parcialmente ou ainda de forma qualitativa. Neste contexto, o modelo de simulação se encontrará em um domínio de incerteza, sendo que a probabilidade é o recurso mais utilizado nestes casos. Muitos simuladores já vêm com módulos para este tipo de tratamento embutido. Neste caso o conhecimento das variáveis pode prover informações que permitam sejam atribuídas distribuições, ou ainda são de natureza totalmente aleatória. Para Bontempi (1995) o que caracteriza incerteza no âmbito da teoria da probabilidade é a variabilidade dos dados ou a fraca representatividade dos mesmos. Sendo assim, os dados acerca de determinados parâmetros podem existir, porém não serão capazes de representar com certeza o modelo do sistema. Parâmetros de representação de frequência de eventos gerais, como, por exemplo, número de problemas gerados por uma máquina industrial, são exemplos que podem ser construídos através de distribuição de probabilidades. Isto porque os dados podem ser coletados durante certo período de tempo e então a distribuição pode ser construída. Este tipo de modelagem, que faz uso de probabilidade em um contexto de aleatoriedade também foi levantada por Bracarense (1999).

Existe, contudo, a incerteza por imprecisão, que não é contemplada pela solução probabilística. Hüllermeier (1997) explica que na simulação dinâmica contínua, a presença da incerteza vaga e imprecisa é comum. Este tipo de acontecimento pode estar presente nos parâmetros, nos relacionamentos funcionais ou nas condições iniciais. "Um tipo especial de incerteza é a vagueza na linguagem natural. Modelos baseados em linguagem natural podem ser vistos como uma formalização vaga de modelos mentais,

o que é em muitos casos mais adequado do que modelos matemáticos precisos (HÜLLERMEIER, 1997)”.

Na atividade de modelagem de sistemas complexos o amparo de especialistas da área auxilia na elaboração e validação do modelo, isto porque neste processo é necessário o levantamento de informações importantes, que podem ser apresentadas por meio de dados coletados ou por meio do conhecimento do especialista. A experiência do especialista pode fazer com que o mesmo consiga determinar dados com alguma precisão, ou ainda tratar o problema com informações qualitativas, o que caracteriza um domínio de incerteza. De acordo com Karavezyris, Timpe e Marzi (2002), quando se trabalha com mais de um especialista, existem aspectos importantes que são relatados de forma divergentes por ambos, fazendo com que os resultados da simulação sejam muito diferentes. Nestes casos, a utilização da lógica *fuzzy* para o tratamento da informação qualitativa se torna uma ferramenta aliada, não fazendo parte do sistema em si, mas como um elemento externo.

Para que um sistema dinâmico esteja em um domínio *fuzzy*, ele deve ter ao menos uma das características: possuir variáveis de estado que sejam *fuzzy*, possuir relações que possam ser expressas como regras de condição Se-Então, possuir relações que possam ser substituídas por algoritmos *fuzzy*. É comum na modelagem dinâmica o uso de variáveis cujos valores não são conhecidos precisamente, outra situação em que se enquadra neste domínio (LEVARY, apud GHAZANFARI, ALIZADEH e JAFARI, 2002).

A realização da integração da lógica *fuzzy* e da simulação dinâmica foi observada de duas maneiras: através de equações diferenciais *fuzzy*, que faz uso da aritmética *fuzzy*, e através de sistemas especialistas, que faz uso de regras linguísticas.

2.3.2 Desenvolvimento de equações diferenciais *fuzzy*

Uma equação diferencial *fuzzy* é uma extensão de uma equação diferencial comum, onde é possível representar estados iniciais ou parâmetros com imprecisão. O resultado de tal equação é a evolução de um dado conjunto *fuzzy* no tempo t (Bontempi, 1995), onde Y_0 é a condição inicial *fuzzy*, representada por um número *fuzzy*, o que pode ser visualizado na equação (2.7).

$$\dot{y} = F(y), y \in R^n, y(0) = Y_0 \quad (2.7)$$

Uma forma de representar valores de parâmetros e condições iniciais de forma não probabilística é através de uma equação diferencial *fuzzy*, sendo este tipo uma extensão de uma equação diferencial tradicional. Uma equação diferencial *fuzzy* traduz a evolução no tempo de uma região de incerteza (BARROS, 1997), o que poderia ser entendido como uma distribuição de possibilidade de determinada variável.

São muitos os trabalhos que exploram este tema com o intuito de propor resolução para as equações diferenciais *fuzzy*. Bontempi (1996) desenvolveu um sistema para a resolução baseado em α -cuts. Embora o sistema tenha utilizado um algoritmo de otimização que ajudou com que os resultados fossem mais próximos do real, a partir da determinação de trajetórias, a complexidade do sistema e o custo computacional são altos, de ordem exponencial. Isto acontece porque cada vez que o sistema vai calcular o estado atual ele tem que calcular desde o tempo inicial, não podendo calcular a partir do último tempo contado (Δt). Sendo assim, quanto maior o tempo, maior é a dificuldade de se realizar o cálculo. Outras maneiras de resolução foram adotadas por Pearson (1997) e Xu, Liao e Hu (2007), que buscaram a resolver as equações diferenciais através da notação de números complexos. Já o trabalho de Bede, Rudas e Bencsik (2007), utilizou um conceito denominado diferenciabilidade fortemente generalizada com o intuito de obter soluções com grau de incerteza menor (diminuir o tamanho do suporte da solução resultante). Apesar de ter cumprido com o esperado por ser condizente com a representação comportamental de sistemas reais, de acordo com Bede, Rudas e Bencsik (2007) o resultado da equação não foi único para um dado número *fuzzy* inicial.

O uso de equações diferenciais *fuzzy* não é pertinente a todos os tipos de aplicações, isto porque possui ainda algumas limitações que estão sendo estudadas (aumento da incerteza com o tempo, complexidade computacional), além de que, se o problema for marcado por relações não-lineares, o aumento da complexidade de resolução se torna ainda maior (ORTEGA; SALLUM; MASSAD, 2000). Para sistemas em que as variáveis apresentem relações em que há presença de incertezas é aconselhado que equações diferenciais *fuzzy* também não sejam utilizadas (CECCONELLO, 2006). Deste modo, cabe a modelagem *fuzzy*, como já apontado por Bracarense (1999).

2.3.3 Aplicações de Simulação Dinâmica *Fuzzy* de propósito geral

São numerosos os trabalhos existentes para variadas áreas de conhecimento que utilizam modelagem e simulação dinâmica, assim como aplicações práticas que utilizam a teoria *fuzzy*. Alguns modelam um sistema *fuzzy* de modo que o mesmo seja responsável pela representação do dinamismo do sistema, o que acaba não levando em conta a transformação contínua das variáveis de estado (CECCONELLO, 2006), (ORTEGA; SALLUM; MASSAD, 2000, 2003). Outros realizaram agregação de ferramentas de simulação com sistemas especialistas *fuzzy*, por exemplo (LEVARY e LIN, 1991) (RAMIL e LEHMAN, 1998) (KARAVEZYRIS; TIMPE; MARZI, 2002) (KUNSCH e SPRINGAEL, 2008). Estes tipos de trabalhos relacionam assuntos como o processo de desenvolvimento de *software*, o meio-ambiente, dinâmica populacional, dentre outros.

No contexto do processo de desenvolvimento de *software* o objetivo foi o de utilizar a simulação dinâmica para compreender todas as atividades envolvidas, que além de possuir muitas etapas, são caracterizadas por vagueza e imprecisão. Levary e Lin (1991) desenvolveram e simularam um modelo dinâmico conectado a dois sistemas especialistas *fuzzy*, que realizavam o tratamento das entradas e das saídas do simulador. O sistema que realizava o tratamento das entradas trabalha com as variáveis *fuzzy* do modelo, já o sistema de saída analisa os resultados da simulação. Abordando o mesmo tema, Ramil e Lehman (1998) indicam a simulação dinâmica *fuzzy* como técnica adequada para o aprimoramento do processo de desenvolvimento de *software*, contudo, não desenvolve um trabalho prático.

No âmbito de sistemas relacionados à ecologia, Karavezyris, Timpe e Marzi (2002) produziram um sistema dinâmico para avaliação do gerenciamento de lixo sólido municipal, uma vez que entendem que este assunto possui dinamismo com complexidade acentuada. O objetivo foi compreender o futuro do lixo sólido municipal para planejamento e tomada de decisão, utilizando a cidade de Berlim como estudo de caso. Levaram em consideração o desenvolvimento demográfico, como também instalações e despesas de recuperação de materiais, tratamento e esquemas de disposição, atividades de produção, comportamento ambiental e mudanças de leis. Para o tratamento das informações imprecisas, o autor propôs o uso de base de regras porque

acredita que a natureza do problema é qualitativa, porém, não apresentou resultados da aplicação. Outro trabalho na área da ecologia é proposta de Kunsch e Springael (2008), que desenvolveram uma proposta híbrida de um modelo dinâmico contínuo com raciocínio *fuzzy* para simulação de políticas fiscais para redução de CO₂ nos domicílios. O objetivo foi simular o comportamento dos consumidores perante as políticas fiscais adotadas, bem como utilizar o raciocínio *fuzzy* para tratar de parâmetros dinâmicos vindos de diferentes bases de dados com diferentes níveis de credibilidade.

Para representação de dinâmica populacional com presença de incerteza, Ceconello (2006) desenvolveu um controlador *fuzzy*, denominado de sistema *p-fuzzy*, responsável pela evolução do sistema através de um conjunto de regras, de modo que o objetivo é utilizar as mesmas informações que um conjunto de equações diferenciais utilizaria. O autor justifica que neste tipo de modelagem é necessário ter um conhecimento aprofundado das relações existentes entre as variáveis e suas variações, por isso não utiliza as equações diferenciais padrão.

Ghazanfari, Alizadeh e Jafari (2002) abordaram os próprios passos da metodologia de Dinâmica de Sistemas com o intuito de aprimorar o entendimento dos diagramas de ciclos causais. Para isso, utilizaram um sistema especialista e de um grafo *fuzzy*. Pelo fato das relações entre variáveis em um diagrama de ciclo causal ser expressa por rótulos como “positivo” ou “negativo”, o pretendido foi associar termos como “alto”, “baixo”, “pouco”, etc., para expressar a força dessa relação, que não é compreendida em termos quantitativos ou qualitativos por este diagrama. O sistema especialista em execução vai atualizando os valores das variáveis em seus estágios qualitativos, como por exemplo, de “alto” para “muito alto”.

2.3.4 Aplicações de Simulação Dinâmica *Fuzzy* na área de saúde

A modelagem através de técnicas de sistemas dinâmicos e *fuzzy* na área médica e de saúde é um esforço válido, uma vez que é um domínio caracterizado por incertezas e conceitos qualitativos. Além disso, viabiliza a análise de cenários futuros e aplicação de políticas necessárias para a amenização de determinados problemas. A exemplo do diagnóstico Ortega, Sallum e Massad (2003) esclarecem que é uma atividade que envolve muitas incertezas por alguns motivos: a manifestação das doenças pode ser

diferente em pessoas diferentes; pessoas que possuem um mesmo sintoma podem não possuir a mesma doença, pois um sintoma pode indicar várias doenças. Ainda existe a dificuldade de encontrar funções matemáticas capazes de descrever as variáveis envolvidas. Então a maioria dos modelos é descrita através da experiência de um especialista da área. Exemplos de simulações para a área de saúde incluem a raiva canina, a AIDS, o sistema nervoso central e o tabagismo.

A respeito da raiva canina, Ortega, Sallum e Massad (2000), desenvolveram um trabalho que possuía como objetivo estudar a dinâmica desta doença considerando o estado de São Paulo. Os autores construíram um sistema *fuzzy* fazendo uso de uma base de regras que era aplicada iterativamente. Assim, a saída de uma dada simulação das regras era a entrada para a próxima. Este trabalho, no entanto, se enquadra no que se poderia chamar de sistema dinâmico de tempo discreto, pois não está analisando as variáveis continuamente ao longo do tempo. Outro problema está no fato de que quando se tem muitas variáveis de estado, a base de regras pode se tornar muito grande, dificultando o desenvolvimento do sistema. Alguns anos depois, utilizando também o caso da raiva canina Ortega, Sallum e Massad (2003) buscam, através do uso do princípio da extensão, uma forma adequada de auxiliar o especialista na construção da base de regras, principalmente no que se refere a definição dos consequentes das regras. Em ambos os trabalhos os resultados foram condizentes com os dados reais.

O problema do dinamismo da AIDS com presença de incerteza foi tratado por Jafelice (2003). O modelo busca acompanhar a dinâmica do vírus no que se refere a transição de da infecção assintomática para sintomática. Para isso, faz uso de equações diferenciais ordinárias com parâmetro *fuzzy*. Este parâmetro representa a taxa de mudança de um estado para outro, e isso depende de aspectos como a carga viral e das células de defesa do organismo. A evolução do modelo em execução não considera o tratamento de indivíduos.

A modelagem do sistema nervoso central foi pesquisada por Nebot *et al* (2003), que observa que esta é um assunto de interesse aos profissionais da Medicina, uma vez que envolve questões que não são conhecidas em sua totalidade. Considerando que o sistema nervoso central não possui funções matemáticas que o definem precisamente, o autor opta por modelá-lo através de um sistema especialista *fuzzy*. O objetivo é alcançar um modelo genérico que possa ser usado para pacientes com características comuns,

com o intuito de prever o futuro dos mesmos. Por fim, é proposta a junção do modelo desenvolvido com um modelo de um sistema hemodinâmico, desenvolvido por equações diferenciais somente, para se ter uma estrutura de um sistema cardiovascular humano.

O tabagismo também já foi alvo de estudos (AHMAD, 2005) (AHMAD e FRANZ, 2008). Algumas pesquisas, fazendo uso de ferramentas específicas para simulação contínua, se concentraram em avaliar a dinâmica das pessoas em relação ao uso do cigarro. Para isso, a população foi classificada em não fumante, fumantes ou fumantes em recuperação. O modelo de simulação formulado, e validado a partir de dados coletados de bases públicas, foi executado a fim de se medir o impacto econômico e na saúde ao se aumentar os impostos sobre o cigarro. Os resultados demonstraram que é possível reduzir o número de fumantes a partir desta medida e, consequentemente, melhorar a saúde dessas pessoas, que poderão inclusive economizar em gastos com a saúde. Este modelo dinâmico contínuo não levou em consideração possíveis incertezas presentes no modelo.

2.4 Sobre teorias e modelos de envelhecimento

O envelhecimento é o processo geral que ocorre no modelo de simulação estudado e ampliado nesta pesquisa, haja vista que leva em consideração a vida de um indivíduo desde início até o fim. Por isto, este capítulo faz uma breve revisão a respeito de algumas teorias do envelhecimento. Apresenta ainda a alguns modelos de simulação desenvolvidos a respeito deste assunto.

2.4.1 Teorias de envelhecimento

O envelhecimento é uma transformação natural (não considerada doença); “[...] representa perdas na função normal que ocorrem após a maturação sexual e continuam até a longevidade máxima para os membros de uma espécie (HAYFLICK, 1997)”. As perdas decorrentes de tal acontecimento levam ao aumento da probabilidade de morte em um ambiente normal (STHRELER, 1960).

Com o passar do tempo o sistema imunológico vai perdendo o vigor, o que aumenta a probabilidade de erros na defesa, o que conseqüentemente aumenta a probabilidade de morte. As doenças que acontecem durante o envelhecimento não são consideradas normais, elas ocorrem justamente pelo declínio funcional. Já e respeito do que acontece no início da vida, o que se observa é que existe uma concentração de mortes no nascimento e imediatamente após (HAYFLICK, 1997).

De acordo com Hayflick (1997), as teorias de envelhecimento podem ser divididas em dois tipos: as baseadas em eventos propositais e as baseadas em eventos aleatórios. No primeiro grupo a hipótese é que existe um futuro programado para a vida dos seres vivos. Nas teorias de eventos aleatórios o processo de envelhecimento é influenciado por eventos causais.

Algumas das teorias classificadas como de eventos propositais são (HAYFLICK, 1997):

- Teoria da substância vital: propõe a existência de uma substância vital em cada indivíduo, ao nascer, e que perde intensidade no decorrer da vida. Esta substância vital pode ser interpretada de diferentes formas, como por exemplo, com o número de batimentos cardíacos, respiração, DNA dos genes, etc.
- Teoria da mutação genética: associa o envelhecimento às mutações que ocorrem nos genes, que tanto podem trazer benefícios quanto prejuízos. Nesta teoria supõe-se que a radiação (que causa mutação) acelera o envelhecimento.
- Teoria da exaustão reprodutiva: considera que após o período de reprodução os seres logo envelhecem e morrem. Esta teoria, no entanto, não é universal porque não se aplica a todos os seres vivos.

Exemplos de teorias de envelhecimento baseadas em eventos aleatórios são (HAYFLICK, 1997):

- Teoria do desgaste: parte do princípio de que o desgaste diário é acumulado e de que o organismo não tem capacidade de renovação infinita. O problema identificado nesta suposição se refere à medição do desgaste, que não possui métricas definidas.

- Teoria do ritmo de vida: considera que ao nascer o indivíduo possui uma quantidade de energia que é diminuída de acordo com o ritmo de vida. Quanto mais rapidamente esta energia for consumida, mais rápido é o processo de envelhecimento.
- Teoria do acúmulo de resíduos: sugere que no decorrer da vida as células são acometidas por substâncias prejudiciais e que acumulam o montante que não conseguem eliminar. O acúmulo leva, então, ao envelhecimento e morte.
- Teoria do sistema imunológico: sustenta que o sistema imunológico é responsável pela queda funcional e consequente envelhecimento. Isto porque com o passar do tempo o sistema imunológico se torna menos eficaz permitindo até a autodestruição.
- Teoria dos erros e reparos: considera que o envelhecimento é semelhante ao que acontecem com máquinas durante a sua vida útil, que eventualmente necessitam de reparos. Com o tempo, os reparos não são mais suficientes e pára de funcionar quando não é mais possível reparar os danos.

As teorias modernas de envelhecimento não podem ser consideradas como totalmente corretas ou totalmente incorretas, isto porque podem deixar de considerar aspectos relevantes para o envelhecimento, sempre pode estar faltando algum. Além disso, a falta experimentação é um problema existente na elaboração destas teorias (HAYFLICK, 1997). Nota-se que a complexidade é característica inerente aos acontecimentos durante a vida de um indivíduo, portanto, encontrar um conjunto que defina tanto os elementos envolvidos quanto o modo de evolução destes acontecimentos não é tarefa trivial. Por isto, este assunto instiga o interesse de muitos pesquisadores há anos.

Uma dos mais antigos estudos, utilizado até os dias atuais, é a proposta de Gompertz¹, que ilustra que a taxa de mortalidade cresce exponencialmente após os 30 anos de idade. A equação (1) apresenta esta ideia, já com um termo adicional (que representa situações de risco independentes de idade).

¹ Gompertz, 1825. Este trabalho, embora antigo, é referenciado em vários trabalhos, como por exemplo: Hallén (2007), Filkelstein (2006), Maksymowicz (2001), Hargrove (1998), etc.

$$R = RII + R_0 e^{\alpha t} \quad (2.8)$$

Na equação (2.8) RII é um termo que representa um risco independente de idade, R é a taxa de mortalidade em uma dada faixa de idade, R_0 representa a taxa de mortalidade inicial, t corresponde à idade e α representa a taxa de envelhecimento.

A equação de Gompertz é válida para idades entre 35 e 85 anos. É utilizada para explicar e reproduzir curvas de mortalidade, assim como para derivar outras equações. No entanto, não considera doenças não relacionadas à idade e leva em conta que os indivíduos vivem em um ambiente bom e com hábitos de vida saudáveis (HALLÉN, 2007).

Um clássico da área, que apresenta uma teoria geral de envelhecimento (STREHLER, 1960), faz um levantamento de conceitos que podem ser implantados para facilitar os estudos. A *vitalidade*, por exemplo, é considerada a capacidade de um indivíduo permanecer vivo. É uma característica que sofre declínio com o aumento da idade. No trabalho de Zuev *et al* (2000), os autores sugerem que a vitalidade seja medida pelo metabolismo dos indivíduos.

Uma maneira de realizar analogia ao envelhecimento é através teoria cinética dos gases (distribuição de Maxwell Boltzmann) (HALLÉN, 2007). Strehler (1960, 2000) sugere que a distribuição de energia dos seres vivos é parecida com a energia cinética de distribuição das moléculas, dada a temperatura a que são submetidas. O comportamento desta distribuição pode ser observado na Figura 2.17.

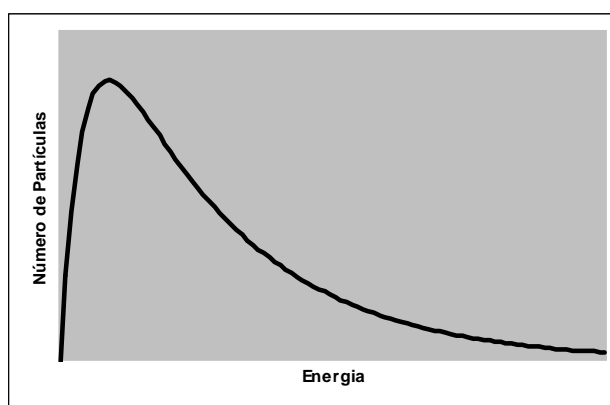


Figura 2.17. Distribuição de Maxwell-Boltzmann.

Ainda de acordo com a distribuição de Maxwell-Boltzmann, o movimento das moléculas varia de acordo com a temperatura a que são submetidas, quanto maior a temperatura, maior a velocidade das moléculas. Após o encontro do valor de máximo o sistema apresenta decrescimento até que chegue a uma temperatura mínima. Através da Figura 2.17 é possível observar que, no início da reação poucas moléculas possuem pouca energia. Após um tempo a maioria possui energia moderada e ao final possuem pouca energia (CLARK, 2002).

Apesar da complexidade que envolve o envelhecimento, a modelagem pode ser realizada através de ferramentas estocásticas simples (FINKELSTEIN, 2006).

2.4.2 Modelos de Simulação para o envelhecimento

Sabe-se que embora seja numerosa a quantidade de teorias acerca da biologia do envelhecimento, é reduzido o número de modelos de simulação computacional para esta questão. Dentre os existentes, destaque para o trabalho desenvolvido por Penna (1995), que é baseado na teoria de acúmulo de mutação.

Considerado um dos modelos de simulação mais usados atualmente para o estudo de questões de envelhecimento em populações (OLIVEIRA; OLIVEIRA; STAUFFER, 1999) (STAUFFER, 2007) (RACCO, 2003), a ideia principal do modelo Penna é ter condições de se observar a criação, desenvolvimento e morte de indivíduos de uma população. Tais indivíduos já nascem com uma carga genética que determina a data para o início de doenças assim como a ocorrência de mutações. As mutações podem acarretar no adiantamento de sua morte, quando forem maléficas, ou no retardo, quando forem consideradas boas. Todo o processo que envolve o desenvolvimento do modelo é estocástico.

Cada indivíduo é representado por uma *string* de *bits*, representada na Figura 2.18, que é o modo de reproduzir as características genéticas. A posição no vetor pode ser associada a uma medida de tempo indicativa da idade, já o valor de cada posição indica se o indivíduo passará a sofrer de determinada doença genética naquela determinada idade, e assim sofrerá desta doença pelo resto da vida, inclusive podendo haver acúmulo de doenças genéticas.

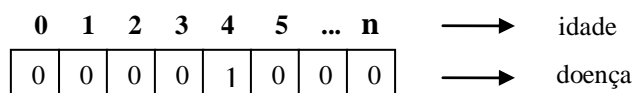


Figura 2.18. Representação de um indivíduo no modelo Penna.

Existe uma idade máxima que um indivíduo pode atingir. Por isso a morte pode acontecer de acordo com uma probabilidade ou, quando o acúmulo de doenças for superior a um determinado limiar T , que sugere um limite de sobrevivência. Tanto a idade máxima quanto o limiar T são definidos para a população.

Além disso, o modelo leva em consideração as questões de alimento e espaço para a população através de um fator denominado Verhulst, que é calculado da seguinte maneira:

$$V = \frac{1 - N(t)}{N_{\max}} \quad (2.9)$$

Na equação (2.9) $N(t)$ revela o número de indivíduos em uma população no tempo t ; e N_{\max} é o número máximo de indivíduos que pode haver em determinado espaço. O resultado desta expressão é utilizado como valor de probabilidade de morte de um indivíduo, para qualquer tempo de simulação.

Desde que foi formulado, o modelo de Penna vem sofrendo muitas adaptações que variam de acordo com a necessidade de cada problema. Percebeu-se que a expectativa de vida das pessoas aumentou nos últimos anos e que se trata, portanto, de pouco tempo para atribuir este fato a uma mudança genética, mas sim a uma mudança em outras situações, como a melhora na qualidade de vida, por exemplo. Como a proposta original tratava somente de doenças genéticas, o que não contempla as muitas doenças que são adquiridas ao longo da vida Oliveira, Oliveira e Stauffer (1999) promoveram uma modificação na idade de morte do indivíduo, que pode ser reduzida se ele contrair alguma doença, ou ampliada em casos de melhora. Há ainda outros tipos de características que foram incorporadas, como a estrutura social das sociedades tecnológicas. Além disso, implementou-se a diminuição do número de parâmetros livres (STAUFFER e RADOMSKI, 2001). Makowiec, Stauffer e Zielínski (2001) modificaram o tempo de reprodução dos indivíduos para que os resultados refletissem o previsto pela equação de Gompertz.

Os trabalhos desenvolvidos com base nestes simuladores chegaram a bons resultados. Racco (2003) observa que a taxa de mortalidade sofreu mudanças com o avanço da tecnologia e de outras melhorias como o saneamento básico. Em seu trabalho realizado chegou à conclusão de que o avanço da medicina anulou o efeito de mutações genéticas letais.

Ao contrário dos trabalhos apresentados anteriormente, que fazem uso da teoria genética, o modelo utilizado nesta dissertação se enquadra dentro das teorias estocásticas de envelhecimento. O próximo capítulo apresenta de forma detalhada este modelo assim como a implementação da ampliação realizada no mesmo.

CAPÍTULO 3

MODELO DE SIMULAÇÃO DINÂMICO-FUZZY

A modelagem e simulação é uma técnica empregada no auxílio de estudos de variados tipos de sistemas, com enfoque principalmente nos que apresentam complexidade em sua estrutura. A complexidade abrange o grande número de fatores envolvidos no progresso dos acontecimentos. Sendo assim, a técnica de modelagem dinâmica permite que se busque uma representação aproximada para tais situações, dado que pesquisas empregando sistemas reais podem demandar altos custos e tempo. O estudo de sistemas complexos através de modelagem e simulação dinâmica tem o intuito de propiciar o entendimento do dinamismo e dos elementos envolvidos.

Além da modelagem dinâmica, o emprego da lógica *fuzzy* se mostra relevante para problemas complexos. É um modo de representar o conhecimento incerto em um contexto em que o conhecimento prático pode ser utilizado para esta representação.

Pesquisas na área da saúde frequentemente envolvem sistemas complexos, como por exemplo, o estudo da evolução de um vírus em um organismo vivo. Um caso mais abrangente poderia ser o acompanhamento da vida de populações, visando identificar e analisar os fatores que influenciam neste caminho. Neste segundo exemplo encontram-se os esforços realizados para o estudo de teorias de envelhecimento.

As teorias de envelhecimento são resultados de levantamentos realizados para o entendimento do processo do envelhecimento, o que envolve hipóteses e equações matemáticas. Muito embora sejam numerosos estes estudos, não se pode afirmar que algum deles esteja correto ou incorreto em sua totalidade (HAYFLICK, 1997). Existe falta de experimentação (HAYFLICK, 1997) e de modelos de simulação computacionais para este tipo de representação (STAUFFER, 2007). Das hipóteses de envelhecimento, a que possui maior destaque na implementação de simuladores é a teoria genética com o trabalho desenvolvido por Penna (1995). O modelo utilizado e ampliado neste trabalho, porém, é classificado nas teorias estocásticas de envelhecimento.

A lei de Gompertz (1825) é resultado de uma das mais antigas pesquisas realizadas no âmbito do envelhecimento, que estima que a mortalidade cresça

exponencialmente a partir dos 35 anos de idade. Esta informação é ainda utilizada pelos simuladores atuais como forma de avaliação de resultados (STAUFFER, 2007).

A teoria cinética elaborada por Maxwell Boltzmann apresenta um comportamento que foi indicado como análogo ao processo ocorrido no envelhecimento (STREHLER, 2000), em que uma reação apresenta crescimento e decrescimento assintótico. Este fato estaria relacionado à capacidade de uma pessoa, que é crescente até determinada fase da juventude, e apresenta decrescimento à medida que envelhece.

Pretende-se nesta pesquisa alcançar uma ferramenta de simulação dinâmica com representação de incerteza através de uma modelagem *fuzzy* para a representação dos acontecimentos decorrentes na vida de um indivíduo. O objetivo do sistema *fuzzy* é de determinar a capacidade de recuperação de um indivíduo. Como resultado, espera-se obter a reprodução de curvas mortalidade reais. A motivação para este trabalho, de forma ampla, parte do anseio da aplicação de técnicas computacionais para auxiliar áreas de pesquisa, como a da saúde. De forma mais específica, o desejo é de obter uma ferramenta que possa auxiliar o estudo de mortalidades causadas principalmente por fatores de risco modificáveis. O modelo base utilizado neste trabalho (HARGROVE, 1998) foi eleito pelo fato de retratar não somente questões relacionadas à genética, como também os problemas de saúde que são adquiridos durante a vida. Este modelo, no entanto, deixou espaço para inclusões e alterações em sua estrutura.

Este capítulo apresenta os conceitos do modelo base utilizado para o desenvolvimento desta pesquisa, assim como o detalhamento da modelagem da proposta de ampliação. É exposto um módulo difuso de tratamento de incerteza e as estratégias adicionais inseridas ao modelo de simulação. O objetivo foi o de aplicar técnicas computacionais para agregar mais características ao trabalho original assim como buscar proporcionar ainda mais adequação à realidade, sendo possível, com isso, a reprodução de curvas de mortalidade reais.

3.1 Modelo Estocástico de Envelhecimento e Morte

Esta dissertação tem por objetivo desenvolver um modelo de simulação capaz de representar alguns acontecimentos e situações semelhantes aos que ocorrem com indivíduos de populações humanas, desde o nascimento até a morte. Para realizar tal

representação é necessário especificar episódios complexos e dinâmicos. Neste contexto, escolheu-se o uso da técnica de simulação dinâmica que, como apresentado no Capítulo 2, se mostra adequada para esta representação.

O desenvolvimento do trabalho baseia-se em um modelo estocástico de envelhecimento e morte proposto por Hargrove (1998). A essência deste trabalho, de acordo com o autor, é fundamentada no livro de Strehler (1977), em que são apresentadas teorias quantitativas a respeito do envelhecimento. Este modelo, representado pelo diagrama da Figura 3.1, propicia a simulação de eventos de risco que podem ocorrer durante a vida de um indivíduo. Desta forma, retrata as forças favoráveis à sobrevivência de uma pessoa, bem como as desfavoráveis ou que se constituem em risco.

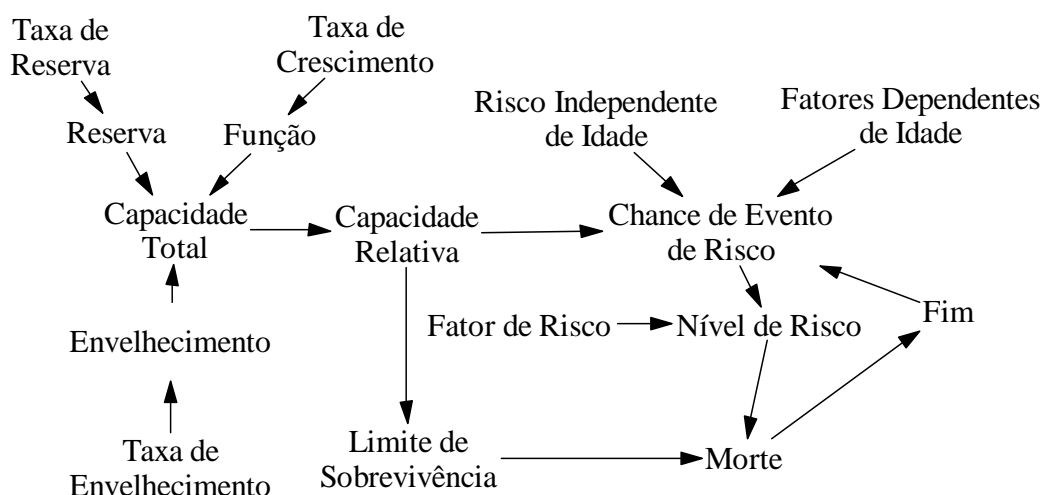


Figura 3.1. Diagrama do Modelo Estocástico de Envelhecimento e Morte (Hargrove, 1998).

Na Figura 3.1 observa-se que a capacidade total, que tem o propósito de denotar as funções fisiológicas de uma pessoa, é composta por três elementos denominados: Função, Reserva e Envelhecimento. O elemento Reserva pode ser entendido como um quantum de energia que todos possuem até a morte. A Função está relacionada à capacidade funcional, que se estabiliza gradativamente a partir da fase adulta (autonomia). E o Envelhecimento se opõe à Função e à Reserva sendo um vetor que faz a capacidade total diminuir. A intensidade de cada elemento pode ser calibrada por meio de taxas: a taxa de crescimento, a taxa de reserva e a taxa de envelhecimento. Estas

taxas exprimem questões relacionadas à genética e ao ambiente em que vive o indivíduo.

O modelo também contempla a ocorrência de problemas acidentais ao longo da vida (através do parâmetro Risco Independente de Idade) assim como os problemas que podem ocorrer com a idade (através do parâmetro Fatores Dependentes de Idade). A partir destes dois parâmetros e da Capacidade relativa (resultante da capacidade total) do sujeito, a ocorrência de um evento de risco é determinada, via método estocástico de Monte Carlo, o qual é executado a cada passo da simulação. Havendo a ocorrência, o Nível de Risco determinará a intensidade do evento. Este valor será comparado a um Limite de Sobrevivência. Se este limite for superior à intensidade do evento, o sujeito sobrevive ao episódio.

O modelo básico incorpora elementos vindos das tábuas de sobrevivência de Geller-Gesner (HALL e ZWEMER, 1979), para calcular o Fator de Risco. Desta forma é possível incluir características ao indivíduo como: sexo, etnia e idade a partir da qual o indivíduo passa a sofrer de algum problema de saúde. Os índices estão relacionados ao estado de saúde e aos hábitos de vida.

A estrutura da Figura 3.1 é composta em sua maioria por conversores que realizam os cálculos que determinam o futuro de um indivíduo a cada espaço de tempo d_t . Cada simulação produz acontecimentos para um indivíduo, sendo que n replicações de uma simulação representam uma população de n indivíduos com características semelhantes.

Os parâmetros controláveis são:

- Taxa de Crescimento: especifica a velocidade com que se dará a Função de crescimento de um indivíduo. A Função exibe um comportamento de crescimento que atinge um valor máximo e então se mantém constante pelo restante da vida. Seja F a função, TC a taxa de crescimento e T o tempo de simulação (que representa a idade do indivíduo), o cálculo da função é realizado de acordo com a Equação (3.1) (HARGROVE, 1998).

$$F = 40 + (40 \times (1 - \exp(-TC \times T))) \quad (3.1)$$

Pela Equação (3.1) observa-se que o valor mínimo da função é quarenta. Com o aumento do tempo o resultado da exponencial vai se aproximando de zero, o que faz com que, no máximo, o valor da função se aproxime de oitenta.

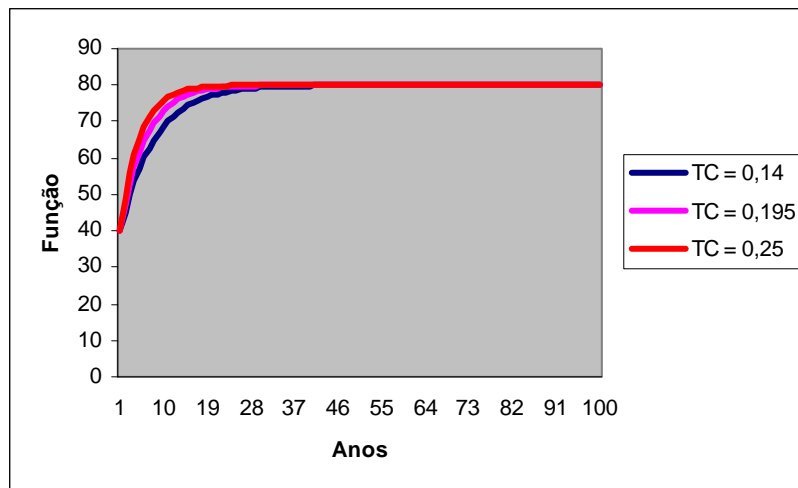


Figura 3.2. Comportamento da Função de um indivíduo ao longo da vida considerando três diferentes taxas de crescimento.

A Figura 3.2 apresenta o resultado da aplicação de três diferentes valores de taxa de crescimento a Função de Crescimento, para observar o comportamento do resultado. No modelo em questão, a taxa de crescimento pertence ao intervalo $0,00 < TC \leq 0,50$. É possível observar que quanto maior a taxa de crescimento, mais rápido o ponto de máximo é encontrado e que os três tipos diferentes de taxas alcançam os mesmos valores após a estabilização.

- Taxa de Reserva: determina a velocidade de crescimento da função de Reserva, que apresenta crescimento até por volta dos vinte anos de idade e, após esta idade, decrescimento gradativo até o fim da vida, como pode ser observado na Figura 3.3. A Reserva busca representar a energia vital que é expressiva na juventude e que diminui com o passar dos anos. Sendo R a Reserva e TR a taxa de reserva, a equação para estes termos pode ser observada em (3.2) (HARGROVE, 1998).

$$R = 10 + 10 \times (1 - \exp(-TR \times T)) - 10 \times (1 - \exp(-0,04 \times T)) \quad (3.2)$$

A Figura 3.3 apresenta a equação da reserva sob três diferentes taxas de reserva, dentro do intervalo existente que é $0,00 < TR \leq 0,50$. Quanto maior a taxa, mais rápido é o crescimento da função. Nota-se que esta função apresenta crescimento e decrescimento. O decrescimento dá início na fase adulta.

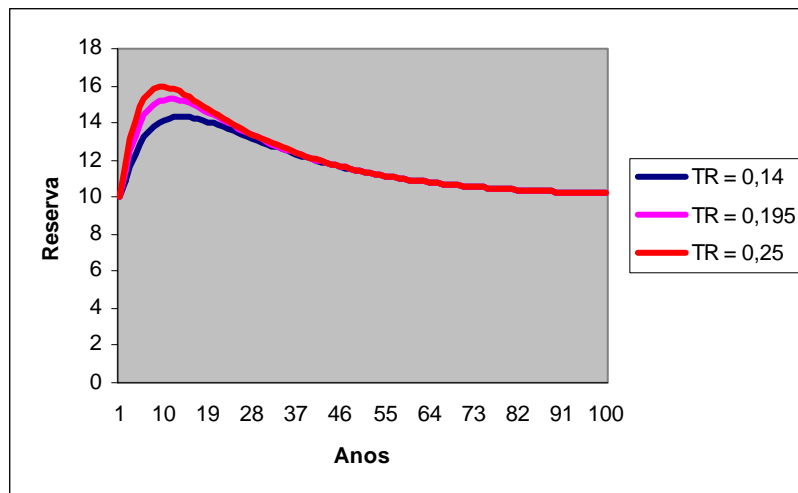


Figura 3.3. Comportamento da Reserva de um indivíduo ao longo da vida considerando três diferentes taxas de crescimento.

- Taxa de Envelhecimento: influencia a função de envelhecimento. O envelhecimento é um processo que passa a ocorrer após o organismo do indivíduo ter atingido um estágio máximo de desenvolvimento, o que Hargrove (1998) considera que seja a partir de vinte e cinco anos de idade. Quanto maior a taxa de envelhecimento, mais rápido o indivíduo envelhece. Esta função é expressa pela Equação (3.3) (HARGROVE, 1998). Considere E o envelhecimento e TE a taxa de envelhecimento.

$$E = \begin{cases} 90 \times (1 - \exp(-TE \times (T - 25))), & \text{se } T \geq 25 \\ 0, & \text{se } T < 25 \end{cases} \quad (3.3)$$

A Figura 3.4 mostra a aplicação de três diferentes taxas de envelhecimento na equação (3.3). O intervalo de valores para a taxa de envelhecimento é de $0,00 < TE \leq 0,05$. Nota-se, tanto pela equação (3.3) quanto pela Figura 3.4, que o envelhecimento se dá a partir dos vinte e cinco anos de idade e é mais acentuado para maiores taxas.

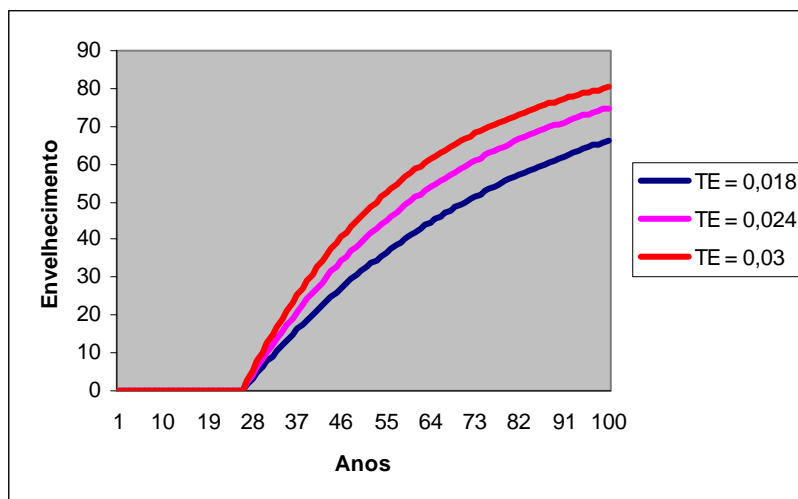


Figura 3.4. Comportamento do Envelhecimento de um indivíduo ao longo da vida considerando três diferentes taxas de crescimento.

- Risco Independente de Idade: o risco independente de idade é um valor que busca representar qualquer outro tipo de risco que um indivíduo possa vir a sofrer, que não esteja relacionado a sua condição de saúde, como por exemplo, o risco de acidentes (HARGROVE, 1998).
- Fatores Dependentes de Idade: representam a vulnerabilidade a riscos imprevisíveis que podem acontecer com a idade, como por exemplo, a exposição a microorganismos patogênicos, cujo impacto é maior em pessoas mais idosas (HARGROVE, 1998).
- Fator de Risco: agrega valores de tábuas de sobrevivência (HALL e ZWEMER, 1979) que são calculados de acordo com as condições de saúde do público em estudo. O cálculo é, então, realizado de acordo, por exemplo, com a presença de doenças (diabetes, colesterol, etc) e hábitos de vida (práticas esportivas, sedentarismo, etc).

A Capacidade Total é uma característica determinada pela Função (F), pela Reserva (R) e pelo Envelhecimento (E). A Função e a Reserva agregam valor à Capacidade Total. O Envelhecimento, por sua vez, faz com que a capacidade de um indivíduo diminua. Isto pode ser observado pela equação (3.4), onde CT é a capacidade total, F é a função, R é a reserva, E o envelhecimento e T o tempo (HARGROVE, 1998).

$$CT = F + R - E - (0,1 \times T) - 10 \times (1 - \exp(-0,01 \times T)) \quad (3.4)$$

Na equação (3.4), além do envelhecimento, existem outros ajustes que reduzem a Capacidade Total. Tais ajustes são baseados no tempo de vida de um sujeito.

A Capacidade Relativa, estabelecida através da capacidade total, é responsável por representar a aptidão efetiva com que um indivíduo enfrentará situações de risco, como a imunidade, por exemplo. Na equação (3.5), considere CR a capacidade relativa e CT a capacidade total (HARGROVE, 1998).

$$CR = \frac{CT}{87,67} \times 100 \quad (3.5)$$

O Limite de Sobrevivência representa a força existente em um dado momento para suportar com vida uma situação de risco. Significa dizer que se acontecimento de risco tiver valor maior que o limite de sobrevivência, o indivíduo não sobreviverá. Na equação (3.6) observa-se que o limite de sobrevivência representa 45% do total da capacidade relativa. Considere LS o limite de sobrevivência e CR a capacidade Relativa (HARGROVE, 1998).

$$LS = 0,45 \times CR \quad (3.6)$$

Para que ocorra um evento de risco a saúde é necessária a influência de três fatores: a capacidade relativa do indivíduo, os riscos independentes de idade e os fatores dependentes de idade. Isto pode ser observado pela equação (3.7), que executa um método Monte Carlo. Considere OER a Ocorrência de Evento de Risco, RII os Riscos Independentes de Idade e FDI os Fatores Dependentes de Idade (HARGROVE, 1998).

$$OER = MonteCarlo\left(\frac{(2 \times RII) + (FDI \times T)}{CR}\right) \quad (3.7)$$

Os valores gerados pela equação (3.7) serão 0 ou 1, que indicam a ocorrência ou não de um evento de risco. Pela equação (3.7) entende-se que o peso dos fatores dependentes de idade apresenta aumento com o passar dos anos. Já o risco independente de idade é constante por toda a vida. Como a capacidade relativa diminui com o tempo, as chances de eventos de risco ficam maiores. A Figura 3.5 apresenta a capacidade relativa de um indivíduo que possui taxa de crescimento (TC) e taxa de reserva (TR) igual a 0,14; e taxa de envelhecimento (TE) igual a 0,018.

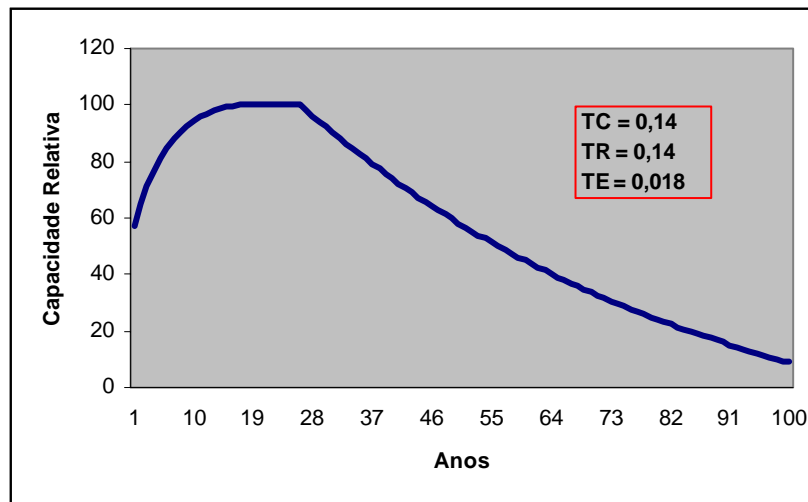


Figura 3.5. Capacidade Relativa de um indivíduo.

O Nível de Risco é o valor resultante da perspectiva de o quanto a ocorrência de um evento de risco vai significar para a saúde de um indivíduo. Esta significância depende da Capacidade Relativa e do Fator de Risco em questão. A morte acontece se o Nível de Risco for maior que o Limite de Sobrevivência. A determinação do Nível de Risco é dada pela equação (3.8) (HARGROVE, 1998). Considere NR o Nível de Risco, FR o Fator de Risco e CR a Capacidade Relativa. O Nível de Risco é calculado somente se está programada a ocorrência de um evento de risco. Se houver a ocorrência, o valor do nível será randômico.

$$NR = \begin{cases} \text{Randon}(0, FR \times CR), & \text{se } OER = 1 \\ 0, & \text{se } OER = 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

De acordo com Hargrove (1998), o modelo incorpora características estocásticas por não se saber ao certo quando uma situação de risco ocorrerá bem como a condição de saúde do indivíduo para enfrentar o risco.

3.2 Procedimentos Metodológicos

Os passos para o desenvolvimento da proposta de ampliação do modelo base seguiram principalmente a metodologia *systems dynamics* (FORRESTER, 1961). A simulação de sistemas dinâmicos contínuos é apropriada no contexto deste trabalho, uma vez que envolve episódios complexos e as mudanças que ocorrem no sistema são contínuas no tempo. A metodologia *systems dynamics* contribuiu para que o modelo,

considerando a complexidade em que está envolvido, fosse adequadamente entendido e desenvolvido. Para isso foram realizadas as etapas:

1. Investigação preliminar do modelo: identificação das melhorias.
2. Identificação da influência (positiva ou negativa) e do sentido da influência dos fatores;
3. Realização de um estudo do modelo base através de um projeto fatorial completo, em que são identificados os efeitos de cada fator aos resultados, bem como os efeitos de interações entre os fatores;
4. Implementação do simulador e do sistema *fuzzy* para o módulo de impacto e recuperação de indivíduos;
5. Validação do modelo final. Para isso são realizadas simulações com os modelos (inicial e final) para comparações das taxas de mortalidade resultantes com taxas de mortalidade reais.

A primeira das etapas consistiu no estudo inicial do modelo, com a avaliação do comportamento das equações, das estratégias e elementos existentes. Com isso fez-se o levantamento das melhorias que poderiam ser implementadas, e que são detalhadas na seção 3.3.

O diagrama do modelo de Hargrove (1998), com a representação da influência das relações entre as partes, é apresentado na Figura 3.6. Nele é possível observar todos os elementos existentes no modelo base assim como o tipo de efeito que cada um exerce no outro diretamente envolvido (etapa 2).

As influências apresentadas na Figura 3.6 são classificadas como positivas e negativas. Nas positivas, o aumento no valor de um elemento causa o aumento do outro que sofre a influência. Já a diminuição no valor de um causa a diminuição do outro. Nas influências negativas, o aumento de um fator causa a diminuição do outro ou a diminuição de um causa o aumento do outro.

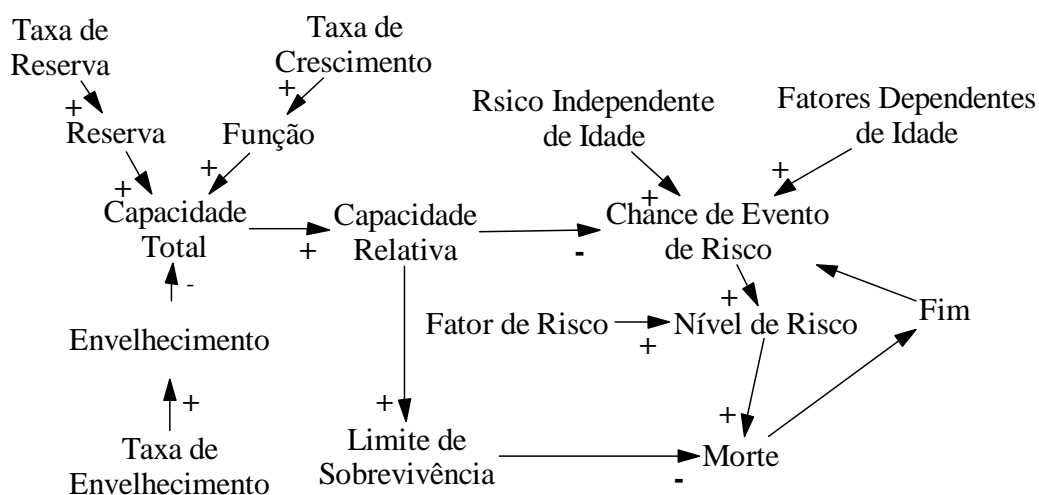


Figura 3.6. Diagrama do modelo base com as influências dos fatores, adaptado de Hargrove (1998).

Para entender e identificar os parâmetros que mais influenciam o comportamento do modelo base (HARGROVE, 1998), uma vez que as referências a este não apresentam informação suficiente para o entendimento adequado de seus parâmetros, foi realizado um estudo através de um projeto fatorial completo (2^k , onde k é o número de fatores de um problema). Esta atividade contempla a terceira das etapas realizadas. Os parâmetros pesquisados foram: taxa de crescimento, taxa de reserva, taxa de envelhecimento, riscos independentes de idade, fatores dependentes de idade e fator de risco. No total, sessenta e quatro experimentos (2^6 combinações) foram realizados. Cada experimento foi replicado três vezes e cada replicação significou a realização de mil simulações, representando o comportamento de uma população de mil indivíduos. O tamanho da população, de mil indivíduos, foi suficiente para que o resultado convergisse.

Os modelos de simulação foram implementados utilizando-se duas ferramentas: o Stella® e o Matlab® (Simulink). O Stella é uma ferramenta de simulação dinâmica contínua com foco para projetos que utilizam a metodologia *Systems Dynamics*. Proporciona elementos capazes de produzir diagramas de fluxos e diagramas de ciclo, facilitando o entendimento do problema em estudo. O diagrama de fluxo, que representa a modelagem matemática do simulador, foi realizado no *software Stella*.

O Matlab foi escolhido para a implementação do sistema *fuzzy* e para a elaboração simulador geral. Isto porque possui uma ferramenta de simulação, o Simulink, que

possibilita o desenvolvimento de modelos dinâmicos contínuos e a integração com a biblioteca de lógica difusa. Além disto, cabe ressaltar que a biblioteca de lógica difusa existente no Matlab é extensa.

O sistema *fuzzy* foi modelado de acordo com os passos convencionais do raciocínio difuso (ZADEH, 1965). As entradas utilizadas para a inferência são a idade e o impacto sofrido pelo indivíduo em um evento de risco. Estes valores, provenientes do simulador, passam por um processo de fuzzificação, que é um mapeamento para a função de pertinência dos conjuntos *fuzzy* definidos. Após a fuzzificação os valores passam pela máquina de inferência que realiza as ativações de todas as regras paralelamente. Toda regra gera como saída um conjunto *fuzzy*, e ao final todas as saídas são agregadas para formar um só conjunto. O conjunto resultante passa pela desfuzzificação para se tornar um valor numérico, que retorna ao simulador. A cada passo da simulação este processo é realizado.

3.2.1 Validação

A validação é a etapa em que são avaliados os resultados do modelo de simulação, em que são realizadas comparações dos resultados produzidos pelo simulador com informações reais. Se o modelo é capaz de produzir resultados aproximados de dados reais, então ele se torna válido para a realidade ao qual foi testado. Para ser considerado válido, um modelo não precisa se adequar a todas as realidades observadas, mas é necessário que ao menos seja válido a uma delas (FREITAS, 2008).

As informações utilizadas para a validação dos resultados foram extraídas de uma base de dados do governo federal brasileiro, o DATASUS (Banco de Dados do Sistema Único de Saúde) (DATASUS, 2008). A população do estado de Santa Catarina foi eleita como parâmetro de comparação para os resultados das simulações. Os dados também foram utilizados para a determinação do parâmetro de risco, que é variável durante a vida de um sujeito. Tomou-se como base o ano de 2007 e os valores de mortalidade considerando como causa a hipertensão (914 indivíduos) assim como a mortalidade geral (31106 indivíduos). A Figura 3.7 apresenta a curva de mortalidade para estes dois casos.

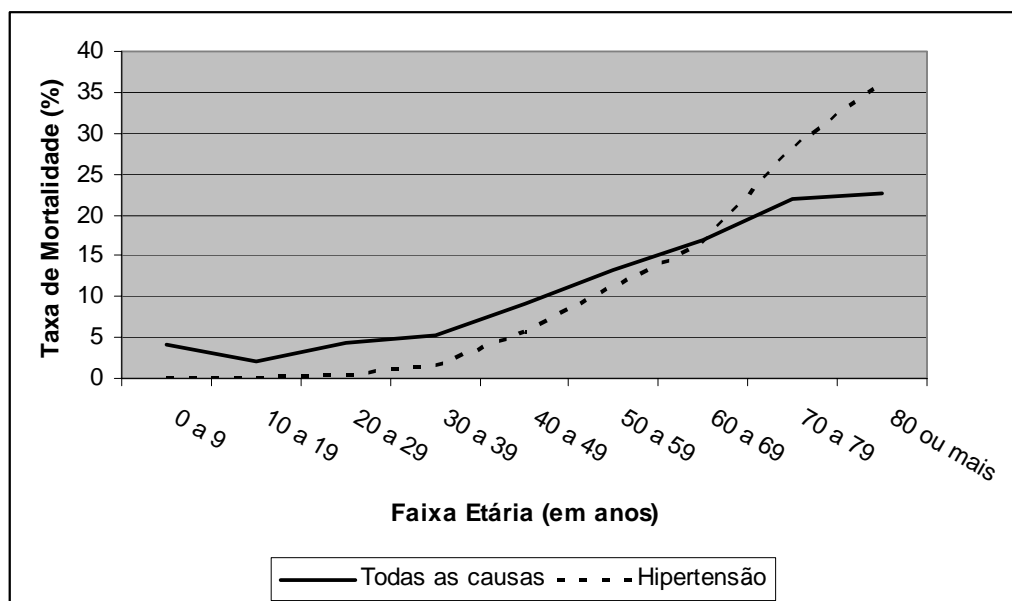


Figura 3.7. Distribuição da taxa de mortalidade no ano de 2007 no estado de Santa Catarina, considerando a população total e os hipertensos.

Fonte: DATASUS (2008).

Na estratégia de simulação adotada o tamanho da amostra é igual a $n = 8$ elementos. Cada amostra corresponde a uma população de mil indivíduos, ou seja, mil simulações (amostra suficiente para a convergência dos resultados). A intenção das simulações era que os resultados refletissem os dados reais verificados nas tabelas para o estado de Santa Catarina. A calibração do modelo se deu a partir de valores que já haviam sido definidos no trabalho original, somado ao conhecimento adquirido com o experimento fatorial e com os dados da população. Com a realização de testes, os parâmetros foram reajustados para atingir os valores esperados para a representação da realidade. Para validar os resultados foi realizado o cálculo de um intervalo de confiança, para valor de significância (α) de 0,05.

3.2.2 Delimitações

O modelo final é restrito a representar algumas das partes envolvidas no decorrer da vida de um indivíduo. Por exemplo, não realiza cruzamento de informações genéticas dos indivíduos para a geração de novos indivíduos.

O trabalho também não prova teorias de envelhecimento e suas particularidades, somente pode ser classificado em uma delas e verifica a compatibilidade dos resultados com a realidade.

O simulador apresenta a ocorrência de eventos de risco e calcula as consequências das mesmas, porém não deixa explícito o estado de saúde em termos de condições físicas ou mentais, por exemplo, após a ocorrência de um episódio de risco.

Além das colocações anteriores:

- A utilização de valores de tabelas de risco Geller-Gesner (HALL e ZWEMER, 1979) pode não ser aplicável a todas as realidades.
- O modelo não é uma ferramenta que substitui outros métodos de estudo de populações, porém pode se tornar uma alternativa.

3.3 A proposta de ampliação do modelo base

Com o projeto de experimentos realizado sobre o modelo base (HARGROVE, 1998) fez-se o levantamento de algumas questões passíveis de melhorias. Foram efetuadas alterações no parâmetro Fator de Risco e no modo em que um evento de risco reflete seus resultados no sistema. Estas alterações são detalhadas a seguir:

- Fator de Risco - No modelo base, o Fator de Risco atua com a mesma intensidade durante toda a vida de uma pessoa. Isto significa dizer que, ao nascer, a pessoa já está com um valor de risco igual ao que estará no fim de sua vida. Na proposta de mudança para este caso, o fator de risco atua de forma distinta para diferentes faixas de idade, sendo mais intenso a partir do momento em que se sabe que a pessoa apresenta determinado problema de saúde. Esta alteração foi implementada principalmente pelo fato de o fator de risco representar um dano que é formado, sobretudo, pelos hábitos de vida. Isto permite, portanto, que este valor possa aumentar ou diminuir ao longo do tempo.
- Evento de Risco - Outra questão considerada é que na ocorrência de um evento de risco, a capacidade total de um indivíduo não é reduzida. Logo, se o sujeito sofre um acidente a sua saúde não é depreciada por tal acontecimento. O que se observa na realidade é que, uma vez que eventos de risco podem levar o

indivíduo à morte, se isto não acontecer, o sujeito pode acumular sequelas. Para realizar a mudança desta condição, implementou-se um módulo que calcula o impacto do evento de risco, mas que também permite a melhora na saúde (através de um sistema de inferência *fuzzy* (difuso) que avalia a idade e o impacto para determinar a recuperação). Desta forma o simulador abrevia a vida no momento em que ocorre uma situação de risco e permite a recuperação.

A abordagem da aplicação do fator de risco diferenciado foi norteadada com o uso das tabelas de Geller-Gesner (HALL e ZWEMER, 1979). Observou-se o valor de risco para as faixas etárias e respectivas condições de saúde e determinou-se os valores para cada faixa etária, de acordo com o que se desejava estudar.

O fator de risco, sendo igual para todas as idades, faz com que o peso da decisão, no simulador, recaia para as condições fisiológicas do indivíduo (função, envelhecimento e reserva), que são determinadas já no início da vida.

A tabela de risco (HALL e ZWEMER, 1979) evidencia que os valores de riscos são diferenciados para faixas etárias. Por exemplo, a pessoa que é muito nova e possui pressão alta já tem chances maiores de morte que uma pessoa mais idosa com uma pressão considerada normal e, se não tomar nenhuma atitude preventiva poderá ter seu risco aumentado (HALL e ZWEMER, 1979). Por isso, optou-se por tornar o risco crescente com a idade, indicando que não há atitude preventiva por parte da população, como, por exemplo, não praticou atividade física e não adotou hábitos alimentares saudáveis.

Os efeitos de um evento de risco foram executados com um módulo de impacto e recuperação. O impacto representa a parcela do limite de sobrevivência que é atingida. O impacto ainda é cumulativo, ou seja, se o indivíduo sofre dois eventos de risco seguidamente estes dois são acumulados. A escolha para esta equação foi realizada utilizando-se a lógica de comparação de sobrevivência (realizada pelo simulador): se o nível de risco é maior que o limite de sobrevivência, a pessoa não sobrevive, mas quando sobrevive a fração é contabilizada.

O impacto sofrido pode ter algumas interpretações como sequelas deixadas pela ocorrência de um evento de risco, as quais possivelmente se reduzem com o tempo, como por exemplo, condições físicas que são afetadas momentaneamente, ou até mesmo condições não aparentes. Logo são vários os tipos de interpretação para um

impacto. Neste modelo de simulação o impacto não se traduz, necessariamente, na deterioração da condição física ou do estado físico aparente do indivíduo, mas em quanto o limite de sobrevivência de um sujeito foi afetado.

O impacto na saúde (IS) depende do limite de sobrevivência (LS) e do nível de risco (NR) e é calculado de acordo com a equação (3.9).

$$IS = \begin{cases} \frac{NR}{LS}, & \text{se } (NR > 0 \text{ e } LS > 0 \text{ e } NR < LS) \\ 0, & \text{senão} \end{cases} \quad (3.9)$$

Pela equação (3.9) nota-se que o impacto representa a grandeza afetada do limite de sobrevivência. Este valor influencia a capacidade relativa, que passa a ter sua estimativa alterada até que haja recuperação na saúde do indivíduo.

A representação da recuperação é caracterizada por muitas incertezas, uma vez que não há números precisos que digam o quão rápido uma pessoa se recupera de uma situação de risco, ainda mais quando não se sabe precisamente que situação é esta. A dificuldade de encontrar funções matemáticas capazes de descrever as variáveis envolvidas em um problema é levantada por Ortega, Sallum e Massad (2000), que justifica que por este motivo a maioria dos modelos é descrita através da experiência de um especialista da área.

Para o caso da proposta desenvolvida nesta pesquisa, deparou-se com a situação da carência de valores precisos e funções para a representação da recuperação. Desta forma, optou-se pela modelagem *fuzzy*, pelo fato do problema ser caracterizado pela nebulosidade assim como pela falta de precisão de valores. Baseou-se para isso, nos trabalhos (FINKELSTEIN, 2006) (HAYFLICK, 1997), (STREHLER, 2000), (HARDY *et al*, 2005), que indicam que com o passar dos anos a chance de recuperação diminui.

No sistema implementado, a recuperação é um acontecimento que depende de como a saúde foi impactada, ou seja, da proporção do acontecimento para o indivíduo, não sendo igual para todos. A recuperação depende também da idade do indivíduo, o que leva a concluir que quanto maior a idade, menor é capacidade de recuperação. Esta chance de recuperação é mencionada por Hayflick (1997), que explica que a reabilitação de um evento, como uma queda, é diferente para jovens e idosos, sendo que para estes é mais lenta. A respeito da recuperação Finkelstein (2006) esclarece que a qualidade da redução do dano acumulado ao longo da vida é diminuída com o aumento

da idade. Baseado nestas ideias o sistema *fuzzy* representa a habilidade de recuperação, isto é, determina a rapidez com que a recuperação pode acontecer. Este valor é obtido através de uma base de regras, que permite a explicitação do conhecimento da questão que é a recuperação, e do raciocínio *fuzzy*.

A construção da base de regras levou em consideração o fato de que a função vital do indivíduo diminui com o passar dos anos, o que, conseqüentemente faz com que a capacidade de recuperação diminua, tornando o processo de melhora cada vez mais lento. A base, composta por dezesseis regras se/então do tipo *AND* (E) pode ser visualizada no Quadro 3.1. Observe no Quadro 3.1 que uma das sentenças formadas é: Se a Idade for Criança e o Impacto for Fraco, então a Recuperação é Rápida.

Quadro 3.1. Base de regras para a recuperação.

E	Impacto			
	Fraco	Leve	Moderado	Forte
Idade				
Criança	rápida	rápida	moderada	lenta
Jovem	rápida	rápida	moderada	moderada
Adulto	moderada	moderada	lenta	lenta
Idoso	lenta	estável	estável	estável

De acordo com a Figura 3.8, foram agregados os seguintes elementos ao modelo base:

- Impacto: representa o efeito sofrido pelo sujeito no momento em que uma situação de risco ocorre. Este valor é calculado pela equação (3.9). O impacto é refletido na capacidade relativa. Isso faz com que o risco da ocorrência de um novo problema de saúde aumente, pois o indivíduo está com a saúde fragilizada de alguma forma.
- Sistema *fuzzy*: determina o quão rápido a recuperação vai acontecer.
- Recuperação da saúde: valor que diminui o impacto sofrido, que significa o quanto que a saúde do sujeito sofreu melhora ou recuperação. Representa a saída do sistema *fuzzy*.

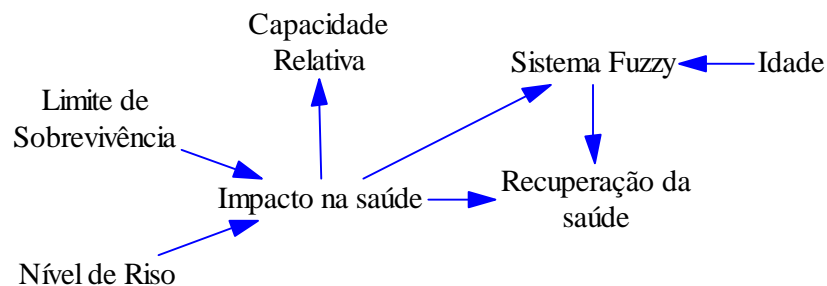


Figura 3.8. Módulo de impacto e recuperação.

A inferência do sistema *fuzzy* possui como entradas a *Idade* e o *Impacto*. Com isso a recuperação é determinada. A escolha da idade e do impacto para a verificação da recuperação se deu por algumas questões já colocadas anteriormente: um impacto grande é diferentemente sentido por pessoas de idade diferente (HAYFLICK, 1997) e que a chance de recuperação decresce com a idade (FINKELSTEIN, 2006). Como não se tem medidas numéricas, mesmo que aproximadas para a recuperação decidiu-se pela modelagem *fuzzy*.

Esta abordagem foi considerada adequada pois está se tratando de termos nebulosos (ou seja, em que não há valores que norteiam a determinação da recuperação) e ainda o próprio contexto do problema é incerto porque o número de teorias existentes é amplo. A aplicação de probabilidade, por exemplo, se torna mais difícil uma vez que dados experimentais sobre este assunto são escassos.

3.3.1 Implementação do sistema *fuzzy*

Por não se ter o conhecimento a respeito do tipo de problema ao qual o sujeito foi acometido, esta solução pode ser considerada um meio de representação genérico. Sabe-se que um indivíduo, após sobreviver a uma situação de risco, passa por um período de recuperação que pode variar de lento a rápido. Ou até mesmo pode não haver recuperação. Desta forma, para realizar este tipo de inferência realizou-se a modelagem com o conhecimento de especialistas.

O sistema *fuzzy* é formado por duas entradas, a *idade* e o *impacto* sofrido, e por uma saída que é a *recuperação*. Durante a simulação estes valores são alterados dinamicamente e então a recuperação é determinada. Desta maneira são criadas três

funções de pertinência, duas para as entradas e uma para a saída, sendo cada uma delas composta por quatro conjuntos difusos.

A idade é determinada para um intervalo de 0 a 100 anos e é composta pelos conjuntos: *criança*, *jovem*, *adulto* e *idoso*. Cada um destes conjuntos foi elaborado como uma função de pertinência trapezoidal. A função de pertinência trapezoidal foi escolhida para esta representação porque é simples e representa faixas de valores que são aproximadamente conhecidas (KLIR e YUAN, 1995). A Figura 3.9 apresenta os conjuntos definidos para a idade. A determinação destes conjuntos foi orientada com a observação da literatura e nos conceitos apresentados pelo trabalho original.

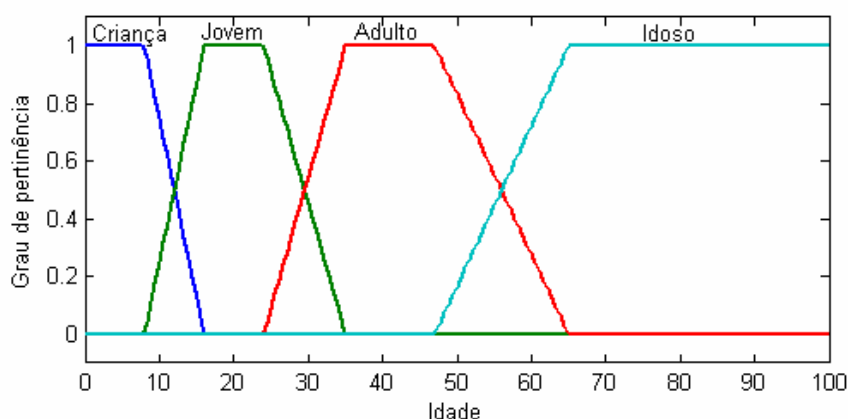


Figura 3.9. Função de pertinência para a idade.

Pela Figura 3.9 é possível observar que o conjunto *criança* envolve indivíduos até aproximadamente 10 anos de idade. Já na definição de *jovem* encontram-se os que possuem entre 15 e 25 anos, com o maior grau de pertinência. O suporte do conjunto de adultos varia de 25 a 65 anos, porém com maior precisão para valores entre 35 e 45 anos. A partir dos 65 anos o indivíduo passa a fazer parte do conjunto *Idoso*.

O *impacto* pode ser: *fraco*, *leve*, *moderado* e *forte*. O suporte do *impacto* varia de 0 a 1. Para a representação dos conjuntos foi adotada a função de pertinência resultante do produto de duas funções sigmóide para *leve* e *moderado*; e a sigmóide para os conjuntos *fraco* e *forte*. Isto porque está se tratando de uma entrada com maior imprecisão em seus limites. Pode-se dizer que este é um caso em que a nebulosidade predomina, ou seja, não existem valores conhecidos para que se pudesse ter uma aproximação, com faixas de valores mais bem definidas. A função de pertinência para esta entrada está apresentada na Figura 3.10.

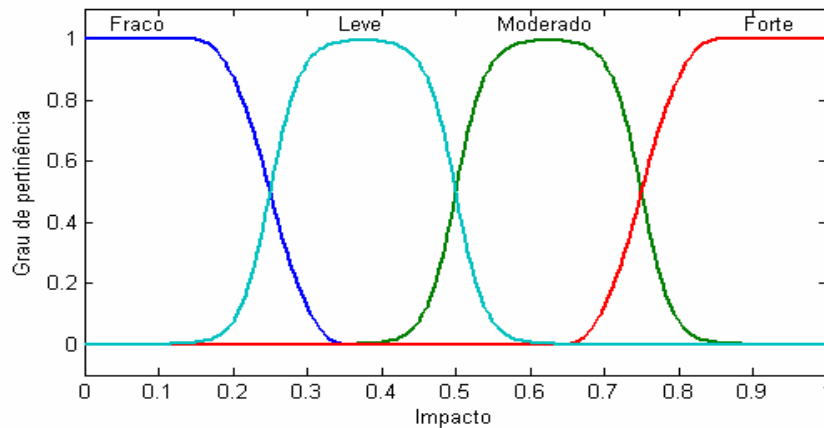


Figura 3.10. Função de pertinência para o impacto.

Pela Figura 3.10 nota-se que os conjuntos foram distribuídos de maneira aproximadamente uniforme entre os dados do suporte.

Para a representação da saída *recuperação* também foi eleita a função sigmóide e o produto de duas funções sigmóide. A *recuperação* pode ser classificada como *estável*, *lenta*, *moderada* ou *rápida*. Os valores que o suporte pode assumir variam de 0 a 1. A Figura 3.11 apresenta a definição dos conjuntos desta saída. Para valores acima de 0,6 a recuperação de um indivíduo é considerada rápida. A modelagem da função de pertinência da recuperação não considera situações em que a recuperação seja inferior à *estável*.

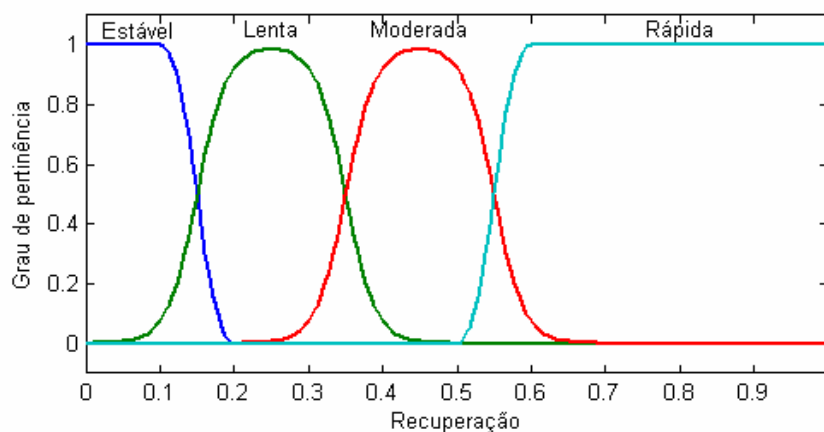


Figura 3.11. Função de pertinência para a recuperação.

Os parâmetros do sistema *fuzzy* foram determinados através de ajustes (calibração do modelo) após sucessivas simulações. Chegou-se a um resultado condizente com o esperado (baseando-se em dados de mortalidade de populações reais) utilizando-se os seguintes métodos para inferência:

- *And* (t-norma): produto
- Implicação: produto
- Agregação: máximo
- Desfuzzificação: som (*smallest of maximum*)

A superfície de resposta, elaborada com base nas regras do sistema, é apresentada na Figura 3.12. Nela é possível perceber que para valores altos para *idade* e *impacto* a recuperação é apresentada valores baixos. Já para valores pequenos nas entradas, a saída é mais alta.

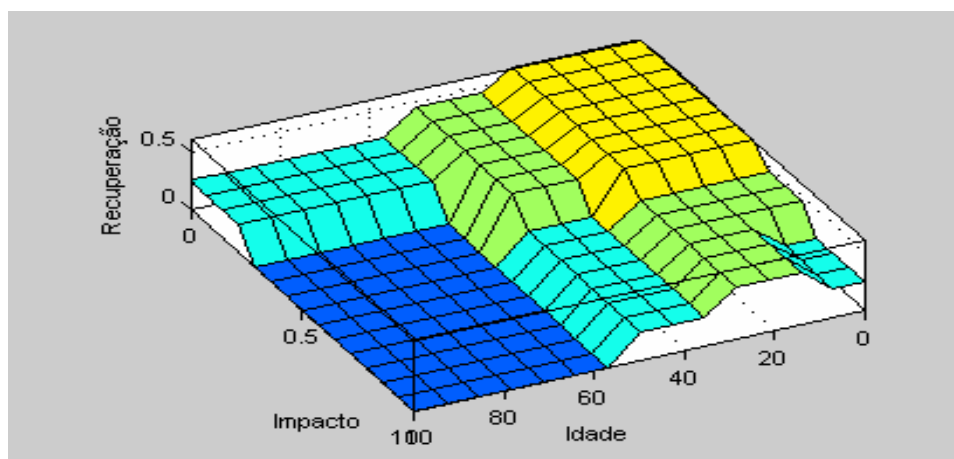


Figura 3.12. Superfície de resposta: recuperação de um indivíduo.

A estrutura do modelo final constituído, que abrange os elementos iniciais e o módulo de impacto e recuperação é apresentado na Figura 3.13.

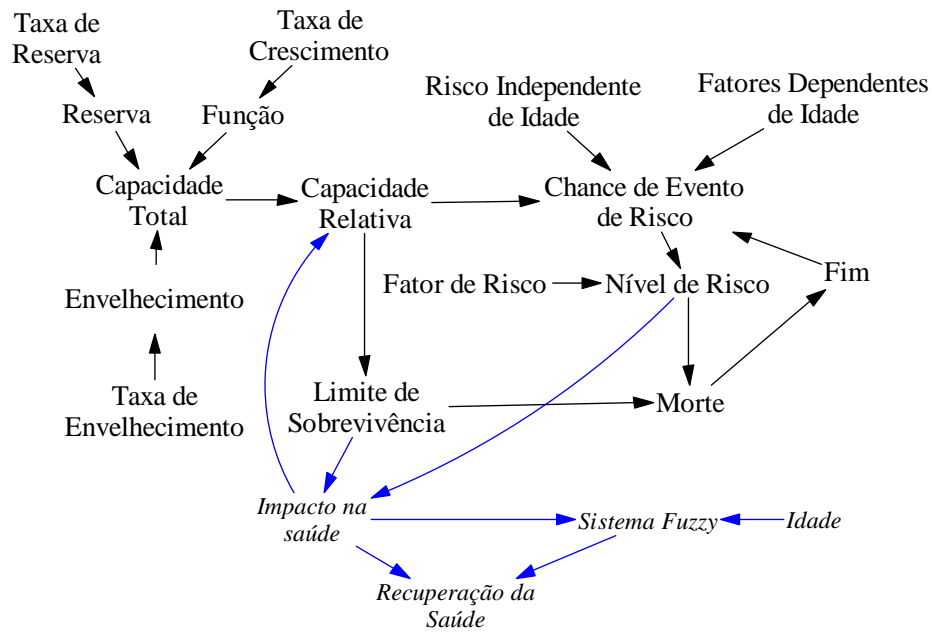


Figura 3.13. Modelo ampliado.

Na Figura 3.13 é possível observar que os elementos do módulo de impacto e recuperação são o Impacto na saúde, Recuperação da saúde, o Sistema *Fuzzy* e a Idade.

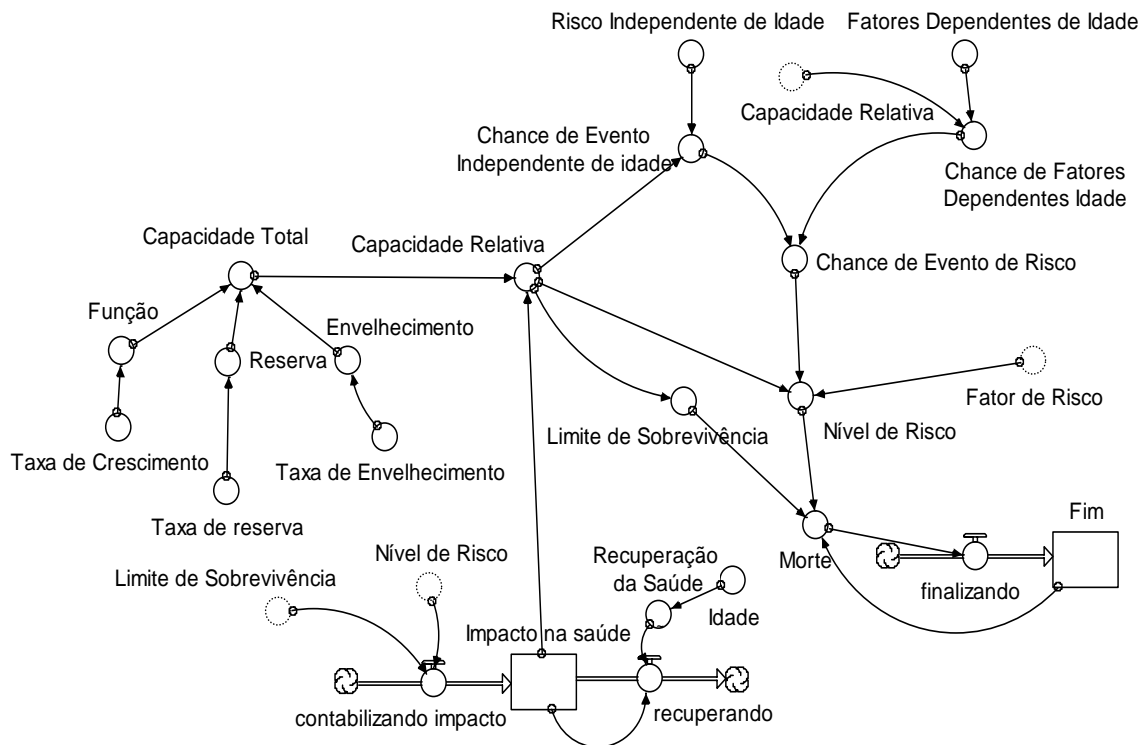


Figura 3.14. Modelo ampliado implementado no software Stella®.

A figura 3.14 apresenta o modelo final implementado no *software* Stella®. A representação impacto sofrido no momento de um evento de risco é realizado através de um estoque, pois as mudanças nesta variável de estado ocorrem continuamente ao longo do tempo. O conversor ‘Recuperação da Saúde’ é o que representa os dados oriundos do sistema *fuzzy*.

3.4 Considerações

Este capítulo apresentou a proposta de ampliação de um modelo de simulação para envelhecimento, tendo como base o trabalho de Hargrove (1998). A ampliação partiu da necessidade de complementar e reajustar a proposta original. A essência deste modelo pode ser classificada nas teorias estocásticas de envelhecimento, que associa os acontecimentos de risco a eventos aleatórios.

Foram introduzidas novas estratégias e um módulo de inferência *fuzzy* (difuso) de acordo com levantamentos realizados principalmente nos trabalhos de Hayflick (1997), Finkelstein (2006), Stauffer (2007) e Strehler (2000). A representação da incerteza, através de um módulo de inferência difuso, foi implementada para suprir questões relacionadas à recuperação de indivíduos em situações de risco.

Com isso, espera-se obter um modelo que reproduza curvas de mortalidade reais para a população do estado de Santa Catarina, como um todo, e para os em que a causa da mortalidade foi a hipertensão. No próximo capítulo estes resultados são apresentados.

CAPÍTULO 4

ANÁLISE DOS RESULTADOS DO MODELO

Este capítulo apresenta os resultados obtidos nesta pesquisa com os dois modelos, o inicial (HARGROVE, 1998) e o final, abrangendo desde a realização dos experimentos preliminares até os testes efetuados com o finalidade da validação do modelo final. A execução de simulações e os estudos realizados com fundamento nestes resultados revelaram aspectos importantes do modelo base, propiciando a identificação dos fatores mais influentes e conseqüentemente maior domínio na parametrização do modelo e de sua efetiva calibração. Já as simulações efetivadas com o modelo, em sua versão final, tiveram o objetivo de gerar resultados aproximados de dados reais, ou seja, considerando uma margem de erro, para que então o modelo fosse considerado válido para a realidade estudada.

4.1 O projeto de experimentos

O projeto de experimentos representa o passo inicial para entendimento adequado dos fatores e de sua importância em relação aos resultados das simulações. Esta é uma etapa que contribuiu também para o norteamto da parametrização do modelo. Em seu trabalho, Hargrove (1998) não deixa explícito o efeito dos parâmetros na determinação dos resultados, assim como deixa carente a explicação para as equações.

4.1.1 Planejamento

Em relação ao contexto operacional desta pesquisa, no total, sessenta e quatro experimentos (2^6 combinações) foram realizados. Logo, foram verificados os efeitos de cada fator individualmente assim como as possíveis interações provenientes das combinações de todos os fatores, concretizando um projeto fatorial completo 2^k . Cada experimento foi replicado três vezes e cada replicação significou a realização de mil simulações, para representar o comportamento de uma população de mil indivíduos.

Como já explanado no capítulo 3, o modelo é composto por seis parâmetros. A Taxa de Crescimento, a Taxa de Reserva e o Envelhecimento são parâmetros que determinam a Capacidade de um indivíduo sobreviver aos eventos de risco. Os Fatores Dependentes de Idade (ocorrências relacionadas à idade) em conjunto com o Risco Independente de Idade (riscos relacionados ao ambiente) produzem peso à ocorrência de um episódio de risco. O Fator de Risco é um indicador embasado nas condições de saúde, que é utilizado na determinação da magnitude quando da ocorrência de um problema.

Todos os seis parâmetros do modelo foram incluídos no projeto experimental. Dada a existência de intervalos pré-estabelecidos para estes parâmetros, utilizou-se como limite superior e inferior valores aproximados das extremidades dos intervalos. A Tabela 4.1 apresenta os valores adotados para os fatores. Os sinais de subtração (-) e adição (+) indicam o limite inferior e superior, respectivamente. Observe que os limites inferior e superior da Taxa de Crescimento são 0,05 e 0,40, respectivamente. Para o Fator de risco o limite inferior é 0,0 e o superior é 0,94.

Tabela 4.1. Determinação dos níveis superior e inferior dos parâmetros para a realização do projeto experimental.

Fatores	Limites	
	-	+
A= Taxa de Crescimento	0,05	0,4
B= Taxa de Reserva	0,07	0,42
C= Taxa de Envelhecimento	0,009	0,04
D= Fatores Dependentes de Idade	1	5
E= Risco Independente de Idade	20	180
F= Fator de Risco	0,49	0,94

Através de ensaios antecedentes ao projeto experimental, notou-se que a variação nos resultados é bem acentuada na medida da variação do fator de risco. A mortalidade é muito reduzida quando este valor é menor que 0,49, por exemplo. Por este motivo, adotou-se 0,49 como limite inferior.

A condição para que o experimento fatorial seja apropriado é que distribuição dos dados seja aproximadamente normal. Assim sendo, esta condição foi verificada através do teste de normalidade dos resíduos, que representam a diferença entre os valores obtidos a cada ensaio e a média para cada combinação dos fatores (tratamento)

(BARBETTA; REIS; BORNIA, 2004). Se esta distribuição seguir o padrão de uma reta, satisfaz a condição de normalidade.

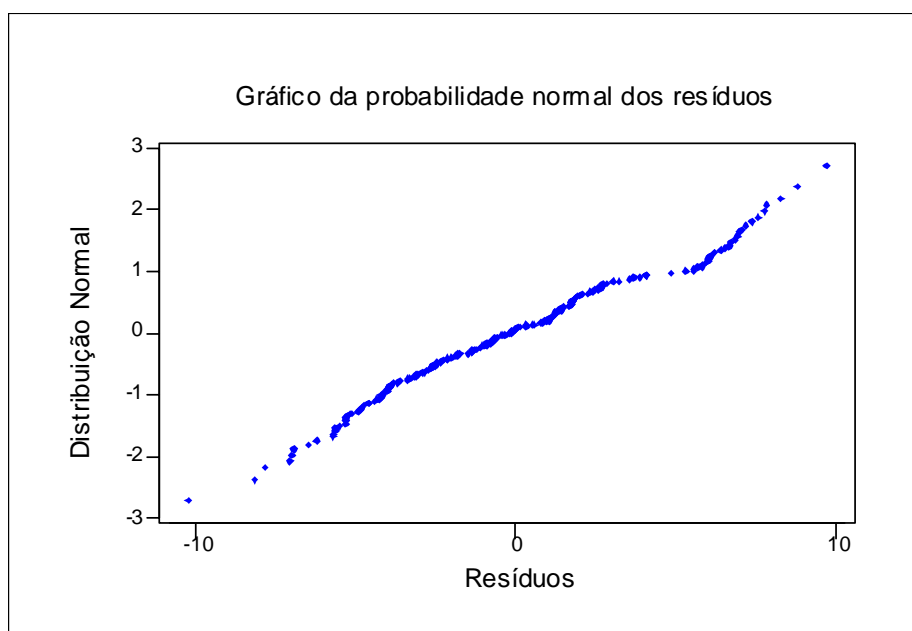


Figura 4.1. Gráfico da probabilidade normal dos resíduos.

A Figura 4.1 demonstra que a condição da normalidade é satisfeita, sendo válido, portanto, a execução do teste fatorial.

4.1.2 Resultados

O resultado de cada simulação indica o tempo de vida de um indivíduo. No conjunto de mil indivíduos estes valores são divididos em faixas etárias para que então se obtenha o percentual de mortalidade de cada faixa etária.

Uma vez que se deseja estudar o resultado dos fatores em relação a mortalidade de uma população, o tempo médio de vida e a taxa média de mortalidade até os cem anos são as medidas descritivas escolhidas para isso. O Quadro 4.1 mostra a influência que cada um dos fatores exerce no tempo médio de vida e na taxa de mortalidade da população até os cem anos de vida. A primeira coluna lista cada um dos parâmetros estudados. As flechas são utilizadas para demonstrar o tipo de influência exercida no tempo médio de vida e na mortalidade, que pode ser positiva ou negativa. Desta forma, a seta inclinada para cima indica que o resultado aumentou; a seta inclinada para baixa indica que o resultado diminuiu.

Quadro 4.1. A influência dos fatores na taxa de mortalidade de uma população.

Fatores	Variações dos níveis	Tempo Médio de Vida	Taxa de mortalidade*
Risco Independente de Idade	+	↓	↑
	-	↑	↓
Fatores Dependentes de Idade	+	↓	↑
	-	↑	↓
Taxa de Crescimento	+	↑	----
	-	↓	----
Taxa de Reserva	+	----	----
	-	----	----
Fator de Risco	+	↓	↑
	-	↑	↓
Taxa de Envelhecimento	+	↓	↑
	-	↑	↓
<div style="display: flex; justify-content: space-between; align-items: center;"> <div style="text-align: center;">↓ Diminui</div> <div style="text-align: center;">↑ Aumenta</div> <div style="text-align: right;">+ = Nível Superior</div> </div> <div style="display: flex; justify-content: space-between; align-items: center; margin-top: 5px;"> <div style="font-size: small;">---- = Não há tendência bem definida para os valores observados</div> <div style="font-size: small;">* = Taxa observada até os 100 anos de idade</div> <div style="text-align: right; font-size: small;">- = Nível Inferior</div> </div>			

Pelo Quadro 4.1 é possível observar que no nível inferior do parâmetro Fatores Dependentes de Idade o número de pessoas que morrem até os cem anos é reduzido e o tempo médio de vida aumenta. Já para o nível superior, ou seja, para o caso em que os Fatores Dependentes de Idade possuem valor acentuado, o tempo médio de vida diminui e a taxa de mortalidade aumenta. O mesmo comportamento acontece nos dois níveis testados para o Risco Independente de Idade. Este resultado para os dois fatores corrobora com o esperado, uma vez que são os dois elementos que condicionam a ocorrência de um evento de risco durante a vida de um indivíduo.

No nível superior da Taxa de Crescimento a expectativa de vida aumenta, mas o total de mortes quase não altera. No caso da Taxa de Reserva, não houve mudanças significativas para ambos o tempo médio de vida e a taxa de mortalidade, para os dois níveis testados. Notou-se que esses dois parâmetros proporcionam pequenas modificações nos resultados para os primeiros anos de vida, porém não chegaram a alterar os resultados de forma expressiva para os níveis testados. Isso pode ser mais bem

compreendido com a visualização dos gráficos mostrados no capítulo 3 (Figura 3.3 e Figura 3.2), que de certa forma antecipa o que foi observado nos experimentos. Nota-se por estas figuras que, aproximadamente, após os 45 anos de idade, os valores, tanto da reserva quanto da função, convergem para um mesmo valor para diferentes taxas testadas.

Em relação à Taxa de Envelhecimento, quanto maior, menor é a expectativa de vida. Diferentemente das taxas de crescimento e de reserva, a taxa de envelhecimento exerce influência melhor definida nos resultados porque a sua atuação no envelhecimento é diferente para valores de parâmetros diferentes. Não faz o envelhecimento convergir para valores iguais considerando taxas diferentes.

Considerando um nível de significância de 5%, os experimentos realizados apontaram que o modelo é mais sensível aos parâmetros: Risco Independente de Idade (E), Fator de Risco (F) e à Taxa de Envelhecimento (C). A Taxa de reserva (B), por sua vez, foi o fator menos significativo para os resultados. O efeito de cada um dos fatores no tempo médio de vida (y) pode ser observado na Figura 4.2. Note que -1 e 1 indicam os níveis inferior e superior, respectivamente, de cada um dos fatores estudados (consultar tabela 4.1).

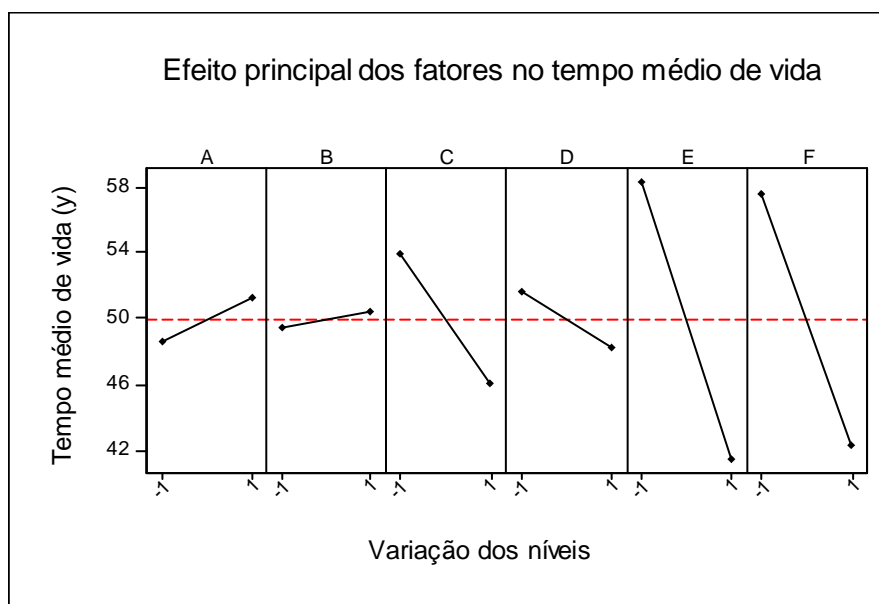


Figura 4.2. Efeito individual de cada fator no tempo médio de vida.

Além dos efeitos individuais, o Risco Independente de Idade (E) e o Fator de Risco (F) apresentaram interação não desprezível. Isto pode ser observado na Figura 4.3. Observe ainda na Figura 4.3 que a representação dos níveis (inferior e superior) do Fator E são duas retas, uma para cada nível. Nota-se que a variação no tempo médio de vida acontece de forma diferente quando se fixa um nível e varia o outro, logo as duas retas (que representam os dois níveis do fator E) não são perfeitamente paralelas.

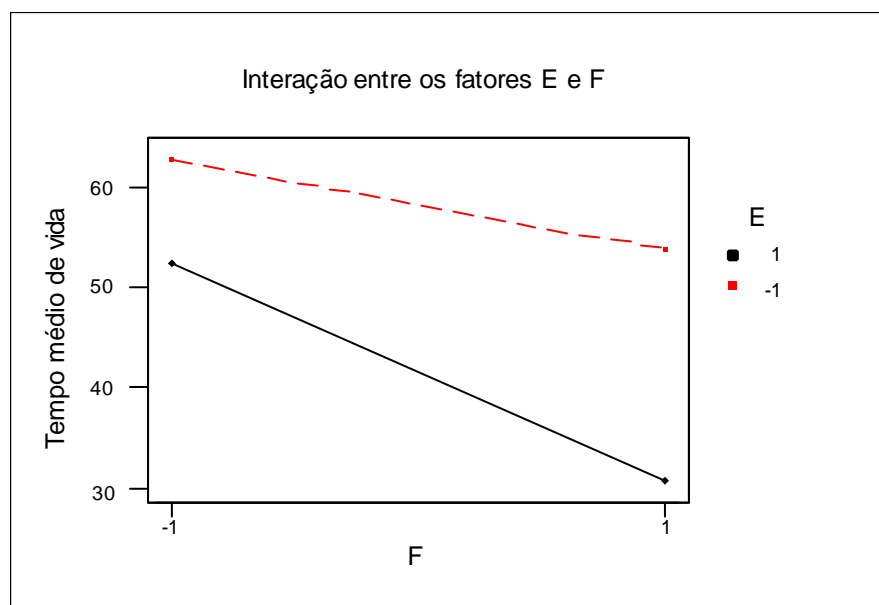


Figura 4.3. Interação entre os fatores Risco Independente de Idade e Fator de Risco.

A interação entre os fatores Risco Independente de Idade (E) e o Fator de Risco (F) provavelmente deve-se ao fato de que eles são fortemente relacionados no modelo: o Risco Independente de Idade provoca um evento e o Fator de Risco determina a intensidade.

O percentual dos resultados atribuídos a erros ou variações ao acaso é equivalente a 0,41%, estando de acordo com o aceitável em projetos experimentais. Isto significa que os fatores estudados explicam o modelo, uma vez que o erro está próximo de zero.

4.2 Validação

A validação é uma maneira de avaliar um modelo de simulação, e determinar se os resultados dele provenientes são compatíveis com o sistema real modelado. Uma das

técnicas de validação mais empregadas é testar a capacidade do modelo em reproduzir as respostas de um sistema real, considerando que os estímulos são semelhantes sobre ambos. Neste sentido, o modelo ampliado, ou seja, já com as modificações implementadas (Figura 3.13) foi analisado. Esta etapa teve o intuito de verificar a capacidade do simulador em reproduzir curvas reais de mortalidade. Para isto, fez-se uso de dados de mortalidade de dois grupos:

1. População geral do estado de Santa Catarina, isto é, desconsiderando as causas de mortalidade;
2. Para os que sofreram de hipertensão, considerando o mesmo estado brasileiro.

A distribuição do percentual da mortalidade é apresentada na Tabela 4.2. Observa-se que o comportamento geral dos dados é parecido, com a primeira faixa de idade (0 a 9 anos) maior que a segunda (10 a 19 anos) fato que confirma o apresentado por Hayflick (1997) e, após estas duas, o aumento é crescente até a última faixa, de acordo com a teoria de Gompertz (1825). As faixas etárias que concentram o maior percentual de mortalidade são as de 70 anos ou mais.

Os dados de mortalidade foram divididos por nove faixas etárias, agrupadas de dez em dez anos, exceto uma delas, que considera os indivíduos que possuem oitenta ou mais anos de idade. A divisão destas faixas pode ser visualizada na Tabela 4.2. A separação foi realizada para que verificação dos resultados fosse desempenhada por faixa etária.

Tabela 4.2. Distribuição dos percentuais de mortalidade considerando o grupo geral (de todas as causas) e a hipertensão. Ano base: 2007.

Faixa Etária (anos)	Distribuição do Percentual de Mortalidade	
	Todas as causas (%)	Hipertensão (%)
0 a 9	4,10	0,11
10 a 19	2,10	0,00
20 a 29	4,41	0,55
30 a 39	5,34	1,53
40 a 49	9,18	5,69
50 a 59	13,27	11,27
60 a 69	16,98	16,52
70 a 79	21,89	28,23
80 ou mais	22,70	36,11
Total	100	100

Fonte: Datasus (2008).

Na realização dos experimentos, parte-se da utilização do simulador ampliado e apresentado neste trabalho para o alcance de resultados semelhantes com os dados expostos na Tabela 4.2. O resultado da simulação representa o tempo de vida do indivíduo. Cada simulação completa representa um indivíduo e uma amostra foi definida como sendo composta por mil indivíduos ou mil simulações. Obteve-se resultados relativos a oito amostras.

Para ambos os casos estudados foram necessárias adequações de parâmetros para a obtenção de resultados aceitáveis. O objetivo não foi o de alcançar resultados iguais, mas ao menos aproximados dos reais, com uma margem de erro aceitável. A verificação dos resultados foi realizada com o cálculo de intervalos de confiança. Para cada faixa etária, composta por um conjunto de oito resultados, calculou-se o intervalo de confiança e, estando o verdadeiro valor dentro deste intervalo, o resultado foi considerado como aceitável, para nível de confiança de 95%.

A parametrização do modelo levou em conta primeiramente o contexto dos problemas. As estatísticas disponíveis para a mortalidade geral no estado de Santa Catarina não levam em consideração doenças específicas, pois se trata de um conjunto heterogêneo de causas de mortalidade. Portanto, o Fator de Risco, que é responsável pela representação da condição de saúde e hábitos de vida, teve seus valores associados às condições de saúde em que o risco de morte não é muito elevado.

Para determinação do parâmetro Fator de Risco foram utilizadas para embasamento as tabelas de Geller Gesnner (HALL e ZWEMER, 1979). Estas tabelas apresentam valores de risco para indivíduos levando em consideração a idade, o sexo e alguns parâmetros de saúde, como por exemplo, o nível de colesterol e diabetes. A escolha deste tipo de tabela especificamente se deu por ser considerado um bom instrumento para a estimativa de risco (Smith; McKinlay; Thorington, 1987, 1991) e, também, por ter sido utilizada pelo autor do modelo base.

A determinação dos outros parâmetros do modelo deu-se a partir da sensibilidade revelada pelo projeto experimental realizado, com os parâmetros indicados no modelo de origem e com a própria curva de mortalidade real (que revela para quais faixas de idade a mortalidade é maior). Os parâmetros utilizados para a modelagem *fuzzy* (apresentados no capítulo anterior) são fixos para todos os casos por ser considerado um sistema genérico.

Considerando a mortalidade geral do estado, chegou-se aos resultados esperados com os seguintes parâmetros:

- Taxa de crescimento: 0,14
- Taxa de envelhecimento: 0,018
- Taxa de reserva: 0,05
- Risco Independente de Idade: 100
- Fatores Dependentes de Idade: 4

O fator de risco foi variado para as faixas de idade, iniciando em 0,485 e terminando em 0,70, sempre aumentando com o aumento da faixa etária. O significado destes valores, para as faixas de idade em questão, indica um estado de saúde considerado razoável. Este seria, por exemplo, os riscos atribuídos para pessoas que não são fumantes ou que são fumantes em recuperação (HALL e ZWEMER, 1979). Ou seja, o fato da pessoa estar aos 80 anos com um fator de risco 0,70 não significa que ela tenha problemas graves. Optou-se por esta representação, com fatores de risco considerados normais para a idade, pelo fato da população envolver os mais variados tipos de causa-morte. A tabela 4.3 mostra os resultados para este grupo, considerando a saída do simulador, o intervalo de confiança encontrado e o verdadeiro valor da população.

Tabela 4.3. Resultados do simulador e intervalo de confiança para a população geral.

Faixa Etária (anos)	Resultado do simulador (%)	Intervalo Inferior (%)	Valores Reais (%)	Intervalo Superior (%)
0 a 9	4,16	3,39	4,10	4,93
10 a 19	1,91	1,57	2,10	2,24
20 a 29	4,03	3,61	4,41	4,46
30 a 39	6,05	5,11	5,34	6,99
40 a 49	8,80	7,44	9,18	10,15
50 a 59	12,31	10,88	13,27	13,73
60 a 69	17,85	16,90	16,98	18,79
70 a 79	22,16	21,38	21,89	22,93
80 ou mais	22,71	21,77	22,70	23,64

A Figura 4.4 apresenta o gráfico da curva dos resultados gerados pelo simulador, a curva verdadeira e as curvas do intervalo de confiança, considerando o nível de significância $\alpha = 0,05\%$.

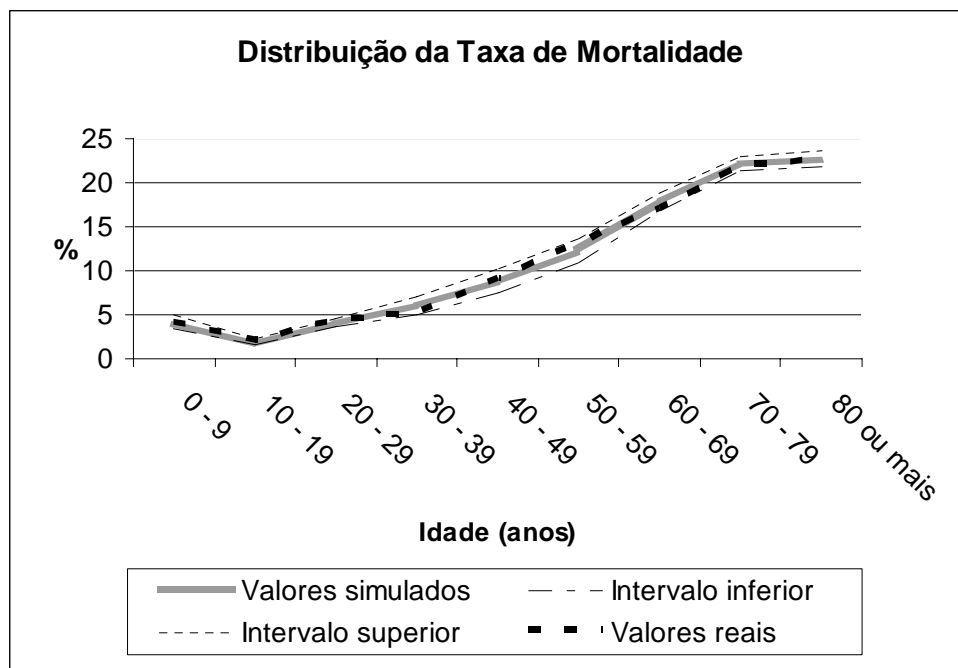


Figura 4.4. Resultados das simulações com o modelo ampliado para a mortalidade geral no estado de Santa Catarina em 2007.

Pela Tabela 4.3 é possível observar que o resultado esperado foi alcançado, uma vez que o intervalo de confiança abrange os verdadeiros valores. Logo, foi possível reproduzir uma curva de mortalidade com valores aproximados dos valores reais.

Como forma de comparação, as simulações, utilizando-se os mesmos parâmetros, foram efetuadas também com o modelo em sua forma original (HARGROVE, 1998). Os resultados aparecem na Figura 4.5. Nesta é possível observar a proporção de mortes por faixa etária para a curva real, para as simulações realizadas e para o intervalo de confiança de 95%. Nota-se concentração significativa da mortalidade para as faixas etárias mais baixas e conseqüente diminuição nas faixas mais altas. Neste caso, o Fator de Risco foi o responsável pelo percentual de mortalidade acentuado para as faixas etárias mais baixas, por não fazer distinção entre as idades. Porém, mesmo em simulações realizadas com o fator de risco diferenciado, notou-se que o modelo possuía dificuldade em ajustar os valores para as faixas etárias mais altas. Os resultados, portanto, não foram considerados satisfatórios.

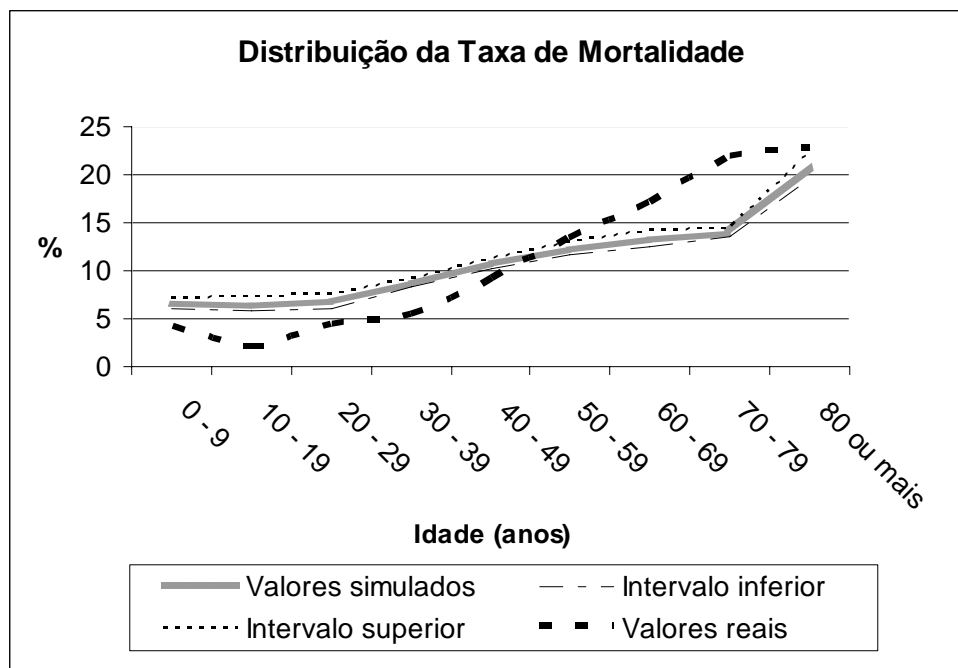


Figura 4.5. Resultados das simulações efetuadas com o modelo original para a mortalidade geral no estado de Santa Catarina em 2007.

Da mesma maneira que para a população como um todo, foram realizadas simulações para a curva de mortalidade de indivíduos que sofrem de hipertensão. Neste caso, portanto, existe um indicador de risco que é a hipertensão. Os resultados foram alcançados com a utilização dos seguintes parâmetros:

- Risco Independente de Idade: 100
- Fatores dependentes de Idade: 4
- Taxa de Envelhecimento: 0,015
- Taxa de Crescimento: 0,14
- Taxa de Reserva: 0,05

O fator de risco (valor associado ao indicador de risco, neste caso, para os hipertensos) variou de 0.453 a 1.1. Esta faixa representa desde sujeitos que apresentam risco muito reduzido (com os parâmetros de risco aparentemente normais) até as pessoas que estão com a pressão arterial alterada (além de outros hábitos como o fumo e a falta de prática de atividades físicas). A Tabela 4.4 apresenta as informações acerca destas simulações e o intervalo de confiança estabelecido. Os valores reais novamente

se encontram dentro do intervalo de confiança, tornando satisfatórios os resultados. Note que na faixa de 10 a 19 anos de idade os valores dos resultados são zero. Isto, no entanto, significa uma aproximação, não quer dizer que em todos os anos não haverá mortalidade nesta faixa etária para a hipertensão. Pode-se interpretar que nesta fase da vida, como causa a hipertensão, a mortalidade tende a ser zero. Os dados da Tabela 4.4 também são apresentados na Figura 4.6.

Tabela 4.4. Resultados do simulador e intervalo de confiança para a mortalidade por hipertensão.

Faixa Etária (anos)	Resultado do simulador (%)	Intervalo Inferior (%)	Valores Reais (%)	Intervalo Superior (%)
0 a 9	0,20	0,10	0,11	0,30
10 a 19	0,00	0,00	0,00	0,00
20 a 29	0,49	0,38	0,55	0,60
30 a 39	1,73	1,39	1,53	2,07
40 a 49	5,40	4,80	5,69	6,01
50 a 59	10,32	8,98	11,27	11,66
60 a 69	16,12	15,37	16,52	16,88
70 a 79	29,67	28,00	28,23	31,34
80 ou mais	36,06	34,18	36,11	37,94

A taxa de envelhecimento teve valor ligeiramente mais alto para a população como um todo do que para os hipertensos. Esta característica foi adotada considerando-se o fato de a hipertensão ocorrer principalmente nas pessoas mais idosas, poucos jovens possuem uma situação que os leva a morte. Se a taxa fosse maior, para este grupo, os indivíduos simulados morreriam antes. Adotou-se a taxa de envelhecimento como medida de diferenciação (neste caso ao invés do fator de risco) porque na população como um todo existem vários os fatores de risco envolvidos, o que torna um pouco mais difícil o controle sobre todos estes fatores. Isso não significa necessariamente que os que virão a sofrer de hipertensão envelheçam menos. Significa que o envelhecimento em si interfere menos na mortalidade que os fatores de risco.

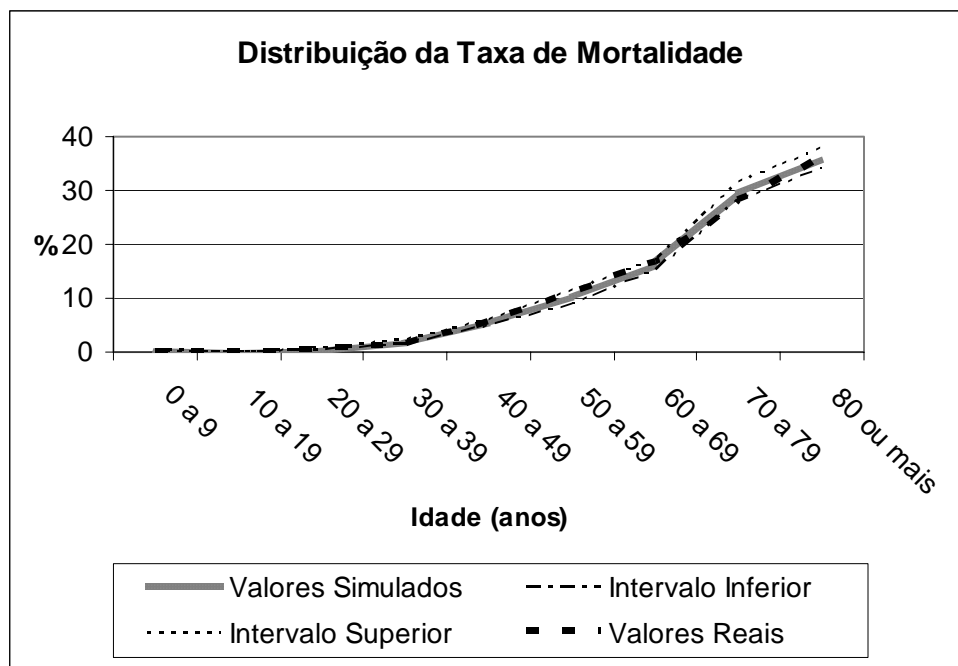


Figura 4.6. Resultados das simulações com as mudanças propostas implementadas para a mortalidade por hipertensão no estado de Santa Catarina em 2007.

As observações realizadas nos dados também contribuíram para a determinação dos parâmetros. Realizando comparação da curva de mortalidade da população total com a curva de mortalidade para os que sofreram de hipertensão, nota-se que pessoas jovens são acometidas, em sua maioria, por outros problemas que não a hipertensão. Desta maneira o fator de risco, na população total, deve ter valores mais altos para as pessoas mais jovens, uma vez que estas pessoas morrem mais de outras causas que não de hipertensão. Até os 70 anos de idade o comportamento curva de mortalidade da população geral tem valor mais elevado que o da população de hipertensos.

Especificamente para os dados de hipertensão, percebe-se que a mortalidade a partir dos 70 anos de idade aumenta consideravelmente. A probabilidade na faixa dos 70 anos aumenta 75% em relação à faixa dos 60 anos e mais de 50% da mortalidade ocorre após os 70 anos de idade. Por causa disto, poder-se-ia dizer que a maioria da população de hipertensos apresenta as piores consequências da doença a partir desta dos 70 anos de idade. Apesar disso, o risco para os que pertencem as faixas etárias mais baixas não deixa de existir (possuem o valor do fator de risco reduzido). Se a população das faixas mais baixas tiver características consideradas dentro da normalidade, como a pressão arterial normal e ainda outros tipos de fatores favoráveis como não ser fumante, o risco

é muito pequeno. Assim, indivíduos que sofrem de hipertensão possuem outras características que podem amenizar ou piorar o fator de risco. Neste caso foram associados valores de risco maiores somente ao grupo em que prevalece a alta mortalidade, e conseqüentemente onde o risco é maior.

4.2 Considerações

Este capítulo apresentou duas etapas de testes e simulações realizadas e seus respectivos resultados, uma envolvendo o modelo base em um projeto experimental e outra através da validação do modelo ampliado nesta dissertação.

A primeira das etapas, efetivada com a realização de um projeto de experimentos, representou o estudo inicial, necessário pra o entendimento do modelo base. Com os resultados obteve-se respaldo para a determinação dos parâmetros quando da execução dos testes de validação do modelo final.

Na segunda etapa realizou-se a validação dos resultados gerados pelo modelo ampliado. Para isso fez-se o levantamento de informações de dois casos de mortalidade no estado de Santa Catarina: a mortalidade geral e a mortalidade em que a causa é a hipertensão. Observou-se que o modelo final apresentou resultados robustos, dentro do esperado para os casos estudados. Além disso, notou-se que os resultados foram significativamente melhores do que os alcançados pelo modelo base.

Salienta-se que a determinação dos parâmetros não é tarefa trivial, isto porque a simulação representa custo de tempo, e uma vez que os resultados não se mostrem adequados é necessário verificar cada faixa e buscar associações para a causa do erro.

O módulo de inferência *fuzzy* contribuiu para que a taxa de mortalidade fosse aprimorada para as faixas etárias maiores, uma das dificuldades encontradas nas simulações em que este módulo não estava presente. Este fato pode ser evidenciado pelos seguintes constatações: os parâmetros: Taxa de Crescimento e Taxa de Reserva, contribuem mais para a determinação das faixas etárias menores. Já em relação a taxa de envelhecimento, os parâmetros relacionados ao risco, se muito elevados, causam a mortalidade precoce; se muito baixos retardam a mortalidade. Buscar uma forma de combinação destes fatores de risco para alcançar valores ideais representa um alto custo, principalmente de tempo de simulação.

CAPÍTULO 5

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho apresentou a revisão e ampliação de um modelo de simulação para estudos e experimentos sobre o envelhecimento de populações. Modelos de simulação com estas características podem ser considerados como de alta complexidade devido à quantidade de aspectos e variáveis envolvidos. Na dinâmica do envelhecimento existem, por exemplo, riscos associados à idade e riscos independentes de idade. Fora estes dois exemplos, há que se considerar fatores envolvidos na fisiologia e ainda os riscos dependentes de hábitos de vida. Esta complexidade de fatores pode, contudo, ser modelada através de técnicas de simulação e inteligência artificial, como no caso desta dissertação, que fez uso da modelagem dinâmica contínua e *fuzzy*.

O Capítulo 2 apresentou o embasamento teórico das técnicas de modelagem utilizadas, a dinâmica contínua (através da metodologia *Systems Dynamics*) e a modelagem *fuzzy*. O simulador foi concretizado com o uso da metodologia *Systems Dynamics* a qual, dentre outras, tem o objetivo de proporcionar entendimento acentuado das variáveis envolvidas e a observação da evolução e comportamento dos sistemas ao longo do tempo. Com isso, profissionais de outras áreas de conhecimento podem e contribuir para o desenvolvimento de tais tipos de modelo com mais facilidade. Já o uso da lógica *fuzzy*, em específico para o tratamento de incerteza para problemas na área médica e de saúde, tem se consolidado através da representação do conhecimento incerto, mas que pode ser representado pela experiência prática. Trata-se de uma técnica adequada quando a informação disponível para a modelagem do um problema apresenta vagueza e imprecisão.

A respeito do tema abordado pelo modelo desta dissertação, o envelhecimento, as pesquisas mostram que o desenvolvimento de teorias e modelos matemáticos relacionados a esse assunto vêm sendo realizado há muitos anos. As teorias de acúmulo de mutação e a estocástica são dois exemplos destes estudos. Em relação à matemática do envelhecimento, são referenciados os estudos de Gompertz e Maxwell Boltzmann. A teoria de Gompertz (1825), que explica o comportamento da taxa de mortalidade, é um dos mais antigas e empregada até a atualidade. Teorias desenvolvidas para outras áreas

também são utilizadas, caso da cinética dos gases de Maxwell Boltzmann: para Strehler (1977) o comportamento de uma reação gasosa é semelhante ao que ocorre no envelhecimento de um indivíduo, que no início da vida apresenta vigorosidade crescente e, após a juventude, capacidade decrescente.

Apesar do número notável de teorias, a falta de experimentação (HAYFLICK, 1997) e de modelos de simulação para este tema (STAUFFER, 2007) são assuntos levantados. Do ponto de vista de aplicações práticas, tais modelos de simulação podem ser utilizados para o acompanhamento de populações (RACCO, 2003) e elaboração e implementação de estratégias e políticas públicas. Para a área médica e de saúde, os estudos apontam que são necessários modelos estratégicos e de planejamento (BRAILSFORD, 2007), e este levantamento é ressaltado com estatísticas negativas acerca de gastos com doenças crônicas (Instituto de Medicina Social – UERJ, 2008) (Departamento de Ciência e Tecnologia *et al*, 2009).

Proposta e resultados

Nesta pesquisa foi apresentado o estudo e uma proposta de expansão de um modelo de simulação, utilizando simulação dinâmica contínua associado ao tratamento de incerteza através de um módulo de raciocínio *fuzzy*. Para isto, partiu-se do trabalho de Hargrove (1998), o modelo de suporte, que foi importante por sua representação do envelhecimento fisiológico, mas que não contemplou algumas situações que acontecem durante e depois da ocorrência de eventos de risco, como por exemplo, o declínio da capacidade e a recuperação. Este modelo se enquadra nas teorias de envelhecimento estocásticas, uma vez que a ocorrência de riscos durante a vida é ocasionada por eventos randômicos.

A tarefa inicial do estudo foi o planejamento e a execução de um projeto fatorial completo para o entendimento dos parâmetros do modelo suporte, uma vez que nas referências a este trabalho isso não fica claro. O modelo é composto por seis parâmetros e dentre estes o projeto experimental apontou que os parâmetros Risco Independente de Idade, Fator de Risco e a Taxa de Envelhecimento são os que mais influenciaram o resultado da simulação medido pelas variáveis Tempo Médio de Vida e Taxa de Mortalidade. Este resultado colaborou para a parametrização do modelo final, bem

como indicou que parâmetros relacionados aos riscos exercidos pelo ambiente e pelas condições e hábitos de vida (Risco Independente de Idade, Fator de Risco) exercem influência significativa nos resultados.

Após a concretização do projeto fatorial, realizou-se a ampliação do modelo base de duas formas, uma na estratégia de adoção do Fator de Risco, que passou a ser diferenciado para as faixas etárias, e outra com a inclusão de um módulo de impacto e recuperação. Este módulo foi responsável por realizar a mensuração do evento de risco, causando impacto na capacidade dos indivíduos inicialmente e, posteriormente, permitindo a recuperação desta condição por meio de um sistema de inferência *fuzzy*.

O fator de risco, diferenciado e dinâmico, aumenta gradualmente com a idade, se ajustando aos valores de risco adequados a faixa etária. Esta ideia, além de condizente com os dados das tabelas de risco (HALL e ZWEMER, 1979), está de acordo com o comportamento da capacidade de um indivíduo, que decai com o passar dos anos (STREHLER, 1960).

O módulo de impacto e recuperação representou duas questões observadas em sistemas vivos e que não estavam sendo consideradas: a consequência em decorrência de um evento de risco (que pode deixar sequelas a saúde do sujeito envolvido) e a renovação ou recuperação após este problema. Diante de um impacto é possível que o organismo consiga se recuperar. Sendo assim, foi implementado um sistema *fuzzy* para gerenciar este aspecto. Os resultados dependem de parâmetros de entrada, tais como a idade ou o grau de impacto sofrido no momento da situação de risco. A proposta de um sistema *fuzzy* se justificou por não haver expressões matemáticas precisas para esta circunstância e pela incerteza ser caracterizada tanto por imprecisão quanto por vagueza. De forma geral, o módulo contribui para a realização de distinção entre capacidades de recuperação, para que sujeitos que sofreram impactos e possuem idades diferentes possam ser particularizados.

A validação dos dados produzidos pelo modelo ampliado foi realizada com a parametrização e a execução de simulações para a reprodução de curvas de mortalidade do estado de Santa Catarina como um todo e para aquela parcela desta mesma população cuja causa morte foi atribuída à hipertensão. O primeiro grupo é caracterizado pela heterogeneidade de causas morte, já o segundo (os hipertensos) são relativamente homogêneos por possuírem riscos de vida semelhantes. Os resultados

foram considerados aceitáveis quando os verdadeiros valores estivessem presentes em intervalos de confiança gerados com os resultados das simulações. Para a obtenção dos resultados foram efetuadas numerosas simulações com diversas variações de parâmetros, situação guiada pelo estudo preliminar efetuado no modelo base assim como pelas observações dos dados reais. Foi possível observar que o modelo ampliado deu mais robustez aos resultados da simulação, em comparação aos resultados gerados pelo modelo base, mostrando-se adequado para a reprodução de curvas de mortalidade reais, dado um intervalo de confiança de 95%. O objetivo de reproduzir curvas reais de mortalidade, além propiciar a validação e si, representa um passo inicial de parametrização para a utilização do simulador para testes com situações que envolvam doenças e outros riscos diversos.

Em relação ao ganho geral, as mudanças efetivadas no modelo base proporcionaram o ajuste adequado dos resultados das simulações aos resultados reais, com variações apropriadas entre as faixas. Isto porque a alteração nos valores dos parâmetros mais influentes causava variações abruptas nas curvas de mortalidade obtidas. Além disso, o valor constante atribuído ao fator de risco no modelo base não permitia diferenciações notáveis de mortalidade entre as faixas etárias. Desta forma o módulo de impacto e recuperação contribuiu para uma situação de equilíbrio. O uso conjunto de simulação dinâmica e modelagem *fuzzy* resultou em uma ferramenta mais robusta, como maior capacidade de representação da informação e alcance dos resultados, o que foi expressa pela análise da taxa de mortalidade.

O modelo pode ser de grande importância, pois é sensível a variáveis que podem ser associada a dados coletadas em bases epidemiológicas e tábuas de sobrevivência por fatores de risco. Além disso, atualmente se encontra sensível a fatores modificáveis que aumentam a morbimortalidade de uma população. Por permitir a replicação de curvas de mortalidade, poderia ser aplicado na simulação do impacto de políticas e intervenções para a promoção da saúde de populações em longo prazo, assim como para a realização de cálculos e planejamento de custos da saúde, por exemplo.

Para que seja aplicado a outras realidades é necessária a fixação dos parâmetros. O que poderia contribuir para isto é a observação de características de desenvolvimento populacional, tais como questões econômicas e sociais como apoio à determinação dos parâmetros. Outras características importantes que podem ser apanhadas com

especialistas da área são: se a população é frágil, se envelhece logo, se é forte para suportar estressores, o contexto sócio-econômico no qual a população está inserida, etc.

Limitações

O modelo não é capaz de relacionar tudo o que está inserido na dinâmica da vida de um indivíduo e não esclarece ou classifica a condição física do sujeito após a ocorrência de um evento de risco. A principal dificuldade da utilização do modelo encontra-se na parametrização, que acaba por exigir conhecimento aprofundado da influência dos fatores ao resultado e da população que se deseja estudar. As definições dos parâmetros, inclusive, estão inseridas em um contexto de incerteza, uma vez que são provenientes do desenvolvimento de teorias de envelhecimento. Logo, são estudos complexos e que envolvem ainda muitos questionamentos.

Trabalhos Futuros

O modelo ainda necessita de melhorias na modelagem e a principal é em relação aos parâmetros. Dada a dificuldade da determinação de valores para os parâmetros e a natureza vaga dos mesmos, o modelo poderia ser aprimorado através de um sistema especialista, cuja base fosse dotada de conhecimento acerca das populações. Além disso, a modelagem do valor do parâmetro envolveria conceitos da matemática difusa, reconhecendo que estes valores são números *fuzzy*. Por exemplo, a Taxa de Crescimento é um valor vago por não possuir indicadores ou embasamento claro para a sua determinação; poderia então ser associada a alguma característica da população e então determinada aproximadamente através de um número *fuzzy*.

Ainda como trabalho futuro pretende-se explorar este modelo como uma aplicação prática: estudar a viabilidade de estratégias assim como o estudo da implementação de medidas preventivas de saúde, para que o risco varie dinamicamente de acordo com isso. Espera-se que possam ser realizados estudos estratégicos relacionados a situações de risco de populações e aos custos financeiros (investimentos de planos de saúde, por exemplo). Espera-se que o modelo possa contribuir para a avaliação de tais situações e assim como para o entendimento do processo que rege a evolução do envelhecimento.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AHMAD S. Increasing excise taxes on cigarettes in California: a dynamic simulation of health and economic impacts. **Preventive Medicine**, v. 41, n. 1, p. 276-83, 2005.
- AHMAD, S.; FRANZ, G. A. Raising taxes to reduce smoking prevalence in the USA: A Simulation of the anticipated health and economic impacts. **Public Health**, v.122, n. 1, p. 3-10, 2008.
- ASHFORD, A. C. **Unexpected behaviors in higher - order positive feedback loops**. [Prepared for the MIT System Dynamics in Education Project]. Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- BARBETTA, P. A.; REIS, M. M.; BORNIA, A. C. **Estatística para cursos de Engenharia e Informática**. São Paulo: Atlas, 2004.
- BARROS, L. C. de. **Sobre Sistemas Dinâmicos Fuzzy – Teoria e aplicações**. Campinas, 1997. Tese – Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica.
- BEDE, B.; RUDAS, I. J.; BENCSIK, A. L. First order linear fuzzy differential equations under generalized differentiability. **Information Sciences**, v. 177, n. 7, p. 1648-1662, 2007.
- BONTEMPI G. Modeling with uncertainty in continuous dynamical systems: the probability and possibility approach. **IRIDIA - ULB Technical Report**, p. 95-16, 1995.
- BONTEMPI, G. Qua.Si. III: A software tool for simulation of fuzzy dynamical systems. In: MODELING AND SIMULATION ESM 96, Ghent, Belgin. **Proceedings** of the European Simulation Multiconference, Ghent: SCS International, 1996, p. 615-619.
- BRACARENSE COSTA, P. A. **Um enfoque segundo a Teoria de Conjuntos Difusos para a Meta-Análise**. Florianópolis, 1999. Tese - Universidade Federal de Santa Catarina, Engenharia de Produção.
- BRAILSFORD, S. C. 2007. Advances and challenges in healthcare simulation modeling: tutorial. In: WINTER SIMULATION CONFERENCE, 39., 2007,

Washington D.C. **Proceedings** of the 39th Conference on Winter Simulation: 40 Years! the Best Is Yet To Come, Piscataway NJ: IEEE Press, 2007, p. 1436-1448.

CECCONELLO, M. dos S. **Modelagem alternativa para dinâmica populacional: sistemas dinâmicos fuzzy**. Campinas, 2006. Dissertação – Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica.

CLARK, J. **The Collision Theory of reaction rates**, 2002. Disponível em:
<<http://www.chemguide.co.uk/physical/basicrates/introduction.html>>. Acesso em:
15 jan. 2009.

DATASUS. Banco de Dados do Sistema Único de Saúde, 2008. Disponível em:
<www.datasus.gov.br/>. Acesso em: 01 ago. 2008.

DEATON, M. L.; WINEBRAKE, J. J. **Dynamic Modeling of Environmental Systems**. New York: Springer-Verlag, 2000.

DURÁN, E.; COSTAGUTA, R. The knowledge-based simulation. In: ANNUAL SIMULATION SYMPOSIUM, 1998, Boston. **Proceedings** of the 31st Annual Simulation Symposium, Washington DC: IEEE Computer Society, 1998. p. 174-179.

FINKELSTEIN, Maxim S. On engineering reliability concepts and biological aging. **MPIDR Working Papers** WP-2006-021, Max Planck Institute for Demographic Research, Rostock, Germany, 2006.

FORD, Andrew. **Modeling the environment: an introduction to System Dynamics Modeling of Environmental Systems**. Washington DC: Island Press, 1999.

FORRESTER, J. W. **Industrial Dynamics**, Waltham, MA: Pegasus Communications, 1961.

FORRESTER, J. W. **Urban Dynamics**. Waltham, MA: Pegasus Communications, 1969.

FORRESTER, J. W. System Dynamics, Systems Thinking, and Soft OR. **System Dynamics Review**, v. 10, n. 2. p. 245-256, 1994.

- FORRESTER, J. W., **Designing the future**. Universidad de Sevilla, Spain, 1998.
Disponível em <<http://scripts.mit.edu/~sdg/Publications.html>>. Acesso em: 25 abr. 2008.
- FREITAS FILHO, P. J. de. **Introdução à modelagem e simulação de sistemas com aplicações em Arena**. 2. ed. Florianópolis: Visual Books, 2008.
- GLICK, M.; DUHON, T. **Generic Structures: S-Shapes growth I**. [Produced for the MIT System Dynamics in Education Project]. Massachusetts Institute of Technology, 1994.
- GHAZANFARI, M.; ALIZADEH, S.; JAFARI, M. Using fuzzy expert system for solving *fuzzy* system dynamics models. **EurAsia-ICT**, Shiraz-Iran, 2002, p. 349-353.
- GOMPERTZ, B. On the nature of the function expressive of the law of human mortality, and on a new mode of determining the value of life contingencies. **Philosophical Transactions of the Royal Society**, London, v. 115, p. 513–585, 1825.
- HALL, J. H.; ZWEMER, J. D. **Prospective Medicine**. Indianapolis: Methodist Hospital of Indiana, 1979.
- HALLÉN A. Gompertz law and aging as exclusion effects. **Biogerontology**, v. 8, n. 5, p. 595-603, 2007.
- HARDY S. E.; DUBIN J. A.; HOLFORD T. R.; GILL T. M. Transitions between states of disability and independence among older persons. **Am J Epidemiol**, v. 161, n. 6, p. 575-584, 2005.
- HARGROVE, J. L. **Dynamic modeling in the Health Sciences**. New York: Springer-Verlag, 1998.
- HAYFLICK, L. **Como e por que envelhecemos**. Rio de Janeiro: Campus, 2007.
- IBGE Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Brasil em Síntese. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/brasil_em_sintese/default.htm>. Acesso em 10 out. 2008.
- INSTITUTO DE MEDICINA SOCIAL-UERJ, **Dossiê Doenças Cardiovasculares**, FUNSACO MÓDULO 2, 2008. Disponível em:

<http://www.ims.uerj.br/downloads/funsaco/2009/Dossie_doencardio.pdf>. Acesso em 25 jan. 2009.

HÜLLERMEIER, E. An approach to modelling and simulation of uncertain dynamical systems. **International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems**, v. 5, p. 117-137, 1997.

JAFELICE, R. M. **Modelagem fuzzy para dinâmica de transferência de soropositivos para HIV em doença plenamente manifesta**. Campinas, 2003. Tese – Universidade Estadual de Campinas.

KARAVEZYRIS, V.; TIMPE, K. P.; MARZI, R. Application of system dynamics and fuzzy logic to forecasting of municipal solid waste. **Mathematics and Computers in Simulation**, v. 60, p. 149-158, 2002.

KELLEY, W. G.; PETERSON, A. C. **Difference equations: An introduction with applications**. 2 ed. London: Academic Press, 2001, 403 p.

KETTENIS, D. L. Is there any need for combined continuous discrete simulation languages? **SIGSIM Simul**, v. 13, n. 1-4, p. 12-22, 1982.

KLIR, G.; YUAN, B. **Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and applications**. New Jersey: Prentice Hall, 1995.

KUNSCH, P.; SPRINGAEL, J. Simulation with system dynamics and fuzzy reasoning of a tax policy to reduce CO2 emissions in the residential sector. **European Journal of Operational Research**, Elsevier, v. 127, n. 3, p. 1285-1299, 2008.

LEVARY, R. R. System Dynamics with fuzzy logic. **Int. J. System Sci**, v. 21, n. 8, p. 1701-1707, 1990.

LEVARY, R. R.; LIN, C. Y. Modelling the software development process using an expert simulation system having fuzzy logic. **Softw. Pract. Exper.** v. 21, n. 2, p. 133-148, 1991.

MAANI, K. E.; CAVANA, R. Y. **Systems Thinking and Modeling: Understand Change and Complexity**. New Zealand: Pearson Education, 2000.

- MAKOWIEC, D.; STAUFFER, D.; ZIELINSKI, M. Gompertz law in simple computer model of aging of biological population. **International Journal of Modern Physics**, v. 12, p. 1067–73, 2001.
- MAKSYMOWICZ, A. Z.; BUBAK, M.; ZAJAC, K.; MAGDÓN, M. Computer simulation of ageing with an extended Penna Model. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON HIGH-PERFORMANCE COMPUTING AND NETWORKING, 7., 1999. **Proceedings** of the 7th international Conference on High-Performance Computing and Networking, London: Springer-Verlag, 1999, p. 43-49.
- MARTIN, L. A., **An introduction to feedback**. [Prepared for the MIT System Dynamics in Education Project]. Massachusetts Institute of Technology, 1997.
- MATLAB, The MathWorks, Inc.
- MINISTÉRIO DA SAÚDE. Departamento de Ciência e Tecnologia, Secretaria de Ciência, Tecnologia e Insumos Estratégicos. ELSA Brasil: maior estudo epidemiológico da América Latina. **Revista de Saúde Pública**, v.43, n. 1, 2009.
- NASSAR, S. M. Material da disciplina de Sistemas Especialistas Difusos do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação. Florianópolis, nov. 2007. Disponível em <www.inf.ufsc.br/~silvia>. Acesso em 20 mai. 2008.
- NEBOT, A.; MUGICA, F.; CELLIER, F. E.; VALLVERDÚ, M. Modeling and simulation of the central nervous system control with generic fuzzy models. **Transactions of the Society for Modeling and Simulation**, v. 79, n. 11, p. 648-669, 2003.
- OLIVEIRA, P. M. C.; DE OLIVEIRA, S. M.; STAUFFER, D.; CEBRAT, S. Penna Ageing Model and improvement of Medical Care in 20th Century. **Physica A**, v. 273, n. 1, p. 145-149, 1999.
- ORTEGA, N.R.S., SALLUM, P.C., MASSAD, E. Fuzzy dynamical systems in epidemic modelling. **Kybernetes**, v. 29, n. 1-2, p. 201-218, 2000.
- ORTEGA, N. R. S.; SALLUM, P. C.; MASSAD, E. Fuzzy gradual rules in epidemiology, **Kybernetes**, England, v. 32, n. 4, p. 460-477, 2003.

- PEARSON, D. W. A property of linear fuzzy differential equations. **Applied Mathematics Letters**, v. 10, n. 3, p. 99-103, 1997.
- PENNA, T. J. P. A bit string model for biological aging. **Journal of Statistical Physics**, v. 78, p. 1629, 1995.
- RACCO, A. **Modelos computacionais para dinâmica de populações reais**. Niterói, 2003. Tese - Universidade Federal Fluminense.
- RADZICKI, M. J. **Introduction to System Dynamics: A Systems Approach to Understanding Complex Policy Issue**. U.S. Department of Energy's, 1997. Disponível em: <http://www.systemdynamics.org/DL-IntroSysDyn/inside.htm>. Acesso em 10 jan. 2008.
- RAMIL, J. F.; LEHMAN, M. M. Fuzzy Dynamics in Software Project Simulation and Support. In: EUROPEAN WORKSHOP ON SOFTWARE PROCESS TECHNOLOGY, 6., 1998, Weybridge. **Proceedings of the 6th European Workshop on Software Process Technology, Lecture Notes In Computer Science**, vol. 1487. London: Springer-Verlag, 1998, p. 122-126.
- RICHARDSON, G. P. Problems with causal-loop diagrams. **System Dynamics Review**, n. 2, p. 158-170, 1986.
- RICHMOND, B. **An introduction to Systems Thinking**. High Performance Systems, Inc. The Systems Thinking Company, 2001.
- ROBERTS, N.; GARET, M.; DEAL, R.; SHAFFER, W.; ANDERSEN, D. **Introduction to Computer Simulation: A System Dynamics Modeling Approach**. Portland OR: Productivity Press, 1994.
- ROSS, T. J. **Fuzzy Logic with Engineering Applications**. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 2004.
- ROTHENBERG, J. The nature of modeling. In: WIDMAN, L. E.; LOPARO, K. A.; NIELSEN, N. R. (Eds.). **Artificial intelligence, Simulation & Modeling**. New York: John Wiley & Sons, 1989, p. 75-92.
- RUSSEL, L. A. Towards a system of system concepts. **Management Science**, v. 17, n. 11, 1971.

- SBC. Sociedade Brasileira de Computação. **Grandes Desafios da Pesquisa em Computação no Brasil** – 2006 – 2016. [Relatório sobre o Seminário realizado em 8 e 9 de maio de 2006]. Disponível em <http://www.ic.unicamp.br/~cmbm/desafios_SBC/>. Acesso em 18 out. 2008.
- SDS. System Dynamics Society. Disponível em <<http://www.systemdynamics.org/>>. Acesso em 20 out. 2008.
- SMITH, K. W.; McKINLAY, S. M; THORINGTON, B. D. The validity of health risk appraisal instruments for assessing coronary heart disease risk. **Am J Public Health**, v. 77, n. 4, p. 419–424, 1987.
- SMITH, K. W.; McKINLAY, S. M.; McKINLAY, J. B. The validity of health risk appraisals for coronary heart disease: results from a randomized field trial. **Am J Public Health**, v. 81, n. 4, p. 466–470, 1991.
- STAUFFER D.; RADOMSKI J. P. Social effects in simple computer model of aging. **Experimental Gerontology**, v. 37, n. 1, p. 175-180, 2001.
- STAUFFER, D. The Penna Model of Biological Aging. **Bioinformatics and Biology Insights**, ano 2007, n. 1, p. 91-100, 2007.
- STELLA, isee Systems.
- STREHLER, B. L. **Time, Cells, and Aging**. New York: Academic Press, 1977.
- STREHLER, B. L.; MILDVAN. A. S. General Theory of mortality and aging. **Science**, v. 132, n. 3418, p. 14-21, 1960.
- STREHLER, B. Understand aging. In: BARNETT, Y. A.; BARNETT, C. R. (Eds.). **Aging methods and protocols**. Totowa NJ: Humana Press, 2000, v.38, p. 1-19. ISBN: 978-0-89603-582-9. (Series: Methods in molecular Medicine).
- TAFFE, W. J. Simulation and modelling with Stella: a general education course. **SIGCSE Bull**, v. 23, n. 1, p. 87-91, 1991.
- THESEN, A.; TRAVIS, L. E. Simulation for decision making: an introduction. In: WINTER SIMULATION CONFERENCE, 1989, Washington D. C. **Proceedings of the 21st Conference on Winter Simulation**. New York: ACM, 1989, p. 9-18.
- VENSIM, Ventana Systems.

- WIDMAN, L.; LOPARO, K. Artificial Intelligence, Simulation and Modeling: A critical survey. In: WIDMAN, L. E.; LOPARO, K. A.; NIELSEN, N. R. (Eds.). **Artificial intelligence, Simulation & Modeling**. New York: John Wiley & Sons, 1989, p. 1-44.
- XU, J.; LIAO, Z.; HU, Z. A class of linear differential dynamical systems with fuzzy initial condition. **Fuzzy Sets Systems**, v. 158, n. 21, p. 2339-2358, 2007.
- ZADEH L. A. Fuzzy Sets. **Inform. and Control**, v. 8, p. 338–353, 1965.
- ZUEV S. M.; YASHIN A. I.; MANTON K. G.; DOWD E.; POGOJEV I. B.; USMANOV R. N. Vitality index in survival modelling: How physiological ageing influences mortality. **Journals of Gerontology Series A: Biological Sciences and Medical Sciences**, v. 55, n.1, p. B10-B19, 2000.

ANEXO A – Aceites de artigos

Títulos: Dynamic-*Fuzzy* Simulation Model for Reproduction of Mortality Curves

Dynamic Simulation Model for Reproduction of Mortality Curves

1. Winter Simulation Conference (WSC) 2009
Segmento: Health Care
2. 22nd IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS) 2009
3. Summer Computer Simulation Conference (SCSC) 2009
4. 21st European Modeling and Simulation Symposium (EMSS) 2009
Segmento: Simulation in Healthcare
5. The 2009 World Congress in Computer Science, Computer Engineering, and Applied Computing (WORLDCOMP'09)
Segmento: BIOCOMP