

MODELO DE SIMULAÇÃO DA INFRA-ESTRUTURA NECESSÁRIA À
ASSISTÊNCIA ONCOLÓGICA NO SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE

Saint Clair dos Santos Gomes Junior

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS
PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS
EM ENGENHARIA BIOMÉDICA.

Aprovada por:

Prof^ª. Rosimary Terezinha de Almeida, Ph.D.

Prof. Flavio Fonseca Nobre, Ph.D.

Prof^ª. Rejane Sobrino Pinheiro, D.Sc.

Prof. Nelson Albuquerque de Souza e Silva, D.Sc.

Prof. Antonio Carlos Monteiro Ponce de Leon, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

JULHO DE 2005

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

GOMES JUNIOR, SAINT CLAIR DOS SANTOS

Modelo de simulação da infra-estrutura necessária à assistência oncológica no Sistema Único de Saúde [Rio de Janeiro] 2005

XII, 170 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ. D.Sc., Engenharia Biomédica, 2005)

Tese – Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE

1. Planejamento em Saúde
2. Alocação de Recursos
3. Assistência Oncológica
4. Simulação Computacional
5. Modelos de Mistura

I. COPPE/UFRJ II. Título (série)

DEDICATÓRIA

A minha avó Abigail Pereira pela determinação e pelo exemplo de sempre continuar independente do que estiver no caminho.

Aos meus pais Saint Clair Gomes e Terezinha de Jesus Gomes pela existência e exemplo de honestidade.

Agradecimentos

Um especial agradecimento a Prof^ª Rosimary T. de Almeida pela orientação firme e segura desta tese e pela fé depositada. A amiga Rosi por permitir que eu compartilhasse um pouco de minhas inseguranças e incertezas.

As amigas Milene Costa e Tereza Feitosa por me acompanharem e me apoiarem na confecção deste trabalho e pelas idéias enriquecedoras.

Aos amigos Roberto Macoto, Cosme Marcelo e Robson Mariano pelas proveitosas discussões, trocas de idéias e momentos de descontração.

As amigas Liana Wernesbach e Luciana Costa por me apoiarem e me escutarem nos momentos de agruras.

À Alexandre Barbosa pela amizade incondicional em qualquer situação e pelo apoio e companheirismo ao longo de toda uma vida, suportando meus momentos de bom e de mau humor.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

MODELO DE SIMULAÇÃO DA INFRA-ESTRUTURA NECESSÁRIA À
ASSISTÊNCIA ONCOLÓGICA NO SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE

Saint Clair dos Santos Gomes Junior

Julho/2005

Orientadora: Rosimary Terezinha de Almeida

Programa: Engenharia Biomédica

Um modelo de simulação foi desenvolvido para dimensionar a infraestrutura necessária ao tratamento dos casos de câncer que buscaram assistência no Sistema Único de Saúde. O estado de São Paulo foi escolhido por disponibilizar dados atualizados do Registro Hospitalar de Câncer, utilizado para estimar o perfil de modalidades terapêuticas necessário aos casos de câncer. As bases de dados de produção ambulatorial e hospitalar do SUS forneceram o número de casos para cada uma das modalidades identificadas. A taxa de utilização das modalidades terapêuticas foi modelada a partir de Modelos de Mistura de distribuições de probabilidades, que revelaram 2 subgrupos de casos para radioterapia e 4 subgrupos de casos para quimioterapia. O modelo de simulação utilizou uma cobertura de 43% e um perfil de necessidade dos casos de 52,5% de cirurgia oncológica, 42,7% de radioterapia e 48,5% de quimioterapia. Estes parâmetros foram estimados tendo por base os casos atendidos no estado de São Paulo pelo SUS em 2002. Com esses parâmetros estimou-se a necessidade de 147 salas de cirurgia, 2.653 leitos cirúrgicos, 297 poltronas de quimioterapia e 102 equipamentos de terapia de radiação profunda para atender 50.600 casos novos de câncer por ano em 51 Centros de Alta Complexidade em Oncologia. Estas estimativas apontam a necessidade de se rever os atuais parâmetros de programação utilizados para o dimensionamento da infra-estrutura e dos tetos orçamentários para a assistência oncológica no SUS.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

SIMULATION MODEL OF THE INFRASTRUCTURE REQUIRED TO THE
CANCER CARE IN THE BRAZILIAN HEALTH SYSTEM

Saint Clair dos Santos Gomes Junior

July/2005

Advisors: Rosimary Terezinha de Almeida

Department: Biomedical Engineering

A simulation model was developed to estimate the infrastructure required to care for the cancer cases in the Brazilian Health System (SUS-BR). São Paulo State was chosen for having an update Hospital Cancer Register, which was used to estimate the therapeutic profile necessary to treat the cases of cancer. The number of cases for each therapeutic modality was estimated by the ambulatorial and hospital production databases of SUS-BR. The utilization rate of therapeutic modalities was modeled by Mix Models of probability distribution, which pointed out 4 subgroups of cases for chemotherapy and 2 subgroups for radiotherapy. The estimations were done with data from the year 2002. The simulation model applied a 43% coverage and a therapeutic profile of 52.5% of surgery, 42.7% of radiotherapy and 48.5% of chemotherapy. These parameters estimated that it was necessary to have an infrastructure of 147 operating theatres, 2,653 surgical beds, 297 seats for chemotherapy and 102 teletherapy equipments to care for 50,600 new cases of cancer per year at 51 oncology health centers. These findings point out the need to review the parameters used to establish the infrastructure and the budget for SUS-BR cancer care.

Índice

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO	1
CAPÍTULO 2 – REVISÃO DA LITERATURA	4
2.1. Análise de Decisão	4
2.2. Programação Matemática.....	6
2.3. Modelos de Redes, Modelos de Estoque e Modelos Markovianos	9
2.4. Modelos de Fila	10
2.5. Modelos de Simulação.....	12
CAPÍTULO 3 – BASES TEÓRICAS.....	15
3.1. Sistemas	15
3.2. Modelos.....	16
3.3. Simulação	18
3.3.1. Descrição do sistema	19
3.3.2. Definição das regras do modelo	19
<i>a. Os Modelos de Mistura</i>	<i>20</i>
<i>b. Seleção da função que descreve o padrão de distribuição dos dados</i>	<i>22</i>
? <i>Estimação pelo método Estimation-Maximization.....</i>	<i>23</i>
? <i>Estimação pelo método Bayesiano.....</i>	<i>25</i>
<i>c. Determinação da quantidade de componentes</i>	<i>27</i>
3.3.3. Geração de observações.....	32

CAPÍTULO 4 – DESENVOLVIMENTO DO MODELO DE SIMULAÇÃO.....	35
4.1. Definição do problema	36
4.2. Fontes de dados utilizadas	36
4.2.1. <i>Registro de Câncer de Base Populacional (RCBP)</i>	36
4.2.2. <i>Registro Hospitalar de Câncer (RHC)</i>	37
4.2.3. <i>Sistema de Informação Ambulatorial</i>	39
4.2.4. <i>Sistema de Informação Hospitalar do SUS</i>	42
4.3. Construção do modelo.....	43
4.4. Definição do cenário.....	47
4.5. Execução da simulação.....	47
CAPÍTULO 5 – SIMULAÇÃO DA INFRA-ESTRUTURA	54
5.1. Caracterização dos casos identificados nas bases de dados.....	54
5.2. Obtenção do perfil de necessidade das modalidades terapêuticas.....	56
5.3. Modelagem das taxas de utilização das modalidades terapêuticas	61
5.3.1. Quimioterapia.....	61
5.3.2. Radioterapia	67
5.3.3. Cirurgia Oncologia	72
5.4. Dimensionamento da infra-estrutura	73
5.5. Análise de sensibilidade	76
CAPÍTULO 6 – DISCUSSÃO	81
REFERÊNCIAS.....	90
ANEXOS	104

Figuras

Figura 1 – Etapas de um processo de simulação [Adaptado de HEIZER e RENDER (apud DIAS e CORRÊA, 1999)].	35
Figura 2 – Fluxograma do modelo de simulação proposto	44
Figura 3 – Esquema geral do modelo gráfico utilizado no WinBUGS® para a obtenção das estimativas bayesianas dos Modelos de Mistura de distribuições normais.....	51
Figura 4 – Comparação da variabilidade da taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia	62
Figura 5 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura a distribuição da taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia isolada	64
Figura 6 – Comparação dos valores simulados pelo modelo de mistura com os valores observados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia isolada	64
Figura 7 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura a distribuição da taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia combinada	66
Figura 8 – Comparação dos valores simulados pelo modelo de mistura com os valores observados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia combinada.....	66
Figura 9 – Comparação da variabilidade da taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia	67
Figura 10 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura a distribuição da taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia isolada	69
Figura 11 – Comparação dos valores simulados pelo modelo de mistura com os valores observados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia isolada	69
Figura 12 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura a distribuição da taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia combinada	71
Figura 13 – Comparação dos valores simulados pelo modelo de mistura com os valores observados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia combinada.....	71
Figura 14 – Comparação do ajuste da distribuição Beta à distribuição da taxa de utilização da modalidade terapêutica de cirurgia oncológica.....	72

Figura 15 – Comparação dos simulados pela distribuição Beta com os observados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de cirurgia oncológica.....	73
Figura 16 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura aos dados alterados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia isolada	78
Figura 17 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura aos dados alterados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia combinada	79

Tabelas

Tabela 1 – Características dos casos de câncer e das internações identificados nas bases de dados do RHC-FOSP, do módulo oncologia do APACSLA/SUS e do SIH/SUS	55
Tabela 2 – Perfil de necessidade das modalidades terapêuticas identificadas no RHC-FOSP	56
Tabela 3 – Estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas de quimioterapia isolada e cirurgia com quimioterapia.....	57
Tabela 4 – Estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas de radioterapia e cirurgia com radioterapia.....	58
Tabela 5 – Estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas combinadas de quimioterapia com radioterapia e cirurgia com quimioterapia e radioterapia	58
Tabela 6 – Séries históricas das cirurgias oncológicas no RHC-FOSP e SIH/SUS.....	59
Tabela 7 – Estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas de radioterapia e cirurgia com radioterapia.....	60
Tabela 8 – Estimativa do número de casos por modalidade terapêutica	60
Tabela 9 – Número de casos por modalidade terapêutica simulados a partir de um total de 50.600 casos de câncer ao ano	74
Tabela 10 – Número de casos por modalidade terapêutica simulados a partir de um total de 50.600 casos de câncer ao ano	74
Tabela 11 – Comparação da infra-estrutura simulada a partir das taxas de utilização apresentadas por Gadelha (2005) e as estimadas.....	76
Tabela 12 – Comparação da infra-estrutura simulada para a modalidade terapêutica a partir dos dados originais e para os dados alterados.....	80

Quadros

Quadro 1 – Exemplos de funções de perda, derivadas das principais distribuições de probabilidade da família exponencial	31
Quadro 2 – Capacidade de atendimento anual para um CACON ¹	46
Quadro 3 – Tamanho de amostra para cada um dos estratos formados.....	50
Quadro 4 – Modelos de mistura ajustados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica quimioterapia isolada	63
Quadro 5 – Modelos de mistura ajustados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica quimioterapia combinada com a radioterapia	65
Quadro 6 – Modelos de mistura ajustados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica radioterapia isolada	68
Quadro 7 – Modelos de mistura ajustados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica radioterapia combinada com a quimioterapia	70
Quadro 8 – Estimativa do número anual de atendimentos por modalidade terapêutica segundo os parâmetros do modelo de mistura.....	75
Quadro 9 – Modelos de Mistura ajustados a partir dos dados alterados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia	78
Quadro 10 – Estimativa do número de atendimentos para a modalidade terapêutica de quimioterapia segundo os parâmetros do modelo de mistura dos dados alterados	80

Capítulo 1 – Introdução

O câncer no Brasil ocupa a segunda posição entre as causas de mortalidade por doença e apresenta uma taxa de incidência que cresce progressivamente, inclusive nas faixas etárias abaixo dos 50 anos (BRASIL, 2005c e KLIGERMAN, 2002). Por essas características, a prevenção e controle do câncer são considerados como um grave problema de saúde pública (WHO, 2002).

O enfrentamento da questão do câncer de modo abrangente é complexo e envolve um conjunto de ações nas áreas de ensino, pesquisa, informação, prevenção e assistência (KLIGERMAN, 2000). No âmbito da assistência oncológica, as práticas terapêuticas, consideradas de alta complexidade tecnológica, demandam recursos consideravelmente altos do Sistema Único de Saúde (SUS), que é o principal responsável por grande parte da assistência oncológica prestada no Brasil (GÊNOVA, 2001).

O planejamento da assistência oncológica demanda o estabelecimento de normas técnicas e parâmetros que permitam dimensionar a infra-estrutura de forma a atender as reais necessidades terapêuticas para o maior número possível de casos de câncer (GADELHA, 2002). O Ministério da Saúde vem implementando uma série de ações no sentido de reorganizar e unificar a assistência oncológica prestada pelo SUS. Um exemplo é a portaria GM/MS 3535, que definiu regras para a prestação de serviço de assistência oncológica para o SUS (BRASIL, 1998a). Essa portaria criou os Centros de Alta Complexidade em Oncologia (CACON) que, de acordo com sua infra-estrutura, são classificados em três categorias descritas a seguir:

- CACON I – hospital geral com assistência oncológica estruturada;
- CACON II – hospital geral prioritariamente destinado ao atendimento aos casos de câncer;
- CACON III – hospital geral dedicado exclusivamente ao atendimento aos casos de câncer.

Existem ainda os serviços isolados (clínicas que realizam apenas tratamento de quimioterapia ou de radioterapia) que, para serem credenciados pelo SUS para prestarem serviço de assistência oncológica, necessitam manter convênios formais com um hospital geral de forma a garantir a integralidade da assistência (BRASIL, 1998a).

Conforme MARQUES (2002), uma unidade CACON I com serviço de radioterapia próprio é capaz de oferecer **boa cobertura** a 716 mil habitantes com possibilidade de atender a 1.000 casos novos/ano. Uma unidade CACON I com serviço de radioterapia referenciado oferece **cobertura aceitável** a 716 mil habitantes com possibilidade de atender a 1.000 casos novos/ano. Uma unidade CACON I sem serviço de radioterapia ou um Serviço Isolado (quimioterapia ou radioterapia) oferece **má cobertura** a 358 mil habitantes.

Com base nos parâmetros que definem **boa cobertura**, e considerando a estimativa de 320.055¹ casos novos de câncer para o ano de 2003, o Ministério da Saúde estimava uma necessidade de 320 CACON para oferecer assistência integrada a todos os casos incidentes deste mesmo ano (GADELHA, 2002). Entretanto, no ano de 2002, o SUS contava com 271 unidades de saúde cadastradas sendo que, destas, apenas 83 eram CACON com capacidade de oferecer **boa cobertura** aos casos de câncer. Estes dados constam de um relatório da Coordenação Geral de Sistemas de Alta Complexidade do Ministério da Saúde. Conforme este relatório, as unidades de saúde que prestavam assistência para o SUS em 2002 dividiam-se da forma: CACON I sem radioterapia (92 unidades), CACON I com radioterapia (66 unidades), CACON II (15 unidades), CACON III (2 unidades), Serviços Isolados de Quimioterapia (58 unidades), Serviços Isolados de Radioterapia (29 unidades) e Serviços Isolados de Quimioterapia ou Radioterapia (9 unidades). Este cenário deixa claro que é necessário ampliar a oferta de serviços para a assistência oncológica no SUS. No entanto, uma das questões a serem consideradas é como ampliar a rede de serviço tendo por base a necessidade assistencial de uma dada população, uma vez que a implantação de um CACON deve prever a oferta de serviços para: diagnóstico definitivo e estadiamento do tumor; tratamento dos casos com diagnóstico definitivo (cirurgia, quimioterapia e radioterapia); reabilitação

¹ Nesta estimativa estão sendo desconsiderados 82.155 casos novos de câncer de pele não melanótico, devido à baixa taxa de mortalidade e baixa complexidade de tratamento da doença (GADELHA, 2002).

para os pacientes que alcançaram resultados positivos durante o período de tratamento; e cuidados paliativos para os pacientes que se encontram fora de possibilidade terapêutica antes ou após o término do tratamento (KLIGERMAN, 2000). Assim o dimensionamento de um CACON vai exigir informação suficiente para identificar as reais necessidades dos casos de câncer quanto a cada um dos serviços anteriormente descritos.

Nesse sentido, o Ministério da Saúde vem desenvolvendo ações para prover os gestores do sistema de saúde com dados relativos a: prevenção (Programa Nacional de Controle do Tabagismo e Outros Fatores de Risco do Câncer); detecção precoce (Programa Viva Mulher); e assistência (Registro Hospitalar de Câncer e módulo de oncologia do Sistema de Autorizações dos Procedimentos de Alta Complexidade). Contudo, apesar destes esforços, e do progresso obtido no registro da assistência prestada aos casos de câncer pelo SUS, o dimensionamento de um CACON ainda está restrito ao perfil de necessidade das modalidades terapêuticas de cirurgia oncológica, quimioterapia e radioterapia. Isto ocorre uma vez que são ainda muito limitados os dados disponíveis sobre as características e o histórico da assistência prestada nas etapas de prevenção, reabilitação e palição dos casos de câncer atendidos no SUS.

Objetivo

Nesse sentido, este trabalho tem por objetivo dimensionar a infra-estrutura para o tratamento dos casos de câncer no estado de São Paulo em um CACON, tendo por base o perfil de necessidade dos casos observados nas bases de domínio público do SUS.

O trabalho teve como objetivos específicos a:

- Identificação de um caso de câncer e um caso novo de câncer nas bases de dados de produção ambulatorial e hospitalar do SUS;
- Identificação do perfil de necessidade por modalidades terapêuticas para os casos de câncer registrados nas bases de dados;
- Modelagem da taxa de utilização das modalidades terapêuticas;
- Desenvolvimento de um modelo de simulação para dimensionar a infra-estrutura necessária para os casos novos de câncer tratados no estado de São Paulo.

Capítulo 2 – Revisão da Literatura

A Organização Pan-Americana de Saúde (OPAS) define o planejamento em saúde como sendo: “[...] *previsão para obter a melhor utilização e aproveitamento dos recursos, com o objetivo de conseguir a maior satisfação possível das necessidades de uma determinada população [...]*” (OPAS, 1975 *apud* MAÇADA e BECKER, 1994). Assim, para o alcance deste objetivo é necessário que os gestores de saúde disponham de informação e de instrumentos que apóiem na escolha das soluções mais adequada para a realidade que se deseja planejar.

A Pesquisa Operacional (PO) é uma ciência aplicada de origem multidisciplinar (matemática, estatística, administração, economia etc.) e visa a construção de modelos que possibilitem testar diferentes estratégias (SHAMBLIM e STEVENS JR, 1989). Por meio dos modelos de PO, os gestores de saúde têm a possibilidade de testar diferentes políticas de ação e escolher aquela que leve a uma melhor solução (KWAK et al., 1984).

Os modelos de PO podem ser utilizados para os mais variados objetivos (otimização, previsão, simulação etc) tendo, por isso, características próprias (RAUNER e VISSERS, 2003). Dessa forma, dependendo do problema que se deseja analisar, alguns modelos de PO serão mais adequados do que outros para a busca de uma solução. Assim, este capítulo tem por finalidade apresentar os principais modelos de PO utilizados no planejamento de ações em saúde e, também, exemplos de situações para os quais cada um dos modelos melhor se enquadra.

2.1. Análise de Decisão

A Análise de Decisão fornece uma metodologia racional de decisão em condições que envolvam a escolha de alguma alternativa (BEKMAN e COSTA NETO, 2000). As técnicas mais utilizadas para representar um problema na análise de decisão são a matriz de resultados e a árvore de decisão, usadas para problemas que apresentam eventos mutuamente exclusivos, e o enfoque multicritério, utilizado para solução de

problemas em que os eventos podem ocorrer de forma simultânea (GOMES et al., 2002).

A matriz de resultados nada mais é do que uma tabela que contém nas linhas as i -ésimas soluções (estratégias) que podem ser adotadas e nas colunas os j -ésimos possíveis eventos (estados da natureza) que podem ocorrer ao longo do processo decisório. Para cada evento “ j ” são associadas probabilidades de ocorrência p_j , enquanto que para cada componente da tabela é associado um valor x_{ij} , que representa o custo ou a utilidade da escolha de uma determinada estratégia “ i ” dado que o evento “ j ” venha a ocorrer. A melhor estratégia é aquela que minimiza o custo ou maximiza a utilidade da escolha (SERRA COSTA, 1977). A matriz de resultados foi utilizada por GRIMES et al. (1974) para determinar qual a melhor estratégia para o incremento do número de leitos hospitalares no estado do Texas (EUA) entre os anos de 1974 a 1980.

A árvore de decisão permite representar graficamente problemas nos quais uma decisão implica em uma seqüência de novas decisões (WEINSTEIN e FINEBERG, 1980). Para cada nova seqüência podem ser associados valores de probabilidades, de custo ou de utilidade. KASSIRER (1976) utilizou a árvore de decisão para verificar qual estratégia adotar no caso de uma paciente com suspeita de abscessos subfrênicos. A decisão de operar ou não a paciente acarretaria em novas decisões que afetariam o estado de saúde físico e psicológico da paciente. PAYNE et al. (2003) utilizou a árvore de decisão para avaliar, a pedido do governo da Inglaterra, qual política de distribuição de medicamentos a pacientes com doença de Alzheimer apresentava a melhor relação de custo-efetividade.

Por último, o enfoque multicritério, que é adequado para modelar cenários cuja decisão ocorre em ambientes em que há conflitos de interesse ou os eventos não são mutuamente exclusivos. Essa técnica visa o fornecimento para o agente de decisão um elenco de recomendações de ações ou cursos de ações que são ponderadas de forma a determinar a utilidade de cada alternativa. Trabalhos realizados por WINSON e GIBBERD (1990), GENNIP et al. (1997), NOBRE et al. (1999) e KWAK e LEE (2002), são exemplos do uso do enfoque multicritério como instrumento de apoio ao planejamento de ações em saúde.

2.2. Programação Matemática

A Programação Matemática é adequada para representar sistemas nos quais a decisão ocorre em condições de certeza. Nesse caso, os agentes decisórios conhecem previamente o resultado final de uma ação, e o problema passa a ser encontrar a melhor estratégia de ação. As técnicas mais utilizadas para solucionar problemas com essa característica são: Programação Linear (PL), Programação Inteira (PI), Modelos de Localização, Análise Envoltória de Dados (DEA – *Data Envelopment Analysis*) e a Programação Dinâmica, ou não Linear (PNL). A lógica de todos esses métodos consiste em estabelecer um conjunto de equações matemáticas de modo a representar o funcionamento de um determinado sistema. Uma dessas equações representa o objetivo do sistema, que geralmente está associado ao lucro ou custo de operação do sistema. As demais funções representam restrições ou limitações operacionais. A melhor estratégia de ação é aquela que maximiza ou minimiza o valor da função objetivo, conforme o caso.

Um problema abordado por Programação Linear (PL) considera que as diversas funções que representam um sistema (função objetivo e restrições) podem ser formuladas como uma soma de fatores. Considera-se também que o domínio da função objetivo pertence ao conjunto dos números reais. MODI (1970) utilizou a técnica de PL para determinar o número de procedimentos médico-hospitalares que deveriam ser programados para atender a uma determinada demanda no planejamento de um programa de saúde do trabalhador. GEORGE et al. (1983) modelaram o ambiente de um hospital geral de baixa complexidade para determinar o número máximo de pacientes e, também, o tempo de internação desses pacientes de modo a minimizar a espera por um leito hospitalar. PORTELA (1988) desenvolveu um modelo de alocação de recursos humanos e tecnológicos na área de saúde perinatal baseado em um modelo de PL. O modelo tinha por objetivo minimizar a mortalidade neonatal evitável de uma determinada região considerando, para tal, restrições orçamentárias, perfil epidemiológico da região em estudo, características sócio-econômico-culturais da população e outras imposições políticas. GÊNOVA et al. (2001) utilizaram a Programação Linear para representar a produção de quimioterapia do município de Belo Horizonte, MG, de modo que a produção das unidades locais de saúde fosse máxima e o gasto decorrente dessa produção mínimo.

A Programação Inteira (PI) é um caso especial de Programação Linear, diferindo apenas no domínio da função objetivo, que pertence ao conjunto dos números inteiros. Exemplos de aplicações utilizando programação inteira são apresentados por MILLER et al. (1976), que utilizaram a técnica para determinar o número mínimo de enfermeiras em uma equipe médica de modo que a satisfação dos pacientes com o atendimento fosse máxima, e por STINNETT e PALTIEL (1996), que utilizaram a Programação Inteira para definir quais ações maximizava a efetividade e, simultaneamente, minimizava os custos de implantação de um determinado programa de saúde.

Os Modelos de Localização utilizam a lógica da Programação Linear de forma a encontrar a melhor solução para a localização de determinadas facilidades (fábricas, depósitos, escolas, postos de saúde, etc) de acordo com o perfil dos clientes que podem ser servidos (unidades de venda, estudantes, usuários do posto de saúde, etc). Nesse tipo de abordagem as facilidades são pré-determinadas e o objetivo é o de maximizar a satisfação do cliente em detrimento do custo do alcance de tal objetivo (DREZNER, 1995 apud ROSÁRIO et al., 2001). Os Modelos de Localização foram utilizados por MAÇADA e BECKER (1994) para determinar os locais onde deveriam ser construídos postos de atenção primária no município de São Lourenço, RS, de forma a minimizar o custo de transporte da clientela. SEAGALL (1998) também utilizou os Modelos de Localização para determinar onde deveriam ser construídas unidades de atendimento de emergência nas áreas sujeitas a ataques ou ocupação militar em campos de combate norte-americanos. GALVÃO et al. (1999) apresentaram como Modelos de Localização hierárquicos em quatro níveis poderiam ser aplicados na determinação do local de instalação dos serviços de assistência materna e perinatal no município do Rio de Janeiro, RJ. Os modelos apresentados tinham por finalidade minimizar o custo médio dos serviços e, também, a mortalidade neonatal na região. ROSÁRIO et al. (2001) utilizaram os Modelos de Localização para determinar os locais onde deveriam ser construídos novos postos de atendimento ininterrupto de saúde (24 horas) na região metropolitana de Curitiba, PR, de forma a minimizar a distância média de deslocamento dos usuários desde suas residências até a unidade de saúde mais próxima.

A Programação Linear também pode ser utilizada sempre em que houver interesse em avaliar a produtividade de um conjunto de unidades que operam sob as mesmas condições. Nesse caso, a técnica recebe o nome de Análise Envoltória de

Dados (do inglês *Data Envelopment Analysis* – DEA) e consiste em estipular uma fronteira de eficiência a partir de um conjunto de dados observados. As unidades observadas são classificadas em eficientes, quando se encontram no limiar da fronteira, e ineficientes, quando se encontram abaixo da linha da fronteira. As unidades ineficientes recebem uma medida de eficiência relativa permitindo, dessa forma, determinar o que deve ser alterado em termos de insumos e de produção efetiva para que as unidades se tornem eficientes. Exemplos de trabalhos utilizando DEA no setor de saúde são os apresentados por SANT’ANNA e OLIVEIRA (2002), para medir o desempenho dos serviços odontológicos da marinha do Brasil, e por WOLFF et al. (2002), que utilizaram a técnica para comparar unidades de saúde no estado do Mato Grosso, MT.

Apesar de amplamente utilizada, a Programação Linear não é adequada para modelar sistemas não-lineares ou com restrições operacionais estocásticas. Problemas com essas características são tratados de forma mais adequada por meio da Programação Dinâmica, cuja lógica consiste em representar um sistema como uma seqüência de decisões que influenciam decisões futuras. A solução desse sistema consiste em interligar seqüências otimizadas com não otimizadas, até encontrar o mínimo ou máximo da função objetivo. NICHOLS e WEINSTEIN (1978) utilizaram a técnica de Programação Dinâmica para decidir qual conjunto de estratégias apresentava os melhores resultados em um programa de detecção e tratamento da hipertensão arterial. KENDALL e LEE (1980) utilizaram a Programação Dinâmica para determinar a melhor estratégia para distribuição de sangue humano entre os bancos de sangue localizados em diferentes estados norte-americanos (Nebraska, Iowa, Kansas e South Dakota). O objetivo do modelo desenvolvido era atender a demanda por sangue humano dessas regiões com um custo mínimo de transporte. CHU e CHU (2000) apresentaram como um modelo de Programação Dinâmica, associado a outras técnicas (modelo de localização, séries temporais, análise de agrupamento etc.), poderia ser útil ao governo de Hong-Kong na determinação tanto dos locais em que deveriam ser instaladas unidades de serviço de saúde como, também, dos tipos de serviços que essas unidades deveriam ofertar a população até o ano de 2006.

2.3. Modelos de Redes, Modelos de Estoque e Modelos Markovianos

A avaliação e o controle de um sistema de saúde considera, além de questões estratégicas, questões operacionais do sistema, tais como: custo e tempo de tratamento de um grupo de pacientes; definição da quantidade de produtos ou de serviços de saúde que devem ser ofertados para a cobertura de uma dada população; análise das chances de um paciente demandar o mesmo tipo de produto ou serviço mais de uma vez etc. Os Modelos de Redes, de Estoque e Markovianos, podem auxiliar no gerenciamento de questões como essas.

Um Modelo de Rede constitui-se de um diagrama composto por atividades (nós) que são interligadas umas as outras por setas que representam a direção do fluxo de uma atividade para outra. Duas das técnicas mais comuns de Redes são o PERT (*Program Evaluation and Review Technique*) e o CPM (*Critical Path Model*). Por meio do PERT é possível avaliar a probabilidade de uma determinada atividade durar mais ou menos que um período de tempo pré-determinado. Quanto ao CPM, este permite avaliar a quantidade de recursos que devem ser empregados em uma atividade para que o tempo de execução seja o mínimo possível. O conjunto de atividades que podem ser otimizadas pelo PERT/CPM é chamado de caminho crítico. Exemplos de trabalhos que utilizam a abordagem PERT/CPM na melhoria de serviços de saúde são apresentados por GOLDMEIER e ALEXANDER (1975) e por MCKEOWN et al. (1970). Em ambos os trabalhos, o interesse dos pesquisadores consistia em otimizar o fluxo dos pacientes dentro de um ambiente hospitalar.

Os Modelos de Estoque fornecem uma metodologia que permite equacionar o custo de provisão, ou de operação de um determinado serviço, com a necessidade de manter quantidades mínimas de produtos e serviços armazenados (FIGUEIREDO e NETTO, 2001). Prestadores de serviço (hospitais, postos de saúde etc.) devem manter estoques de toda sorte de material (bolsas de sangue, medicamentos, agulhas e seringas, médicos de plantão etc.) a fim de garantir o funcionamento ininterrupto da produção. Diversas são as razões para se pensar em um estoque no planejamento de um serviço de saúde, mas em geral, os principais motivos são a segurança e a antecipação para épocas ou situações especiais. JENNINGS (1973) utilizou os modelos de estoque e de simulação para estudar a política de redistribuição de sangue na região de Boston (EUA), de modo que as unidades com menor probabilidade de uso do sangue viessem a

fornecer produto para as unidades que apresentassem maior probabilidade de uso com o menor custo possível.

Os Modelos Markovianos descrevem problemas cuja previsão de uma situação futura depende somente do resultado de uma ação realizada no presente. DUCAN e NORWICH (1973) utilizaram um modelo markoviano para verificar como o treinamento para o uso adequado de um equipamento influenciava na política de manutenção do hospital desse mesmo equipamento.

2.4. Modelos de Fila

Os modelos de filas permitem estudar o padrão de chegada e de atendimento dos clientes a um determinado serviço. Em um problema clássico de filas podem ser identificados cinco parâmetros que são: tempo entre as chegadas sucessivas dos clientes à unidade de serviço (modelo de chegada); tempo de duração do serviço (modelo de serviço); número de canais de atendimento disponíveis para realização do serviço; número máximo de clientes que podem ser atendidos (capacidade do sistema) e ordem de atendimento dos clientes (disciplina de atendimento), que pode ser do tipo FIFO (*first in first out*), o primeiro a chegar é o primeiro a sair, LIFO (*last in first out*), o primeiro a chegar é o último a sair, ou SIRO (*service in random order*), o serviço é realizado em ordem aleatória (SHAMBLIN e STEVENS, 1989). Os modelos de filas podem auxiliar o gestor do sistema a decidir, por exemplo, o número de canais de atendimentos (leitos hospitalares ou profissionais de serviço) necessários para reduzir o tempo de espera dos pacientes sem aumentar demasiadamente o custo do serviço. Para a implementação dessa decisão é necessário considerar parâmetros como: o número médio de pacientes que aguardam para serem atendidos, o número médio de pacientes que são atendidos em um determinado serviço, o tempo médio de espera dos pacientes para realização do serviço etc.

Os Modelos de Fila foram utilizados por GUPTA et al. (1971) para determinar o número mínimo de profissionais que deveriam ser designados para realizar o transporte de pacientes e de material em um determinado hospital. Os autores estimaram, no próprio ambiente hospitalar, os seguintes parâmetros: tempo entre cada solicitação de serviço (modelo de chegada), tempo para realização de cada serviço solicitado (modelo de serviço), número de profissionais envolvidos com a realização do serviço solicitado

(canais de atendimento). Os autores verificaram que a realização dos serviços solicitados no hospital apresentava uma disciplina FIFO. Após análise dos resultados, verificou-se que era necessário haver uma redistribuição das responsabilidades e das tarefas entre os atendentes, pois o quadro de funcionários do hospital mostrava-se suficiente para atender, com folga, a demanda de serviços de transporte.

KELLER e LAUGHUNN (1973) utilizaram os modelos de filas para determinar a política de atendimento aos pacientes que chegavam ao setor de filantropia de um hospital universitário. Esses autores analisaram a fila de pacientes pelo ponto de vista econômico que envolve: o custo do serviço (honorários dos clínicos, manutenção do hospital, etc) e o custo de espera, que por muitas vezes é de difícil mensuração, uma vez que envolve questões subjetivas como, por exemplo, a quantificação do quanto o paciente estaria ganhando caso não estivesse esperando na fila, ou o quanto o médico estaria ganhando caso estivesse atendendo em outros setores do hospital. Por meio do modelo de filas os autores verificaram que aumentar o número de médicos no setor de filantropia do hospital não seria suficiente para reduzir o custo de espera associado aos pacientes, uma vez que os componentes deste custo (transporte, perda de um dia de trabalho e outros) não podem ser controlados pelo hospital. Uma possibilidade de redução do custo de espera do paciente seria estar transferindo os postos de atendimento do hospital para locais mais próximos à moradia ou ao trabalho dos pacientes.

MCCLAIN (1976) apresenta como um modelo de fila, associado com a análise de séries temporais e a simulação, poderia útil na previsão do número de leitos que deveriam estar disponíveis para o atendimento dos pacientes que chegavam ao hospital. O autor discute as limitações dos modelos de filas que não permitem, por exemplo, tratarem em um único modelo às particularidades dos diferentes setores do hospital. Como solução, o autor sugere representar cada setor do hospital por um modelo particular de fila e depois combiná-los em um único modelo utilizando a simulação. O modelo de simulação tinha como função ponderar os diferentes modelos de fila pela taxa de utilização dos leitos hospitalares de cada um dos setores do hospital. A utilização dos leitos hospitalares foi classificada como baixa, média e alta, por meio da análise das séries temporais de internação do hospital.

2.5. Modelos de Simulação

Os modelos de simulação são preferidos para representar sistemas cuja estrutura não é totalmente conhecida, apresentem alterações ao longo do tempo e sejam de difícil representação matemática. Um modelo de simulação permite a obtenção de informação estatística a respeito das alterações provocadas por alguma intervenção no sistema sob investigação. Para representar o padrão de funcionamento de um sistema ao longo do tempo são utilizados modelos probabilísticos, cujos parâmetros são estimados a partir do próprio conjunto de dados que compõem o sistema. Na ausência de dados para a obtenção das estimativas necessárias, uma solução é recorrer a opinião de especialistas (FISHMAN, 2001).

MCDONALD et al. (1967) propuseram o uso de um modelo de simulação para analisar diferentes políticas para o controle da malária na Nigéria. Como entradas do sistema (*inputs*) os autores consideraram o perfil de infestação do mosquito (quantidade de mosquitos em períodos diferentes do ano, tempo de vida do mosquito etc.), o perfil sócio-demográfico da população (tamanho da população, classe social etc.) e o perfil epidemiológico da doença (número de pessoas que tiveram contato com o mosquito, taxa de incidência da doença na população etc.). A partir desses perfis, foram realizados vários experimentos (simulações) que tinham por objetivo determinar qual a época do ano que a aplicação de um determinado inseticida mostrava-se mais eficiente. Para tal, foram avaliados uma série de parâmetros da população investigada, tais como: média de pessoas picadas em um dia, proporção de mosquitos que sobrevivem mais de um dia, proporção de pessoas infectadas etc.

UYENO (1976) desenvolveu um modelo de simulação que, de acordo com o estado de saúde do paciente no primeiro atendimento, determinava o tipo profissional de saúde mais adequado para aferir o peso e a altura do paciente e, além disso, realizar exames físicos. O estudo concluiu que a realização dos exames físicos e a aferição do peso e da altura pelas enfermeiras pediátricas reduziam o tempo de consulta com o pediatra e aumentava a capacidade geral de atendimento da clínica.

CARLOSON et al. (1979) utilizaram a simulação para avaliar como a experiência profissional dos membros de uma equipe médica impactava no tempo de permanência dos pacientes em um hospital. O modelo simulava intervenções junto aos

pacientes por médicos de diferentes especialidades e experiência profissional. Os autores estavam interessados em avaliar como uma intervenção realizada por um determinado médico impactava na necessidade de intervenções futuras. Após inúmeros experimentos, os pesquisadores verificaram que pacientes, cujas primeiras intervenções fossem realizadas por clínicos gerais com boa experiência profissional, demandavam menos intervenções futuras com médicos especialistas.

MONROE (1980) utilizou o modelo de simulação para representar e avaliar o serviço de emergência do hospital universitário de Madison, Wisconsin (EUA). O modelo reproduzia a seqüência lógica de realização de um serviço de emergência no hospital. Cada etapa do serviço (determinação do local de chamada de uma emergência, determinação do tipo de serviço solicitado, tempo necessário para o atendimento etc.) foi representada por uma distribuição de probabilidades. Os autores verificaram as alterações nos parâmetros de avaliação do modelo (tempo de resposta a um chamado, tempo de atendimento do chamado, distância percorrida para atender ao chamado etc.) após a realização de determinadas ações. O modelo de simulação permitiu calcular, em termos de taxa de ocupação e tempo de atendimento, o impacto causado pelo aumento da taxa de recebimento de pacientes num curto espaço de tempo.

DAVIES (1994) utilizou um modelo de simulação para estimar a quantidade de recursos que deveriam ser destinados a um hospital de Londres para que houvesse um aumento na capacidade de atendimento da unidade de tratamento coronariano desse hospital. Por meio do modelo os autores confirmaram que o hospital apresentava número insuficiente de leitos e de profissionais de saúde para atender um eventual aumento de demanda. Entretanto, o investimento na ampliação da capacidade de atendimento do hospital apresentava uma relação custo-benefício favorável, uma vez que o número de novos pacientes no hospital compensaria o capital investido.

GROOTHUIS et al. (2000) utilizaram um modelo de simulação para determinar a política de agendamento do uso da sala de cateterismo de um serviço de saúde. As propostas testadas foram: a realização dos procedimentos de cateterismos até uma determinada hora ou o estabelecimento de um número máximo de cateterismos que poderiam ser realizados em um determinado dia. O modelo de simulação verificou que a primeira proposta apresentava a melhor relação para o custo de utilização da sala.

CALÔBA et al. (2002) utilizaram um modelo de simulação para representar o funcionamento de uma maternidade pública do município do Rio de Janeiro, RJ. Como principais resultados, os autores destacam: redução no tempo de espera de um paciente em até 12 horas, caso fosse construída uma nova sala de cirurgia; redução na fila de espera por uma cesariana, caso houvesse uma sala exclusiva para este procedimento; e suficiência de berços e de anestesistas para o atendimento da demanda do hospital.

OLIVEIRA e TOSCANO (2003) apresentaram como um modelo de simulação poderia ser utilizado para localizar pontos críticos na estrutura de atendimento no setor de emergência de um hospital público no Rio de Janeiro, RJ. Esses autores discutem os resultados e mostraram como esses pontos críticos interferiam na qualidade da assistência prestada.

Como visto, a Pesquisa Operacional oferece inúmeras ferramentas que permitem tratar os mais diferentes problemas de saúde. A escolha da ferramenta mais adequada irá depender do tipo de problema que se deseja modelar e, também, da habilidade e experiência do pesquisador em manipular a ferramenta selecionada (LAEGERGREN, 1998). Contudo, a OMS (WHO, 1979) e muitos pesquisadores envolvidos com a questão do planejamento em saúde (LAGERGREN, 1998, PIDD, 1998, BORBA e RODRIGUES, 1998a e 1998b) concordam que a simulação é, dentre todas as ferramentas de PO, a que melhor se adapta ao planejamento de ações em saúde, devido à possibilidade de representar problemas cuja complexidade inviabiliza a construção de modelos analíticos.

Capítulo 3 – Bases Teóricas

A etapa inicial para a solução de um problema por meio da simulação é o conhecimento das implicações diretas e indiretas que uma intervenção causa no sistema que está sob investigação (SOARES, 1992). A partir deste conhecimento, o analista deve ser capaz de descrever as relações existentes entre os diversos componentes do sistema, propor simplificações nestas relações (modelo do sistema) e, só então, desenvolver técnicas e procedimentos que permitam simular essas relações na busca de uma solução para o problema em questão.

Este capítulo tem por finalidade apresentar os principais conceitos envolvidos nas etapas de construção de um modelo de simulação.

3.1. Sistemas

A definição mais utilizada para sistemas é a de que este é um conjunto de elementos inter-relacionados que interagem para desempenhar alguma função ou alcançar algum objetivo. Por essa definição, inúmeros exemplos de sistemas podem ser citados: um sistema econômico – que tem por função manter os recursos da economia em circulação; um sistema solar – que tem por finalidade manter a órbita dos planetas; um sistema computacional – que tenha por objetivo atender a uma determinada necessidade de processamento de dados; etc (OLIVEIRA, 2002).

Os sistemas podem ser classificados como inorgânicos (mecânicos), quando o padrão de distribuição dos elementos é determinístico e não se altera ao longo do tempo, ou orgânicos (dinâmicos), quando o padrão de distribuição dos elementos é probabilístico podendo, ou não, alterar-se ao longo do tempo. De um modo geral, os sistemas irão se enquadrar numa escala híbrida entre sistemas orgânicos e inorgânicos (OLIVEIRA, 2002).

Em uma análise de sistema, também são observados: sua estrutura (organização dos componentes dentro do sistema); sua dinâmica (interação dos componentes do sistema uns com os outros); e sua ecologia (interação dos componentes do sistema com

o ambiente no qual este se insere). Os diferentes componentes de um sistema são denominados por atributos ou variáveis. Os atributos podem ser de entrada (*inputs*) ou de saída (*outputs*). Atributos de entrada são os fatores pertencentes ao meio externo que afetam o funcionamento do sistema. Atributos de saída são as respostas do sistema (produto final) que afetam o funcionamento do meio externo (BRAGA, 1984).

Os sistemas também são observados quanto ao seu regime de funcionamento, que pode ser do tipo: estacionário, quando as distribuições de probabilidade associadas aos atributos não se alteram ao longo do tempo; ou transitório, quando as distribuições de probabilidade alteram-se ao longo do tempo. Os sistemas estacionários são ditos estáveis quando este retorna ao seu estado original de funcionamento após receber alguma perturbação externa (BRAGA, 1984).

3.2. Modelos

A definição de modelo utilizada neste trabalho é a apresentada por PIDD (1998), que considera:

“[...] um modelo como uma representação externa e explícita de parte de uma determinada realidade vista pela pessoa que deseja usar aquele modelo para entender, mudar, gerenciar e controlar parte daquela realidade”.

BRAGA (1984) ainda acrescenta que:

“[...] os modelos existem porque a realidade que ele substitui é, via de regra, de alguma forma intratável. [...] uma carta geográfica ou mapa, é um bom exemplo [...], pois nenhuma carta geográfica é uma réplica perfeita da geografia real, mesmo porque, se fosse, terminaria tão intratável quanto ela”.

Sendo assim, um modelo é uma representação simplificada de um sistema que se deseja observar, tornando-se uma importante ferramenta de experimentação, que é à base do método científico. Aos modelos não se aplicam conceitos de certo ou errado. O que se verifica é a sua utilidade e adequação em tratar um determinado problema. A adequação e utilidade de um modelo são verificadas pela comparação entre os resultados observados no sistema real com os resultados obtidos por meio do processo

de modelagem (BRAGA, 1984). Dessa forma, todos os modelos são, via de regra, errados.

De um modo geral, os modelos são classificados de acordo com sua:

- a. **Forma de apresentação**, que pode ser *Icônica* – quando utiliza objetos (maquetes) ou figuras (fotografias, desenhos, mapas ou diagramas) para representar as partes do sistema real; *Analógica* – quando utiliza sistemas de outra natureza, porém fáceis de manipular, que guardem analogia com o sistema real em estudo (circuitos elétricos para representar sistemas hidráulicos ou fluxo de veículos; um grupo de atores para representar um fato envolvendo pessoas reais); e *Simbólica* – quando utiliza símbolos (variáveis e operadores simbólicos; sentenças lógico-matemáticas) para descrever o sistema, tais como: modelos matemáticos, algoritmos, programas de computador etc.
- b. **Finalidade**, que pode ser *Conceitual* – quando o modelo pretende explicitar as variáveis relevantes e relações sistêmicas; *Explicativa* – quando o modelo pretende “explicar” o funcionamento do sistema; e *Descritiva* – quando o modelo pretende apenas descrever o funcionamento do sistema sem, porém, explicá-lo, já que não se pode interferir no seu comportamento.
- c. **Dinâmica de funcionamento**, que determina se um modelo é *contínuo* (o estado de um determinado atributo pode ser determinado em qualquer instante de tempo dentro de um intervalo Δt) ou *discreto* (o estado de um determinado atributo só pode ser conhecido em determinados espaços de tempo dentro do intervalo Δt). A dinâmica do modelo também especifica se este é *determinístico* (a seqüência de ocorrência de um evento no intervalo Δt é conhecida) ou *estocástico* (a seqüência de ocorrência de um evento no intervalo Δt é desconhecida).

3.3. Simulação

Os modelos de simulação são adequados para o estudo de sistemas cujo comportamento seja dinâmico, haja interação entre as variáveis e o custo de modelagem inviabilize a aplicação de modelos analíticos. Um sistema é dito dinâmico quando as características dos componentes que o compõe alteram-se ao longo do tempo por fatores incontrolláveis, porém passíveis de tratamento estatístico. A interatividade é observada quando alterações em alguns dos componentes afetam o funcionamento do sistema como um todo. A modelagem de um sistema muito complexo (número grande de variáveis, relação entre as variáveis é não-linear etc.) apresenta custo de modelagem muito alto ou mesmo inviável (PIDD, 1998).

Os modelos de simulação permitem a incorporação de novos componentes a qualquer tempo. Isso ocorrer em função de não ser necessário enquadrar o problema em questão a um determinado molde para encontrar a solução. Assim, em lugar de soluções exatas para “problemas aproximados”, tem-se soluções aproximadas para “problemas mais reais”. Dessa forma, um modelo de simulação permite avaliar o efeito que possíveis mudanças nos cenários (responder questões do tipo “*what... if?*”) causariam no sistema como um todo. Também é possível, por meio de um modelo de simulação, analisar sistemas cuja estrutura não esteja completamente detalhada, devido ao conhecimento parcial do problema (atributos e inter-relações). Um outro ponto a favor ao uso da simulação é possibilidade de representar um sistema sem a necessidade de utilizar um conjunto de complicadas equações matemáticas (SALIBY, 1989).

Entre as principais desvantagens de um modelo de simulação destaca-se a impossibilidade de otimizar o comportamento de um sistema. Isso ocorre em função da incapacidade de um modelo de simulação apresentar alternativas de ação, uma vez que só é capaz de testar alternativas sugeridas e programadas. Outra desvantagem é quanto aos resultados (estimativas dos parâmetros que se desejam observar), que são sempre variáveis aleatórias. Isso ocorre em função desses resultados serem obtidos após inúmeras “rodadas” do modelo, na qual cada “rodada” irá fornecer um resultado diferente. Essas inúmeras rodadas devem ser analisadas estatisticamente (obtenção de um intervalo de confiança, análise do erro padrão e vies de estimativa etc.) para se obter um resultado “final” (SALIBY, 1989).

A construção de um modelo de simulação envolve um ciclo de atividades que envolvem a descrição do sistema, a definição das regras do modelo e a geração de observações por algum mecanismo específico.

3.3.1. Descrição do sistema

O primeiro passo em um estudo de simulação é a descrição do sistema sob investigação por um modelo (SALIBY, 1989). Essa descrição visa permitir a realização de experimentos. Para tanto, é necessário que o analista esteja familiarizado com a realidade operacional do sistema e com os objetivos do estudo, de forma que as principais rotinas e procedimentos que compõem o sistema sejam considerados pelo modelo de simulação (HILLIER e LIEBERMAN, 1986). O fluxograma é o principal instrumento utilizado para a descrição de um sistema, uma vez que permite representar, de forma isolada, cada componente do sistema e, também, os relacionamentos entre esses componentes. A partir do fluxograma do sistema o analista torna-se capaz de definir uma regra de formação específica para cada componente e observar qual seria o resultado final de um experimento.

3.3.2. Definição das regras do modelo

A segunda etapa na construção de um modelo de simulação é a definição das regras de formação dos componentes. De uma forma geral, essas regras de relacionamentos são representadas por modelos probabilísticos, que tem por função representar às alterações ocorridas no sistema ao longo do tempo (HILLIER e LIEBERMAN, 1986).

No modelo de simulação as distribuições de probabilidade são classificadas como sendo empíricas ou teóricas. As distribuições empíricas, ou tabulares, são aquelas que permitem representar exatamente as frequências observadas em determinado conjunto de dados. As distribuições empíricas encontram-se limitadas apenas aos valores observados podendo, inclusive, conter certas irregularidades devido ao processo de amostragem (FISHMAN, 2001).

As distribuições teóricas são aquelas representadas por algum modelo de probabilidade (Normal, Poisson etc) e permitem a representação de eventos passíveis de realização, mesmo que não tenham sido observados no conjunto de dados. Por esse motivo, as distribuições teóricas sempre devem ser privilegiadas em um modelo de simulação (FISHMAN, 2001).

A seleção da distribuição teórica mais adequada pode ser realizada por meio de análises gráficas (comparação do histograma dos dados observados com alguma função teórica), considerações teóricas (determinados processos são tradicionalmente descritos por alguma distribuição de probabilidade) ou testes de aderência, como por exemplo, o de Qui-quadrado ou o de Kolmogorov-Smirnov (SIEGEL, 1975, MURTEIRA, 1990, TRIOLA, 1999 e FISHMAN, 2001). No entanto, determinadas irregularidades no conjunto de dados considerado (múltiplas modas, heterogeneidade, assimetria etc) podem ocasionar em um ajuste inadequado de um modelo clássico probabilidade, o que prejudica a realização de inferências a partir dos resultados obtidos no modelo de simulação (ANDRADÓTTIR e BIER, 2000). Os Modelos de Mistura Finita de Distribuições de Probabilidade ou, simplesmente, Modelos de Mistura (*Mixture Model*) apresentam-se como uma alternativa de ajuste de uma curva teórica de probabilidade para dados que apresentam algum tipo de irregularidade que inviabilize o uso das distribuições clássicas de probabilidade (BÖHNING e SEIDEL, 2002).

a. Os Modelos de Mistura

Para o ajuste de um Modelo de Mistura é necessário fazer algumas suposições. A primeira diz respeito a distribuição da variável que se deseja modelar, que deve ser resultado de uma combinação linear de g distribuições de probabilidade pertencentes, de preferência, à mesma família. A segunda suposição realizada para o ajuste de um modelo de mistura diz respeito às irregularidades do conjunto de dados, que devem ser decorrentes somente de alterações nos parâmetros das distribuições consideradas não havendo nenhum tipo de outro motivo (SUSKO, 2002 e BÖHNING e SEIDEL, 2003).

Assim, a função analítica de um modelo de mistura pode ser representada da seguinte forma:

$$f(X; \Theta) = \sum_{j=1}^g \mathbf{p}_j f_j(x_i; \mathbf{q}_j), \text{ onde:}$$

- $f(X; \Theta)$ representa a função de distribuição de probabilidade resultante da mistura do conjunto de distribuições de probabilidade utilizadas para descreverem o padrão de distribuição de um determinado conjunto de dados (x_1, x_2, \dots, x_n) ;
- g representa a quantidade de partições (componentes) existentes no conjunto de dados;
- \mathbf{p}_j representa a proporção de elementos do conjunto de dados que pertencem a cada uma das j -ésimas partições existentes;
- $f_j(x_i; \mathbf{q}_j)$ representa a função de distribuição de probabilidade associada a cada uma das j -ésimas partições;
- \mathbf{q}_j representa o conjunto de parâmetros a serem estimados a partir dos dados observados (x_1, x_2, \dots, x_n) para as j -ésimas distribuições de probabilidade existentes;

As funções $f_j(x_i; \mathbf{q}_j)$ de um Modelo de Mistura são denominadas por *componentes do modelo* enquanto que os pesos (\mathbf{p}_j) por *componentes de mistura*. Os componentes de mistura (\mathbf{p}_j) apresentam restrições de não-negatividade $(0 < \mathbf{p}_j < 1)$ e de convergência $\left(\sum_{j=1}^g \mathbf{p}_j = 1 \right)$. Dessa forma, garante-se que $f(X; \Theta)$ atenda aos principais axiomas do cálculo das probabilidades (FIGUEIREDO et al., 1999).

As principais etapas relacionadas ao ajuste de um Modelo de Mistura são a seleção da função $f_j(x_i; \mathbf{q}_j)$, que descreve o padrão de distribuição do conjunto de dados observados, e a determinação da quantidade de componentes do modelo (ROBERT, 1996).

b. Seleção da função que descreve o padrão de distribuição dos dados

A seleção de $f_j(x_i; \mathbf{q}_j)$ pode ser realizada com auxílio de algum critério teórico, uma vez que determinados fenômenos são tradicionalmente descritos por determinadas distribuições, ou então, por tentativa e erro. Após o ajuste do modelo, verifica-se a adequabilidade de $f_j(x_i; \mathbf{q}_j)$ ao conjunto de dados observados (ROBERT, 1996).

Teoricamente, qualquer distribuição de probabilidade pode ser utilizada para o ajuste de um Modelo de Mistura. No entanto, o que se observa é uma preferência pelos modelos que utilizam a distribuição Normal (média e variância conhecidas, média conhecida e variância desconhecida, média desconhecida e variância conhecida e média e variância desconhecidas), Poisson, Binomial, Binomial Negativa (superdispersão dos dados) e da família Gama (exponencial, gama, gama inversa, qui-quadrado etc). Essas distribuições pertencem à chamada família exponencial, tendo por isso toda uma teoria já consolidada. As distribuições da família exponencial apresentam um tratamento matemático menos complexo e fornecem uma classe de estimadores suficientes para os seus respectivos parâmetros (ROBERT, 1996, BÖHNING e SEIDEL, 2003 e YANG et al., 1999).

Definido o modelo probabilístico que irá representar o padrão de distribuição dos dados, o próximo passo, é a obtenção de estimativas para os parâmetros \mathbf{p}_j (componentes de mistura) e \mathbf{q}_j (parâmetros das distribuições associadas a cada componente). Os métodos *Estimation-Maximization* (E-M) e o *Bayesiano* são os mais utilizados para este fim. Ambos os métodos apresentam vantagens e desvantagens relacionadas tanto com a complexidade computacional de implementação quanto com a qualidade das estimativas (YANG et al., 1999). A seguir, são apresentadas a forma de implementação e as principais vantagens e desvantagens existentes para cada um dos dois métodos.

– *Estimação pelo método Estimation-Maximization*

O método *Estimation-Maximization* (E-M) é na realidade um algoritmo iterativo de obtenção de estimativas a partir da distribuição de um conjunto de dados. Esse método é utilizado quando as condições de convergência dos métodos tradicionais de estimação, que utilizam a função de verossimilhança dos dados, não são atendidas (ZHANG et al., 2004). Para os Modelos de Mistura a condição de convergência não atendida é o fato da função de máxima verossimilhança ser do tipo não-decrescente (WANG et al., 2004). Em sua forma geral, o algoritmo E-M considera duas etapas para a obtenção das estimativas, que são: a Estimação (*Estimation*) e a Maximização (*Maximization*). A etapa de estimação consiste em obter, a partir de um conjunto de dados, uma seqüência de estimativas para um determinado parâmetro. A segunda etapa (maximização) consiste na seleção da estimativa que maximiza (ou minimiza) um determinado critério. Ambas as etapas são repetidas, sucessivamente, até que se alcance um determinado grau de convergência definido previamente (CARICATTI e WEIGANG, 2001).

Para estimar os parâmetros de um modelo de mistura por meio do algoritmo E-M é necessário determinar: a quantidade de componentes do modelo e as estimativas iniciais para os parâmetros de cada uma das distribuições de probabilidade associadas. A próxima etapa é distribuir o conjunto de dados de forma aleatória, ou por meio de alguma técnica de agrupamento, entre os grupos formados. A partir desse ponto, o algoritmo calcula a probabilidade de cada observação do conjunto de dados pertencer a um dos j -ésimos grupos formados. As observações com maior probabilidade de pertencerem a um dos j -ésimos grupos são identificadas com o valor um. O processo é repetido até que todas as observações estejam devidamente identificadas. A estimativa de p_j é dada pela proporção de casos identificados em cada um dos j -ésimos grupos informados inicialmente (CARICATTI e WEIGANG, 2001).

Com a finalidade de demonstrar o funcionamento do método E-M é apresentado um exemplo, adaptado de GISH (apud CARICATTI e WEIGANG, 2001), para a estimação de um Modelo de Mistura de distribuições Normais com média e variância desconhecida. Os passos para a obtenção das estimativas desse modelo são:

- i. Determinar a quantidade de grupos.

- ii. Distribuir aleatoriamente, ou por meio de alguma técnica de agrupamento, os dados de entrada entre os j -ésimos grupos.
- iii. Obter as estimativas iniciais para a média e a variância de cada uma das distribuições normais associadas aos j -ésimos grupos formados.
- iv. Calcular a probabilidade de cada observação x_i pertencer ao j -ésimo grupo.
- v. Identificar as observações com maior probabilidade de pertencerem ao j -ésimo grupo formado.
- vi. Verificar se houve alteração na quantidade de observações identificadas em cada um dos j -ésimo grupos formados. Nesse momento, tem-se a seguinte decisão:
 - Prosseguir para o passo *ix* se a quantidade de observações dentro do j -ésimo grupo permanecer a mesma;
 - Prosseguir para o passo *vii*, se a quantidade de observações dentro do j -ésimo grupo se alterar;
- vii. Obter, a partir das observações ainda não classificadas, novas estimativas para a média e variância dos j -ésimos grupos.
- viii. Retornar para o passo *iii*.
- ix. Obter as estimativas dos componentes de mistura \mathbf{p}_j da seguinte forma:

$$\hat{\mathbf{p}}_j = \frac{n_j}{n} \forall j = 1, 2, \dots, g, \text{ onde } n_j \text{ representa a quantidade de observações}$$

identificadas como pertencentes ao j -ésimo componente do modelo e n o total de observações.

A facilidade de implementação e o “baixo-custo” computacional envolvido para a obtenção das estimativas dos modelos de mistura são as principais vantagens do algoritmo E-M. Por outro lado, configuram-se como desvantagens: a necessidade de informar valores iniciais para os parâmetros da distribuição de interesse, o que demanda um certo conhecimento a respeito da distribuição dos dados para que haja uma rápida convergência do algoritmo; o conhecimento prévio da quantidade de componentes do modelo de mistura. Quanto a este último aspecto, a escolha de poucos componentes pode acarretar em um modelo pouco representativo do padrão de distribuição do conjunto de dados observados, enquanto que a escolha de muitos componentes pode acarretar em um modelo muito complexo e de difícil tratamento (YANG et al., 1999).

– *Estimação pelo método Bayesiano*

O método Bayesiano apresenta-se como uma opção para a estimação dos parâmetros de um Modelo de Mistura. Esse método consiste em determinar a distribuição a posteriori dos parâmetros de um determinado modelo utilizando, para tanto, informações proveniente do conjunto de dados observados (verossimilhança) e, também, de qualquer informação extra que se tenha a respeito da distribuição dos parâmetros a serem estimados (RAAB e SHAW, 1999). A incorporação de informação extra no método bayesiano é realizada por meio de distribuições a prioris definidas a partir de algum critério (opinião de especialistas, distribuições conjugadas, distribuições não-informativas etc.).

A estimação dos parâmetros de um Modelo de Mistura pelo método bayesiano considera que a quantidade de componentes é mais um dos parâmetros a serem estimados, e que essa quantidade interfere tanto na função de verossimilhança dos dados como, também, na distribuição dos demais parâmetros (NEAL, 1998). Dessa forma, a distribuição resultante de uma mistura de distribuições pelo método bayesiano apresenta uma estrutura hierárquica composta por:

- $x_i | g_i, \mathbf{q} \sim f(x | \mathbf{q}_{g_i})$ que fornece a função de verossimilhança do conjunto de dados para o i -ésimo componente do Modelo de Mistura.
- $g | \mathbf{p}_{1:g} \sim \text{Discreta}(\mathbf{p}_{1:g})$ que fornece um indicador de qual componente $x_i | g_i, \mathbf{q}$ pertence. A distribuição discreta é utilizada uma vez que seus resultados são números inteiros distribuídos aleatoriamente no intervalo de 1 a g (número máximo de componentes). Essa distribuição ocorre de acordo com a probabilidade $\mathbf{p}_{1:g}$ observada para a ocorrência de cada um dos valores contidos no intervalo.
- $\mathbf{q}_i \sim G(\mathbf{q})$ que fornece a distribuição de probabilidade a priori associada aos parâmetros \mathbf{q}_i de $f(x | \mathbf{q}_i)$. De uma forma geral, as distribuições a priori utilizadas são do tipo não-informativas (MURTEIRA e PAULINO, 2003).
- $\mathbf{p}_{1:g} \sim \text{Dirichlet}(\mathbf{a}, M)$ que fornece a distribuição de probabilidade a priori dos pesos ou componentes de mistura. A distribuição de Dirichlet é utilizada por ser a conjugada não-informativa associada a dados com distribuição multinomial, que é a distribuição de probabilidade associada a $\mathbf{p}_{1:g}$ (NEAL, 1998).

Dessa forma, a estimação dos parâmetros de um Modelo de Mistura pelo método bayesiano é realizada pela integração da distribuição conjunta de g , \mathbf{p} , \mathbf{q} e c , que é dada por:

$$p(g, \mathbf{p}, c, \mathbf{q}, x) = \prod_{i=1}^n p(g_i) p(\mathbf{p}_i / g_i) p(c_i / \mathbf{p}_i, g_i) p(\mathbf{q}_i / g_i) p(x_i / \mathbf{q}_i, c_i)$$

onde c é uma variável latente ao modelo e funciona como um índice de localização de qual grupo determinada observação x_i pertence (RICHARDSON e GREEN, 1996).

A distribuição de $p(g, \mathbf{p}, c, \mathbf{q}, x)$ é muito complexa e sua integração só é possível por meio de métodos numéricos. Um dos métodos utilizados para a obtenção da distribuição a posteriori de $p(g, \mathbf{p}, c, \mathbf{q}, x)$ é o MCMC (*Markov Chain Monte Carlo*), cuja idéia principal é a de simular a distribuição de uma $f(X)$ a partir das realizações de uma Cadeia de Markov. Sob condições gerais de regularidade, pode-se demonstrar que, para um número suficientemente grande de transições t , a simulação de uma variável X por meio de uma cadeia de Markov tende a ter um padrão de distribuição descrito por uma função matemática $f(X)$, cuja média aritmética dessas t cadeias se aproxima do valor esperado da variável de interesse (SCOLLNIK, 2001 e ANDRIEU et al., 2001). Em termos analíticos, essas duas situações são representadas por:

$X^{(t)} \rightarrow X \sim f(X) \text{ : } t \rightarrow \infty$ e $\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t h(X_i^{(t)}) \rightarrow E[h(X)] \text{ : } t \rightarrow \infty$, onde t representa o número de cadeias.

Uma forma de obter a distribuição a posteriori de $p(g, \mathbf{p}, c, \mathbf{q}, x)$ por meio de uma cadeia de Markov é utilizando o amostrador de Gibbs (*Gibbs Sample*). O princípio do amostrador de *Gibbs* é o de tornar um problema multivariado em uma seqüência de problemas univariados, que são processados para produzir uma cadeia de Markov (MURTEIRA e PAULINO, 2003). A seguir, são apresentados os principais passos, adaptado de ANDRIEU et al.(2001), para a estimação dos parâmetros de um Modelo de Mistura utilizando o amostrador de *Gibbs*:

- i. Determinar a quantidade de transições da cadeia de Markov ($t = N$).
- ii. Inicializar o contador t de transições em zero ($t = 0$).

- iii. Inicializar $g^{(t)}$, $\mathbf{q}^{(t)}$ e $\mathbf{p}^{(t)}$.
- iv. Simular
$$\begin{cases} g^{(t+1)} \sim f(g / \mathbf{p}_j^{(t)}, \mathbf{q}_j^{(t)}) \\ \mathbf{q}_j^{(t+1)} \sim f(\mathbf{q}_j / g^{(t+1)}, \mathbf{p}_j^{(t)}) \quad \forall j = 1, 2, \dots, g. \\ \mathbf{p}_j^{(t+1)} \sim f(\mathbf{p}_j / g^{(t+1)}, \mathbf{q}_j^{(t)}) \end{cases}$$
- v. Incrementar o contador t em uma unidade ($t = t + 1$).
 - Se $t = N$ então ir para o passo *vi*
 - Caso contrário ir para o passo *iv*
- vi. Descartar uma quantidade de amostras iniciais ($M < N$), com o objetivo de minimizar o efeito da autocorrelação existente.
- vii. Obter $\frac{1}{N - M} \sum_{i=M+1}^N \mathbf{p}_j^{(i)} \forall j = 1, 2, \dots, g$ (estimativa dos componentes de mistura) e $\frac{1}{N - M} \sum_{i=M+1}^N \mathbf{q}_j^{(i)} \forall j = 1, 2, \dots, g$ (estimativa dos parâmetros da distribuição de probabilidade considerada no Modelo de Mistura).

O método bayesiano tende a fornecer estimativas mais precisas dos parâmetros de um Modelo de Mistura, uma vez que utiliza um conjunto maior de informações. Por outro lado, a obtenção dessas estimativas apresenta um “alto-custo” computacional, além de demandar análises específicas quanto à convergência dos parâmetros (YANG et al., 1999). Os métodos bayesianos também apresentam a vantagem de não demandarem o conhecimento de estimativas iniciais dos parâmetros do Modelo de Mistura. Um outro ponto a favor do método bayesiano é o fato da quantidade de componentes do Modelo de Mistura ser tratada como mais um dos parâmetros a serem estimados. Essa característica faz com que a escolha da quantidade de componentes seja realizada a partir dos mesmos critérios de convergência utilizados para os demais parâmetros do modelo, garantindo dessa forma uma maior precisão (YANG et al., 1999).

c. Determinação da quantidade de componentes

A determinação da quantidade de componentes de um Modelo de Mistura é realizada a partir de algum critério. Os critérios podem ser classificados como determinísticos ou estocásticos. Os critérios determinísticos são mais usuais para o algoritmo E-M enquanto que os critérios estocásticos são mais usuais para o método

bayesiano. No entanto, ambos os critérios podem ser implementados tanto para o algoritmo E-M quanto para o método Bayesiano para a obtenção das estimativas dos parâmetros de um Modelo de Mistura (WANG et al., 2004).

Os critérios determinísticos usualmente utilizam o logaritmo da função de verossimilhança dos dados e mais um termo de penalização para a determinação da quantidade de componentes de um Modelo de Mistura. Esses critérios são ditos determinísticos uma vez que a quantidade de componentes é definida previamente. Os principais critérios determinísticos são: o *Schwarz's Bayesian Inference Criterion* (BIC), o *Minimum Description Length Criterion* (MDL), o *Akaike's Information Criterion* (AIC), o *Minimum Message Length Criterion* (MML), o *Minimum Information Ratio Criterion* (MIR), o *Integration Classification Likelihood Criterion* (ICL) e o *Laplace Empirical Criterion* (LEC).

Estudos realizados a partir de dados simulados demonstram que o AIC tende a superestimar a quantidade de componentes de um Modelo de Mistura enquanto o que BIC, o MDL e o MIR tendem a subestimar essa quantidade. Os critérios MML, ICL e LEC tendem a fornecer uma quantidade de componentes com base nos mínimos locais da distribuição dos dados observados. Mais recentemente, estudos demonstram que critérios que utilizam uma combinação dos conceitos de seleção de *backward* e *forward* vêm apresentando melhores resultados e resolvendo alguns dos problemas apresentados anteriormente. Esses critérios são denominados por *Stepwise Split-and-Merge* (SSM). Por meio desse critério o conjunto de dados sofre separações e uniões sucessivas até que determinado nível de convergência seja alcançado (BÖHNING e SEIDEL, 2002 e WANG et al., 2004).

Os critérios estocásticos de determinação da quantidade de componentes de um Modelo de Mistura geralmente utilizam a distribuição a posteriori do parâmetro de interesse. Os critérios estocásticos consideram que a quantidade de componentes do Modelo de Mistura é mais um dos parâmetros a serem estimados. Os principais critérios estocásticos apresentados na literatura são: *Reversible Jump MCMC* (RICHARDSON e GREEN, 1996), *Mixture Density Model* (YANG e LIU, 2002), *Weighted Tests of Homogeneity* (SUSKO, 2003) e *Gelfand and Ghosh Criterion* (GHOSH e NORRIS, 2005).

Conforme RICHARDSON e GREEN (1996), o método de *Reversible Jump MCMC* é mais indicado para quando “[...] o número de ‘coisas’ desconhecidas do modelo é mais uma das ‘coisas’ desconhecidas do modelo [...]”. O *Reversible Jump MCMC* aproxima a estimação bayesiana dos parâmetros de um Modelo de Mistura a um experimento fatorial. Para tanto, esse método verifica a probabilidade da função de verossimilhança dos dados aumentar caso haja o acréscimo de mais um componente ao modelo. O processo inicia-se com um modelo de dois componentes e vai, por meio de processos de interação, aumentando o número de componentes. O número de componentes cresce até que a probabilidade de aumento da função de verossimilhança, pelo acréscimo de um novo componente, seja menor do que um determinado valor, geralmente 0,001. A determinação da quantidade de componentes do Modelo de Mistura é realizada pela seleção das interações que apresentaram uma maior probabilidade de aumento da função de verossimilhança. Como principal desvantagem do *Reversible Jump MCMC* destaca-se o alto custo computacional envolvido, o que inviabiliza a sua aplicação para a grande maioria das situações que utilizam os Modelos de Mistura (WANG et al., 2004).

O *Mixture Density Model* é baseado na idéia de que, para um número muito grande de componentes, existe a possibilidade de pelo menos dois componentes diferentes apresentarem valores semelhantes para os seus respectivos parâmetros. Havendo componentes com valores semelhantes, um destes deve ser descartado aumentando, desta forma, a acurácia da estimativa da quantidade de componentes do Modelo de Mistura (YANG e LIU 2002). Esse esquema de seleção assume um número muito grande de componentes e a cada interação remove-se os componentes redundantes. A dificuldade de implementação desse método encontra-se na determinação do número inicial de componentes, que deve ser grande ($g \rightarrow \infty$) (WANG et al. 2004).

O *Weighted Tests of Homogeneity* proposto por SUSKO (2002) combina o método *Backward* e *Forward* de seleção de modelos. A facilidade de implementação e a eficiência computacional destacam-se como principais vantagens deste método. No entanto, para que esse método possa ser aplicado é necessário que exista uma função

$t(x, \mathbf{q})$ com $E[t(X, \mathbf{q})] = 0$, onde $t(x, \mathbf{q}) = \frac{\partial^2}{\partial \mathbf{q}^2} \frac{f(x, \mathbf{q})}{f(x, \mathbf{q})}$. Uma outra desvantagem é o fato

da escolha da quantidade de componentes ser realizada a partir de um teste de hipótese, no qual sempre haverá a probabilidade de aceitar uma hipótese que deveria ser rejeitada ou vice e versa (SUSKO, 2002 e WANG et al., 2004).

O Critério de Gelfand e Ghosh, do inglês *Gelfand and Ghosh Criterion* (GGC), é baseado na distribuição a posteriori de uma função perda definida previamente. O GGC é mais comumente utilizado para Modelos de Mistura que utilizam distribuições pertencentes à família exponencial em seus componentes. Isso ocorre, devido a facilidade de derivação de uma função perda a partir dos próprios parâmetros da distribuição, o que proporciona alguma simplificação no algoritmo de estimação. O GGC apresenta como principais vantagens a facilidade de implementação e o fato de oferecer uma forma teórica de seleção da quantidade de componentes, uma vez que essa quantidade encontra-se relacionada ao modelo com menor índice de perda. Por outro lado, destaca-se a dificuldade de se obter expressões analíticas das funções perdas para distribuições não pertencentes a família exponencial. As funções de perda, derivadas das principais distribuições de probabilidade da família exponencial, encontram-se ilustradas no Quadro 1.

Quadro 1 – Exemplos de funções de perda, derivadas das principais distribuições de probabilidade da família exponencial

Distribuição	Função de Perda
Normal	$\frac{\sum (x - m)^2}{n}$
Poisson	$\frac{\sum (\ln(x + 0,5) - \ln(m + 0,5))^2}{n}$
Binomial	$\frac{\sum \left(x - \ln \frac{m}{1-m} \right)^2}{n} \quad \text{ou} \quad \frac{\sum \left(\frac{e^x}{1+e^x} - m \right)^2}{n}$
Binomial Negativa	$\frac{\sum \left(\frac{e^x}{1-e^x} - m \right)^2}{n}$
Gama	$\frac{\sum \left(-\frac{1}{x} - \left(-\frac{1}{m} \right) \right)^2}{n}$

Legenda: x representa o valor observado no conjunto de dados e m o valor esperado da distribuição de probabilidade.

3.3.3. Geração de observações

Definida a distribuição de probabilidade associada a um determinado componente do sistema, uma próxima etapa na construção de um modelo de simulação é a geração de valores a partir da distribuição selecionada. Essa geração de valores é realizada a partir de geradores de seqüências de números aleatórios (NA). Uma seqüência numérica é considerada aleatória quando esta se distribui uniformemente no intervalo entre zero e um e apresenta independência estatística entre seus elementos. Formalmente, a seqüência $R_i = (i = 1, 2, \dots, n)$ é composta de números aleatórios quando:

a) a função de densidade de R_i é dada por:

$$f_{R_i}(r) = \frac{d}{dr} P(R_i \leq r) = \begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq r \leq 1 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (1)$$

b) a função de densidade conjunta por:

$$f_{R_1, \dots, R_n}(r_1, \dots, r_n) = f_{R_1}(r_1) \times \dots \times f_{R_n}(r_n) = \begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq r \leq 1 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2)$$

onde, (1) e (2) representam, respectivamente, as condições de uniformidade e de independência.

Tradicionalmente, as seqüências de números aleatórios são obtidas a partir da leitura de uma tabela de números aleatórios, ou a partir da medição do ruído aleatório de dispositivos físicos ou, ainda, por meio de equações recursivas. As seqüências numéricas obtidas a partir da leitura de uma tabela de números aleatórios ou pela medição do ruído aleatório de um dispositivo físico são realmente aleatórias, haja vista não haver nenhum mecanismo gerador da seqüência observada. No entanto, a dificuldade de replicação, no caso da medição do ruído, e da necessidade de acesso a grandes bases de dados, no caso da leitura de tabelas numéricas, apresentam-se como as principais desvantagens desses métodos de geração de números aleatórios.

Os métodos que empregam equações recursivas não geram propriamente números aleatórios, uma vez que a seqüência é produzida deterministicamente por uma equação matemática. Porém, essas equações podem ser implementadas de tal forma a gerar seqüências de números com características de aleatoriedade (uniformidade e independência estatística). Os números gerados nessas seqüências são denominados por

pseudo-aleatórios e as equações matemáticas utilizadas por geradores de números pseudo-aleatórios. Como principais vantagens dos métodos recursivos destaca-se a facilidade de implementação e de replicação dos experimentos, que é a base do método científico (FISHMAN, 2001).

Um bom gerador de números pseudo-aleatórios deve ser capaz de gerar seqüências numéricas uniformemente distribuídas, independentes entre si, livres de tendência (nenhum padrão de formação das seqüências deve ser observado), com ciclos suficientemente longos (tornando o número de repetição de seqüências o menor possível) e, além disso, apresentar replicabilidade controlada (diferentes valores iniciais ou sementes geram diferentes seqüências de números pseudo-aleatórios, porém sementes iguais geram seqüências iguais de números pseudo-aleatórios). As equações recursivas congruenciais do tipo $Z_{i+1} = (aZ_i + b) \times (\text{mod } c) \forall i = 0, 1, 2, \dots, n$ são um eficiente método de geração números pseudo-aleatórios, uma vez que possibilitam a geração de seqüências numéricas com as características descritas anteriormente. Nas equações recursivas congruenciais tem-se que *mod* é uma função que retorna o resto da divisão de $\frac{(aZ_i + b)}{c}$, onde *a*, *b* e *c* são constantes inteiras e positivas.

GRAHAM (1992) comparou diferentes geradores de números pseudo-aleatórios e verificou que os geradores congruenciais multiplicativos, propostos por WICHMANN e HILL (1987) e MATSUMOTO e NISHIMURA (1998), foram os que apresentaram os melhores resultados em termos de aleatoriedade (independência e uniformidade), seqüências livres de tendência, ciclos numéricos suficientemente longos e de replicabilidade controlada.

Uma vantagem associada aos geradores de números pseudo-aleatórios é a facilidade com que se pode gerar seqüências numéricas com distribuição diferente da uniforme [0;1]. Geradores com essa característica são denominados por geradores de variáveis aleatórias e os principais métodos de geração de seqüência numéricas com distribuição diferente da uniforme [0,1] são:

1. **Transformação inversa**, aplicado quando a função de distribuição acumulada de interesse apresenta uma função inversa ($F^{-1}(X)$). Esse método é baseado no fato de que sendo $X \sim F(X)$ com $F(X) \in [0;1]$ então, se for definido $R \in [0;1]$ como uma função aleatória de X de modo que $R = F(X)$, tem-se que $X = F^{-1}(R)$. Por esse método podem ser geradas, por exemplo, seqüências numéricas com distribuição Uniforme, Exponencial e Bernoulli.
2. **Composição**, também conhecido como método das misturas ou de combinação convexa. Esse método se aplica quando a função de distribuição $F(X)$ pode ser escrita como uma combinação linear de outras n funções (F_1, F_2, \dots, F_n), que sejam de alguma forma mais fáceis de serem obtidas. Formalmente, $F(X) = \sum_{k=1}^n p_k F_k(X)$, onde $0 < p_k < 1$ e $\sum p_k = 1$, fornece a distribuição de probabilidade desejada. Por esse método é possível obter, por exemplo, seqüências numéricas de seno e cosseno que combinadas convergem para a distribuição Normal com média zero e desvio padrão igual a um.
3. **Convolução**, método aplicado para gerar seqüências numéricas com distribuições que são, na realidade, a soma de outras seqüências aleatórias. Seqüências numéricas com distribuição de Erlang (soma de exponenciais) e Binomial (soma de Bernoulli) são exemplos do método de convolução.
4. **Aceitação-Rejeição**, método proposto por von Neumann em 1951. Para a aplicação desse método é necessário que a função densidade de probabilidade $f(x)$ seja conhecida e definida no intervalo $a \leq x \leq b$. Esse método também exige que exista uma constante c tal que $cf(x) \leq 1 \forall [a;b]$. Seqüências numéricas com distribuição Beta e de Poisson são exemplos do método de aceitação e rejeição.

Capítulo 4 – Desenvolvimento do Modelo de Simulação

A construção do modelo de simulação teve como etapas básicas às apresentadas na Figura 1. Essas etapas foram adaptadas a partir de um esquema de simulação apresentado por Heinzer e Render (apud DIAS e CORRÊA, 1999).

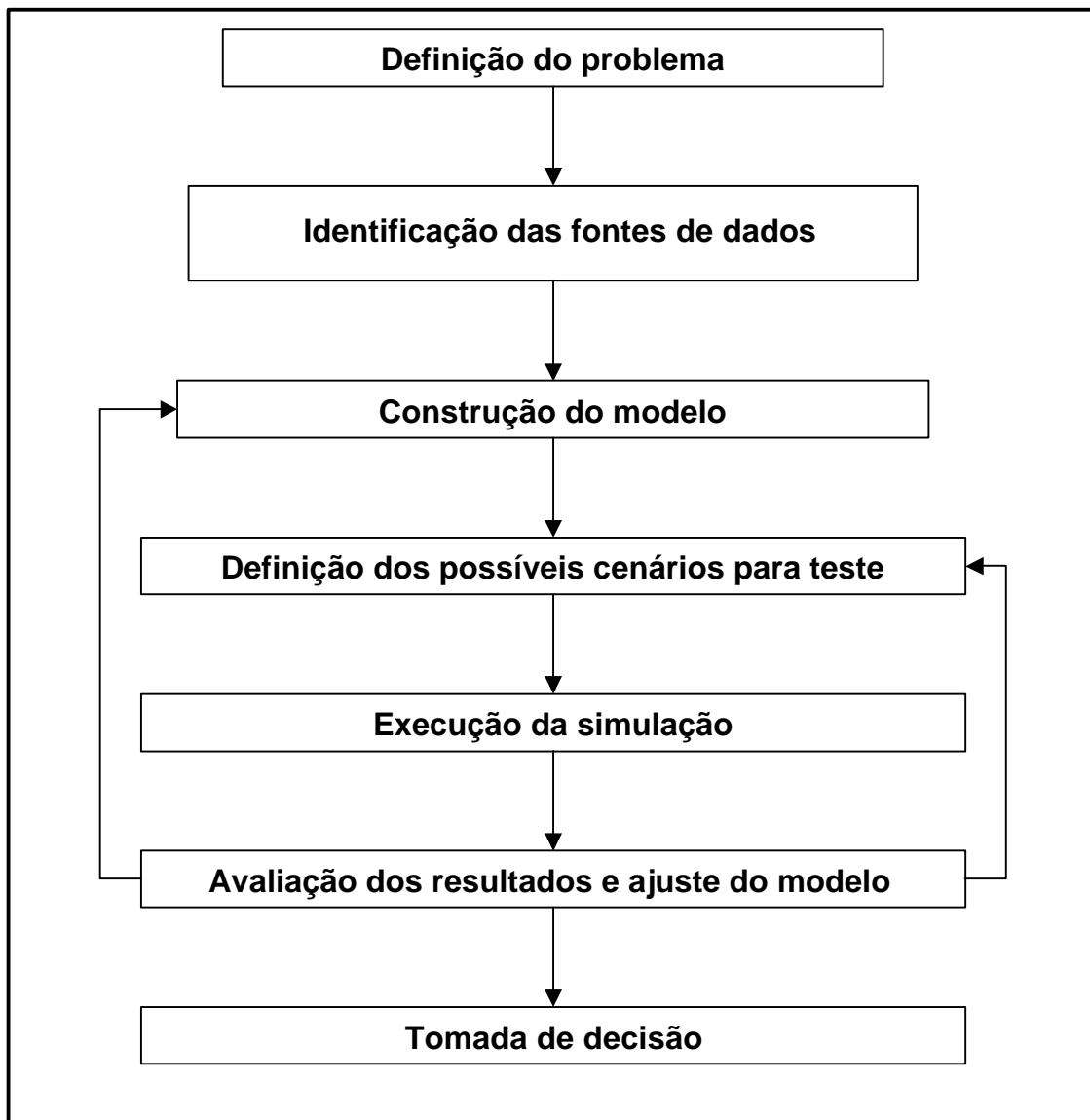


Figura 1 – Etapas de um processo de simulação [Adaptado de HEIZER e RENDER (apud DIAS e CORRÊA, 1999)].

A seguir, são apresentadas todas as etapas consideradas para a construção do modelo de simulação:

4.1. Definição do problema

Dimensionar a infra-estrutura dos serviços para uma assistência oncológica integrada aos casos de câncer atendidos no SUS. Esse dimensionamento foi realizado considerando-se indicadores que refletiam as reais necessidades e utilização das modalidades terapêuticas de cirurgia oncológica, quimioterapia e radioterapia.

4.2. Fontes de dados utilizadas

Essa seção tem por finalidade apresentar as principais bases de dados utilizadas neste trabalho para a obtenção do perfil de necessidades terapêuticas e das taxas de utilização destas modalidades.

4.2.1. Registro de Câncer de Base Populacional (RCBP)

Os Registros de Câncer Base Populacional (RCBP) registram dados sobre a incidência de câncer em uma população bem definida com o objetivo de obter, além da distribuição de casos por tipo de tumor, idade e sexo, as tendências temporais da incidência de uma determinada região (BRASIL, 2003b). Os RCPB auxiliam no planejamento e avaliação das atividades de controle do câncer, servem como fonte de dados para estudos epidemiológicos e clínicos e, também, para o planejamento e execução de ações de prevenção primária ou secundária (BRASIL, 2001a). Os primeiros RCPB em funcionamento no país foram os de Recife, PE (1967) e de São Paulo, SP (1969). Posteriormente, surgiram em Fortaleza, CE, Porto Alegre, RS, Goiânia, GO e Belém, PA. Na década de 90, foram implantados RCBP em Campinas, SP, Salvador, BA e em outras localidades (KLIGERMAN, 2001). A implantação de um RCBP exige uma complexa estrutura de coleta de dados, uma vez que esses dados devem ser buscados em diferentes tipos de instituições (hospitais, clínicas, cartórios, laboratórios de anatomia patológica etc.). Devido à diversidade das fontes de dados utilizadas, o RCBP não contempla informações detalhadas relativas ao tumor como, por exemplo, estadiamento clínico, tratamento proposto e seguimento (BRASIL, 2001a).

Existem em atividade no Brasil 22 RCBP, sendo o de Campinas, SP, o único que se encontra fora de uma capital de estado. O INCA/MS, por meio de sua coordenação de Prevenção e Vigilância (CONPREV), disponibilizou em seu endereço eletrônico (<http://www.inca.gov.br/regpop/2003/>) a publicação do terceiro volume da série “Câncer no Brasil - Dados dos Registros de Base Populacional”, com dados relativos aos 16 RCBP que apresentavam dados consolidados, isto é, pelo menos um ano de informações sobre os casos definitivos (incidência) do RCBP (BRASIL, 2002b).

4.2.2. Registro Hospitalar de Câncer (RHC)

O Registro Hospitalar de Câncer (RHC) é um instrumento de controle e acompanhamento dos casos de câncer que buscam tratamento em um CACON (BRASIL, 1998a e KLIGERMAN, 2001). O RHC tem como base de registro os formulários de Registro e Seguimento do paciente tratado. Esses formulários são preenchidos a partir das informações contidas no prontuário do paciente, permitindo identificar, além da doença, as indicações de tratamento, a evolução da doença, a condição final de saúde do caso de câncer após tratamento etc. Os formulários de Registro e Seguimento seguem modelos preconizados pela *International Agency Resarch Cancer (IARC)*, que é um órgão ligado a OMS.

O primeiro hospital brasileiro a contar com um sistema de Registro Hospitalar de Câncer (RHC) foi o do INCA/MS, em 1983. A implantação desse RHC contou com apoio técnico da OPAS (Organização Pan-Americana da Saúde) e de outros organismos internacionais (IARC – *International Agency Research Cancer* e IACR – *International Association of Cancer Registries*). Após a implantação do RHC no INCA/MS, o Ministério da Saúde passou a incentivar a implantação de RHC nos demais hospitais envolvidos com a assistência oncológica. A partir de 1998, por meio de legislação específica, a implantação e a manutenção do RHC passou a ser um dos itens obrigatórios para o cadastramento de um CACON (BRASIL, 1998a).

Muitas iniciativas têm sido tomadas no sentido de disponibilizar os dados do RHC para realização de estudos. Uma dessas iniciativas foi à desenvolvida pela Fundação Oncocentro de São Paulo (FOSP). Essa fundação disponibiliza, via TABNET (<http://www.fosp.saude.sp.gov.br/html/tabnet.html>), os dados dos 52 RHC sob sua gestão. A FOSP consolida os dados desses RHC em um único banco de dados, que,

neste trabalho, será denominado simplesmente por RHC-FOSP (BRASIL, 2001a). Os dados disponibilizados pelo RHC-FOSP mantêm o anonimato tanto do paciente quanto da unidade de serviço que prestou o atendimento. Além da distribuição de programação de tratamento, a FOSP disponibiliza uma série de cruzamentos como, por exemplo:

- número de casos por faixa etária (criança ou adulto);
- número de casos por gênero (masculino ou feminino);
- número de casos por topografia do tumor definida conforme Classificação Internacional de Doenças Oncológicas (CID-O), 2ª revisão (BRASIL, 2001a), considerando-se as 11 localizações mais incidentes, sendo as demais agrupadas em um só item (BRASIL, 2002b);
- número de casos por estadiamento TNM, que é definido conforme o tumor (T), condição de linfonodos regionais (N) e a presença ou ausência de metástase (M) em oito categorias de classificação que são: 0 (tumores primários classificados como *in situ*); I (tumores localizados); II (tumores loco-regionalmente iniciais); III (tumores loco-regionalmente avançados); IV (tumores com metástase à distância); X (tumores para os quais não foi possível estabelecer estadiamento clínico pela classificação TNM); Y (tumores para os quais não se aplica a classificação TNM); e Z (tumores para os quais o estadiamento clínico não foi informado) (BRASIL, 1989);
- número de casos por condição do paciente ao final do primeiro ano de tratamento proposto que pode ser: vivo (sem evidência de câncer; com câncer; sem outra especificação – SOE); óbito (sem evidência de câncer; com câncer; outras causas); liberado de seguimento; e sem informação;
- número de casos por tipo de tratamento proposto para o tumor cadastrado que pode ser: cirurgia, radioterapia e quimioterapia realizadas de forma isolada ou em qualquer tipo de combinação; outras combinações de tratamento que não as especificadas anteriormente; nenhum tratamento realizado em oito meses de registro no RHC; sem informação;

Os casos registrados no RHC-FOSP não refletem a totalidade de casos atendidos no estado de São Paulo pelo SUS. Isso ocorre em função de apenas os CACON informarem dados para o RHC. Conforme relatório da FOSP (BRASIL, 2001a), os casos registrados com data de diagnóstico em 2001 no RHC-FOSP corresponderam a

22,5% da estimativa de incidência de câncer para o estado de São Paulo neste mesmo ano.

4.2.3. Sistema de Informação Ambulatorial

O Sistema de Informação Ambulatorial do SUS (SIA/SUS) realiza o controle administrativo de toda a produção ambulatorial realizada pelos prestadores do SUS. Para o controle dos procedimentos de alta complexidade ou de alto custo, existe um subsistema específico denominado por APACSIA/SUS – Sistema das Autorizações de Procedimentos de Alta Complexidade do Sistema de Informação Ambulatorial do SUS. Esse subsistema é constituído de módulos, entre os quais destaca-se o que realiza o controle da produção de quimioterapia e radioterapia no SUS. O módulo de controle da produção de quimioterapia e radioterapia é resultado de uma completa reformulação da assistência oncológica promovida pelo Ministério da Saúde. Essa reformulação tem seu início a partir do “Programa de Avaliação e Controle em Oncologia”, pioneiramente implantado nos municípios de Belo Horizonte, MG, e Campos de Goytacazes, RJ (BRASIL, 1996). A experiência adquirida com esse programa permitiu ao Ministério da Saúde implementar diversas medidas para o controle e avaliação da assistência oncológica prestada à população no SUS. Alguns exemplos de medidas adotadas são: a necessidade de autorização prévia para a realização de procedimentos de quimioterapia e de radioterapia, e o estabelecimento de parâmetros para cadastramento dos prestadores de serviço em Centro de Alta Complexidade em Oncologia, entre outras (BRASIL, 1998a e BRASIL, 1998b).

Os dados armazenados no módulo de oncologia do APACSIA/SUS têm sua origem a partir das informações contidas no laudo de solicitação de procedimentos oncológicos. As informações desse laudo são parcialmente repassadas ao formulário de Autorização de Procedimentos de Alta Complexidade em Oncologia (APAC-Oncologia), e, após a realização do procedimento, são sistematizadas em um banco de dados, cujo principal objetivo é o controle administrativo da produção de quimioterapia e radioterapia realizada no SUS (GOMES JR et al., 2003).

O módulo de oncologia do APACSIA/SUA apresenta três blocos de dados referentes à: cadastro dos pacientes (idade, sexo, localização primária do tumor, data de diagnóstico, estadiamento etc.), produção dos serviços (quantidade realizada, valores

apresentados, médico responsável etc) e cadastro dos prestadores de serviços oncológicos (nome e localização da unidade, quantidade disponível de equipamentos de radioterapia e de salas de quimioterapia, serviços referenciados, etc). A partir desse conjunto de dados é possível recuperar um grande número de informações a respeito dos casos registrados no sistema ambulatorial como, por exemplo: número de casos tratados durante o ano, número de casos por tipo de tratamento, perfil epidemiológico do caso na primeira entrada no sistema, alterações do perfil epidemiológico do caso ao longo do tratamento, número de casos que receberam quimioterapia e radioterapia simultaneamente, entre outros (GOMES e ALMEIDA, 2004).

Para recuperar a informação sobre o tratamento ambulatorial de um caso de câncer no módulo de oncologia do APACSIA/SUS é necessário integrar em uma única tabela as diversas tabelas de dados que compõem esse módulo. O processo de criação da tabela unificada foi uma das etapas deste trabalho e é descrita em um artigo (GOMES JR et al, 2003). Neste artigo, apresentou-se a forma de obtenção dos dados da produção de alta complexidade junto ao DATASUS e, também, a estrutura de cada uma das tabelas de dados existentes. Ao final do artigo encontra-se disponibilizado um conjunto de rotinas computacionais que visam a otimização do tempo de processamento das tabelas e minimização de problemas de compatibilização dos campos. O Artigo completo encontra-se no Anexo 1.

A partir da tabela unificada torna-se possível recuperar o histórico do tratamento ambulatorial de um caso de câncer (paciente com diagnóstico de câncer). No entanto, mesmo após a identificação do caso de câncer, determinadas análises demandam a identificação de um caso novo de câncer. O módulo de oncologia do APACSIA/SUS não possibilita a identificação direta de um caso novo de câncer, como este é definido epidemiologicamente. A busca de alternativas para identificar um caso novo de câncer no módulo de oncologia do APACSIA/SUS também foi uma das etapas deste trabalho, e gerou um artigo (GOMES JR. e ALMEIDA, 2004). Nesse artigo foram apresentadas e discutidas as vantagens e desvantagens da identificação de um caso novo de câncer pela data de diagnóstico do câncer que levou o caso ao tratamento, ou pela data do primeiro tratamento efetuado. Observou-se que as séries históricas de casos novos de câncer identificados tanto pela data de diagnóstico quanto pela data de competência apresentam-se estáveis. Verificou-se também que a grande maioria dos casos (85%)

apresenta apenas uma data de diagnóstico registrada na base de dados, indicando uma boa qualidade do registro deste dado (Anexo 2).

Neste trabalho, os casos novos de câncer foram identificados na tabela unificada do módulo de oncologia do APAC/SIA/SUS por meio da data de diagnóstico. Isso ocorreu em função dos dados do RHC-FOSP serem disponibilizados pela data de diagnóstico do caso de câncer e, também, da necessidade de comparar o número de casos diagnosticados e tratados em um determinado período de tempo com as estimativas populacionais de incidência de câncer fornecidas pelo INCA/MS. O ano de análise escolhido foi 2002, uma vez que os casos diagnosticados em 2002 já devam ter grande parte de sua produção registrada nas bases de dados do SUS. Além disso, uma análise comparativa realizada nas séries de produção dos municípios do Rio de Janeiro e de Belo Horizonte, mostrou que as séries apresentaram uma maior estabilidade a partir de 2002. Esta análise também identificou que o município de Belo Horizonte apresentava maior regularidade e rapidez no registro dos dados de produção do que o Rio de Janeiro e, também, que as unidades públicas do Rio de Janeiro eram as que apresentavam a maior dependência temporal na série de produção. Dois fatores parecem justificar este melhor desempenho da capital mineira. O primeiro pode ser devido ao fato de ser este município um dos pioneiros na implantação de mecanismo de controle e avaliação da produção de procedimentos de alta complexidade, o que poderia justificar um maior rigor do órgão responsável pelas autorizações das APAC de oncologia. O segundo pode ser em função do predomínio de unidades contratadas em detrimento de unidades públicas neste município. Este tipo de unidade tem uma maior motivação a se adequar às novas regras de faturamento dado a maior premência por faturar a produção realizada. Quanto a este último aspecto, as semelhanças de Belo Horizonte e São Paulo são maiores, levando à suposição de que o perfil de registro de produção de São Paulo se assemelhe mais ao de Belo Horizonte do que ao do Rio de Janeiro, que possui uma maior concentração de unidades públicas. O Anexo 3 apresenta o artigo completo desta análise comparativa de registro de produção.

4.2.4. Sistema de Informação Hospitalar do SUS

O Sistema de Informação Hospitalar do SUS (SIH/SUS) tem sua origem a partir do Sistema de Assistência Médico-Hospitalar da Previdência Social (SAMHPS), que foi implantado em meados da década de 80 pelo Ministério da Previdência Social (CARVALHO, 1998). Com a consolidação do SUS, e a transferência de parte das atribuições do Ministério da Previdência Social para o Ministério da Saúde, o SAMPHS sofreu diversas modificações e passou a ser denominado Sistema de Informação Hospitalar do SUS (SIH/SUS). Este sistema tem como base de registro o documento da Autorização de Internação Hospitalar (AIH). O SIH/SUS tem hoje como seu principal objetivo o controle administrativo da produção hospitalar realizada pelos prestadores do SUS (CARVALHO, 1998). No entanto, apesar das limitações inerentes a um banco de dados administrativo, o SIH/SUS tem possibilitado a geração de informações importantes tanto quanto à morbidade, definida em termos das causas principais de internação, como também quanto à descrição da assistência e do uso de recursos (PORTELA et al., 1997).

Os dados da produção hospitalar do SUS armazenados no SIH/SUS podem ser acessados via TABNET (<http://tabnet.datasus.gov.br/tabnet/tabnet.htm#AssistSaude>) ou via arquivos completos da produção (ftp://msbbs.datasus.gov.br/Arquivos_Publicos/). A primeira opção fornece uma série de consultas pré-programadas, tais como: o total de AIH por data de competência, o tempo de permanência, as principais causas de internação etc. A segunda opção possibilita a realização de estudos mais detalhados da produção hospitalar realizada. A forma de obtenção e manipulação desses arquivos é apresentada por CAMPOS et al. (2000) e por PORTELA et al. (1997), que também apresentam um algoritmo de agregação das AIH de diferentes competências de um mesmo paciente em um único registro de internação. Neste trabalho, esse algoritmo foi utilizado para obter, a partir de um conjunto de AIH faturadas em um determinado período de tempo, as internações hospitalares para cirurgia oncológica.

A partir da base de dados gerada pelo algoritmo de agregação das AIH, foram selecionados os registros de cirurgias oncológicas. No SIH/SUS as cirurgias oncológicas são identificadas a partir do código de procedimento principal que apresenta o dígito sete na sua terceira posição (BRASIL, 2003a).

4.3. Construção do modelo

O esquema básico de funcionamento do modelo de simulação encontra-se ilustrado na Figura 2. As etapas desse fluxograma foram orientadas por um trabalho apresentado por GADELHA (2002), sobre o planejamento da assistência oncológica. Para validar a estrutura do fluxograma foi consultada a Dr^a Tereza Feitosa da Divisão de Planejamento do INCA/MS. O fluxograma inicia-se com a definição da população para a qual se deseja dimensionar a infra-estrutura dos serviços de assistência oncológica no SUS. Essa população foi denominada no fluxograma por **População Alvo**, e foi sempre composta por pessoas residentes em uma determinada unidade da federação. Essa restrição se impõe, uma vez que as taxas de incidência de câncer fornecidas pelo INCA/MS são calculadas a partir da população residente de uma determinada região. O tamanho da **População Alvo** foi definido a partir dos dados censitários fornecidos pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

Definida a **População Alvo**, a próxima etapa no fluxograma é a determinação da **Incidência de Câncer** da região para a qual se deseja planejar a infra-estrutura dos serviços de assistência oncológica. Para estimar a incidência de casos de câncer em uma população foram utilizados os dados fornecidos pelas Estimativas de Incidência e Mortalidade por Câncer do INCA/MS e pelo RCBP (BRASIL, 2002b). O modelo utilizou a estrutura de decisão “**É caso de câncer?**” para selecionar, na **População Alvo**, o quantitativo de pessoas que apresentaram diagnóstico de câncer em um determinado período de tempo.

Definido o quantitativo de casos novos de câncer em uma região, a próxima etapa no fluxograma é a determinação do número de casos novos de câncer que deveriam estar realizando tratamento no SUS. A seleção desses casos se deu de acordo com a **Cobertura do SUS** aos casos de câncer. Essa cobertura foi estimada por meio do percentual de casos novos de câncer que foram atendidos no SUS no mesmo ano de diagnóstico. A seleção dos casos novos que receberam tratamento no SUS ocorreu na estrutura “**Caso chega ao SUS?**”. Neste trabalho, todos os casos foram considerados como sendo residentes, devido ao fato do campo que identifica a residência do paciente apresentar problemas de preenchimento (SOARES, 1998, BRASIL, 2001a e COSTA et al., 2003).

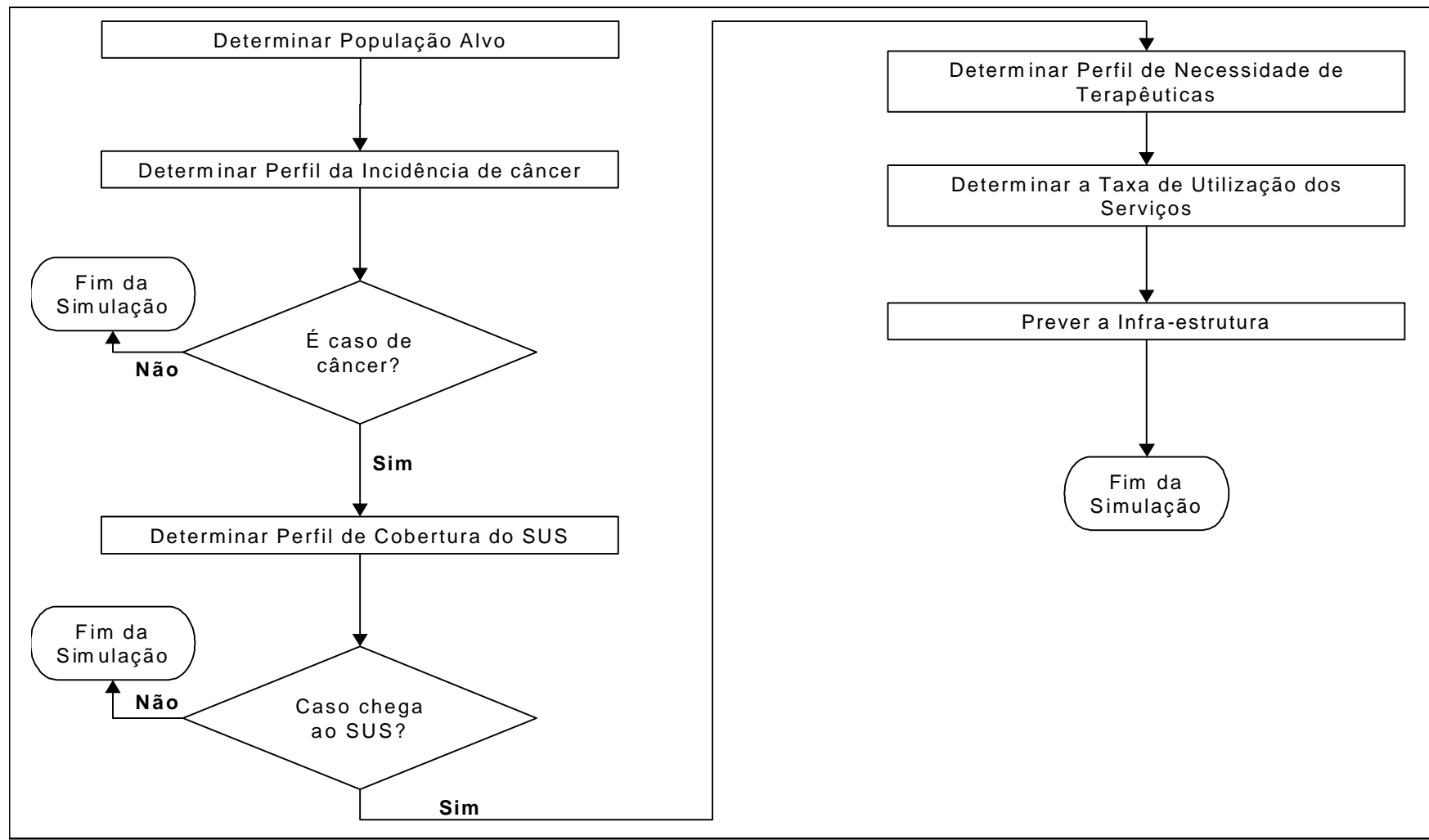


Figura 2 – Fluxograma do modelo de simulação proposto

Os casos novos de câncer que foram simulados na etapa anterior foram distribuídos entre as modalidades terapêuticas, descritas a seguir: Cirurgia Oncológica (CO), Radioterapia (RT), Quimioterapia (QT), Cirurgia Oncológica e Radioterapia associadas (CO+RT), Cirurgia Oncológica e Quimioterapia associadas (CO+QT), Radioterapia e Quimioterapia associadas (RT+QT), Cirurgia Oncológica, Quimioterapia e Radioterapia associadas (CO+RT+QT), Outras Combinações de Tratamento não especificadas anteriormente (OCT) e Nenhum Tratamento (NT) e Sem Informação (SI). Estas modalidades foram identificadas na distribuição de programação de tratamento disponibilizada na consulta do banco de dados do RHC-FOSP.

As modalidades terapêuticas e o número de casos simulados, obtidos nas etapas anteriores, foram utilizados para a obtenção do **Perfil de Necessidade das Modalidades Terapêuticas**. A primeira etapa no processo de estimação deste perfil iniciou-se pela identificação do número de casos de câncer no módulo de oncologia do APACSIA/SUS para as seguintes modalidades terapêuticas: *quimioterapia, radioterapia e radioterapia combinada com quimioterapia*. Os casos identificados no módulo de oncologia do APACSIA/SUS podem ou não terem se submetidos a uma cirurgia oncológica. Para estimar o número de cirurgias no módulo de oncologia do APACSIA/SUS utilizou-se a distribuição percentual de combinações de modalidades terapêuticas observada no RHC-FOSP. Os casos recuperados na primeira etapa referem-se aos casos de câncer que se submeteram a uma cirurgia oncológica e que receberam tratamento de quimioterapia ou radioterapia no SUS. A distribuição de programação de tratamento do RHC-FOSP mais uma vez foi utilizada para recuperar os casos de câncer que se submeteram a uma cirurgia oncológica e que não receberam tratamento de quimioterapia e radioterapia no SUS. A estimativa do número de cirurgias dos casos que não receberam tratamento de quimioterapia ou radioterapia no SUS foi realizada comparando-se a série histórica de cirurgia por data de diagnóstico do RHC-FOSP com a série histórica de cirurgia por data de realização do SIH/SUS. Este fato ocorreu em função do SIH/SUS não armazenar a data de diagnóstico do tumor dos casos que se submeteram a uma cirurgia oncológica.

A próxima etapa no fluxograma consiste em **Determinar a Taxa de Utilização dos Serviços**. A taxa de utilização foi estimada a partir do número de APAC-Oncologia que um caso de câncer apresentou ao longo do seu tratamento, para os casos que

receberam quimioterapia ou radioterapia, e pelo tempo de utilização de um leito hospitalar, para os casos que se submeteram a uma cirurgia oncológica.

Após a obtenção do número de casos por modalidade terapêutica, a última etapa no fluxograma consiste em **Prever a infra-estrutura dos serviços** necessária para garantir atendimento a esses casos. O Quadro 2 apresenta a infra-estrutura de um CACON e, também, a capacidade de atendimento para o período de um ano do mesmo (BRASIL, 2001b). A conversão do número de casos novos/ano para número de atendimentos/ano foi realizada considerando-se seis meses de tratamento para os casos que receberam quimioterapia e um mês de tratamento para os casos que receberam radioterapia (GADELHA, 2005). Para cirurgia oncológica, considerou-se que um caso de câncer necessita, em média, de um leito hospitalar por oito dias (BRASIL, 1994).

Para o dimensionamento da infra-estrutura foram utilizadas as taxas de utilização apresentadas por GADELHA (2005) e, também, as taxas de utilização modeladas a partir das distribuições de frequência de utilização observada para as modalidades terapêuticas.

Quadro 2 – Capacidade de atendimento anual para um CACON¹

INFRA-ESTRUTURA	Capacidade/ano
CACON	1.000 casos novos
Serviço de Cirurgia Oncológica	360 casos novos
Sala de cirurgia	180 cirurgias
Leitos Cirúrgicos	10 internações
Serviço de Quimioterapia	600 casos novos
Poltronas	600 atendimentos
Oncologistas clínicos	1.800 atendimentos
Técnicos de enfermagem	1.800 atendimentos
Profissional de enfermagem	3.600 atendimentos
Serviço de Radioterapia	500 casos novos
Equipamentos para terapia por radiação	500 atendimentos
Médico radioterapeuta	500 atendimentos
Físico-médico	500 atendimentos
Técnico de radioterapia	250 atendimentos
Profissional de enfermagem	500 atendimentos

¹ Fonte: Parâmetros obtidos no estudo realizado por CERRAO (Brasil, 2001)

4.4. Definição do cenário

O estado de São Paulo foi à região selecionada para a aplicação do modelo de simulação, uma vez que para esse estado encontram-se disponíveis dados para a obtenção do perfil de necessidades das modalidades terapêuticas e das taxas de utilização dessas modalidades. Para a obtenção do perfil de necessidade das modalidades terapêuticas e das taxas de utilização foram utilizados dados relativos ao período de janeiro de 2002 a janeiro de 2004.

4.5. Execução da simulação

A simulação iniciou-se com a criação de um arquivo contendo uma seqüência de 38.177.734 registros. Esses registros representam a **População Alvo**, que seriam as pessoas residentes no estado de São Paulo no ano de 2002. A partir deste arquivo foram selecionados, de forma aleatória, os registros que iriam representar os casos novos de câncer do estado de São Paulo. Esta seleção foi realizada com base nas taxas brutas de incidência fornecidas para o estado no ano de 2002 (BRASIL, 2002b). A taxa bruta de incidência foi utilizada como estimativa do parâmetro da distribuição de Bernoulli, que foi a distribuição escolhida para selecionar na população alvo os casos novos de câncer. A distribuição de Bernoulli também foi utilizada para selecionar os registros que representavam os casos novos de câncer que foram atendidos nos prestadores do SUS no ano de 2002. Essa simulação foi realizada a partir do percentual de casos sendo atendidos no SUS no ano de 2002.

Após a seleção dos casos que chegaram ao SUS para receberem tratamento, o modelo determinou o **Perfil de Necessidade das Modalidades Terapêuticas** desses casos. Neste trabalho, a estimativa do perfil de necessidade das modalidades terapêuticas foi obtida pela associação dos dados do RHC-FOSP com os dados de produção assistencial do SUS. O RHC-FOSP foi utilizado para a obtenção das diferentes necessidades terapêuticas de um grupo de casos e as bases de produção para o fornecimento do número de casos para cada uma das categorias identificadas.

Para a obtenção do número de casos em cada uma das modalidades terapêuticas identificadas utilizou-se a distribuição de Bernoulli. O percentual de casos observado para cada modalidade terapêutica foi utilizado como estimativa do parâmetro da

distribuição selecionada. Os casos de câncer que, ao final da simulação, não apresentaram classificação para alguma modalidade terapêutica foram redistribuídos aleatoriamente entre as categorias “Outras combinações de tratamento” e “Nenhum tratamento”, na proporção de 50% para cada categoria.

Definido o número de casos para cada uma das modalidades terapêuticas, o modelo utilizou a estrutura **Prever a Infra-estrutura** para definir a quantidade de equipamentos e profissionais de saúde necessários para tratamento do grupo de casos simulados. Essa infra-estrutura foi determinada a partir dos parâmetros de programação apresentados na seção 4.3, utilizando:

- as taxas de utilização apresentadas por GADELHA (2005);
- as taxas de utilização que foram estimadas a partir dos histogramas de modalidades terapêuticas.

Para estimar as taxas de utilização a partir dos histogramas de dados, utilizou-se da distribuição do número de APAC-Oncologia que um caso de câncer apresentou ao longo do seu tratamento. Isso ocorreu em função da APAC-Oncologia ser emitida mensalmente enquanto durar o tratamento do paciente. Dessa forma, o total de registros de APAC-Oncologia de um caso de câncer acaba fornecendo a sua utilização mensal do serviço de saúde.

As distribuições de probabilidade utilizadas para modelar o número de APAC-Oncologia de um caso de câncer foram selecionadas por meio de análises gráficas (comparação do histograma dos dados observados com a curva da distribuição de probabilidade selecionada). O critério de seleção gráfico foi adotado uma vez que o grande volume de dados considerados para a obtenção das estimativas fez com que os testes clássicos de aderência classificassem como estatisticamente significativa qualquer diferença observada (SIEGEL, 1975 e BERTHOLD e HAND, 1999).

Os modelos de mistura para a distribuição Normal e Poisson foram utilizados para simularem as taxas de utilização das modalidades terapêuticas de quimioterapia e radioterapia. Para essas duas distribuições é conveniente fixar que as estimativas serão obtidas de forma ordenada. Para distribuição Normal o mais comum é fixar a precisão (s_j^2) de forma que $s_1 < s_2 < \dots < s_g$. Para distribuição de Poisson o parâmetro I é

fixado de forma que $I_1 < I_2 < \dots < I_g$. Com isso, garante-se que a distribuição conjunta das j -ésimas distribuições a priori dos parâmetros \mathbf{m}_j e \mathbf{s}_j^2 , para distribuição Normal, ou I , para a distribuição de Poisson, sejam iguais ao produto dessas distribuições (RICHARDSON e GREEN, 1996 e RAAB e SHAW, 1999). Essa restrição pode ser implementada fazendo-se $\mathbf{q}_j = \mathbf{q}_{j-1} + \mathbf{t} \forall j \neq 1$, onde \mathbf{q} representa o parâmetro \mathbf{s}^2 ou I , dependendo da distribuição utilizada, e \mathbf{t} apresenta a mesma distribuição a priori associada a \mathbf{q}_1 .

Para a obtenção das estimativas dos parâmetros dos Modelos de Mistura foi selecionado o método bayesiano, pelos seguintes motivos: fornece para os Modelos de Mistura um conjunto de estimativas mais precisas; não demanda a definição de estimativas iniciais para os parâmetros como ocorre, por exemplo, com algoritmo E-M; trata a quantidade de componentes do Modelo de Mistura como mais um dos parâmetros a serem estimados, o que faz com que a escolha da quantidade de componentes seja realizada a partir dos mesmos critérios de convergência utilizados para os demais parâmetros (YANG et al., 1999).

A apesar das distribuições de probabilidade resultantes dos modelos de mistura terem sido selecionadas pelo melhor ajuste visual, ROBERT (1996) recomenda que se avalie a perda de qualidade do ajuste quando se utiliza o critério visual. Para realizar essa avaliação, utilizou-se a estatística de erro obtida pelo *Critério de Gelfand e Ghosh* (GGC).

Devido ao grande volume de dados, as estimativas bayesianas dos modelos de mistura foram obtidas a partir de amostras extraídas de cada uma das bases de dados consideradas. A seleção das amostras foi realizada de forma estratificada em dois estágios de seleção. O primeiro estágio consistiu na seleção dos registros por tipo de modalidade terapêutica (cirurgia oncológica, quimioterapia e radioterapia) enquanto que o segundo estágio selecionou os registros por tipo de tratamento (isolado ou combinado).

O tamanho de amostra dentro de cada um dos estratos foi obtido para populações

finitas por meio da seguinte expressão: $n_k = \frac{z_{\alpha/2}^2 \mathbf{s}_k^2 N_k}{e^2 (N_k - 1) + z_{\alpha/2}^2 \mathbf{s}_k^2}$, onde: N_k representa o

tamanho do estrato considerado, $z_{\alpha/2}^2 S_k^2$ fornece o nível de precisão e e^2 o nível de exatidão das estimativas. O Quadro 3 apresenta o tamanho de amostra obtido para cada estrato para um nível de precisão e exatidão das estimativas igual a 0,05.

Quadro 3 – Tamanho de amostra para cada um dos estratos formados.

ESTRATOS	Elementos na População	Elementos na Amostra	Fração Amostral
Quimioterapia (número de APAC)			
Terapia combinada	7.943	567	7%
Terapia isolada	13.841	754	5%
Radioterapia (número de APAC)			
Terapia combinada	7.941	237	3%
Terapia isolada	11.284	265	2%
Cirurgia oncológica (internações)			
Tempo de permanência	17.271	2.325	13%

O pacote estatístico WinBUGS® foi utilizado para a obtenção das estimativas bayesianas dos Modelos de Mistura (SPIEGELHALTER et al, 2003). Este pacote estatístico obtém as estimativas por meio do amostrador de Gibbs (*Gibbs Sample*) e utiliza, para a obtenção de uma distribuição a posteriori do parâmetro que se deseja estimar, as informações provenientes de um conjunto de dados (distribuição de verossimilhança) e, também, a informação adicional que se tenha (distribuição a priori). O esquema gráfico do WinBUGS® (*Doodle*) foi utilizado para implementar o código de geração das estimativas bayesianas dos parâmetros dos modelos de mistura. A Figura 3 ilustra o esquema geral de obtenção das estimativas bayesianas de um modelo de mistura de distribuições Normais.

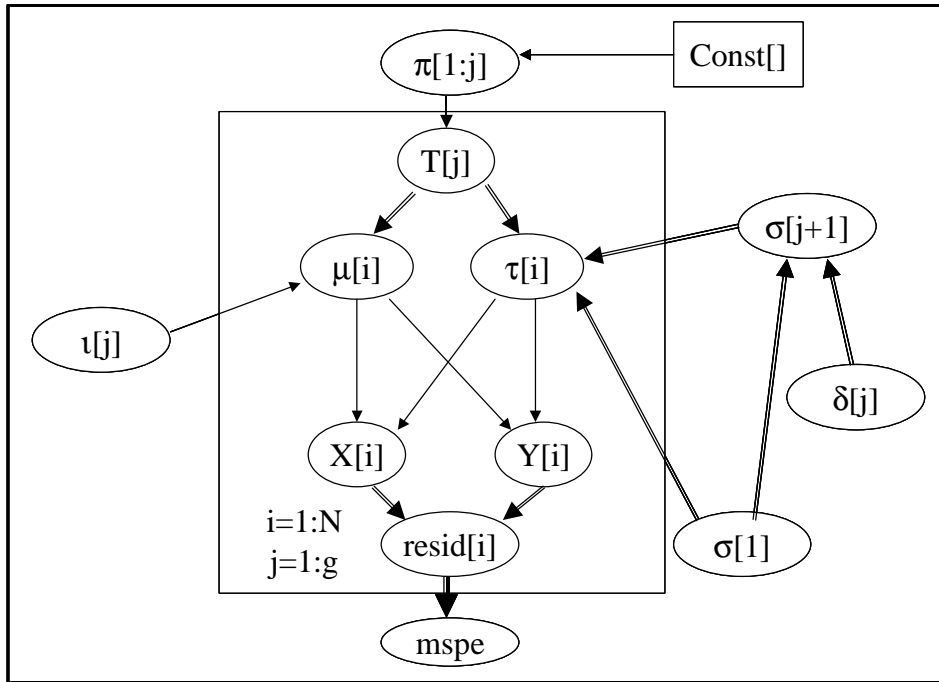


Figura 3 – Esquema geral do modelo gráfico utilizado no WinBUGS® para a obtenção das estimativas bayesianas dos Modelos de Mistura de distribuições normais.

No esquema ilustrado acima, observa-se que:

- *mspe* – fornece a distribuição a posteriori da média dos quadrados das diferenças dos valores observados e esperados. Para obtenção dessa distribuição utilizou-se a expressão: $mspe = \frac{resid^2}{N}$, onde:
 - *resid[i]* – representa a diferença entre a distribuição dos valores observados ($X[i]$) com a distribuição dos valores esperados ($Y[i]$).
 - *N* – representa a quantidade de amostras utilizadas para a obtenção das estimativas.
- $\mu[i]$ – representa a média da distribuição de verossimilhança associada ao *i*-ésimo elemento observado no conjunto de dados.
- $\tau[i]$ – representa a precisão (inverso da variância) da distribuição de verossimilhança associada ao *i*-ésimo elemento observado no conjunto de dados.

- $\mathbf{i}[j]$ – fornece a distribuição a posteriori da média do j -ésimo componente do Modelo de Mistura. A distribuição normal não informativa foi a distribuição a priori selecionada para a obtenção da distribuição a posteriori desse parâmetro.
- $\mathbf{s}[j+1]$ – fornece as distribuições a posteriori das precisões dos j -ésimos componentes do Modelo de Mistura. A distribuição gama não informativa foi a distribuição a priori selecionada para a obtenção da distribuição a posteriori desse parâmetro.

$\mathbf{d}[j]$ – fornece um termo aditivo a $\mathbf{s}[j+1]$, que permite que a condição $\mathbf{s}_1 < \mathbf{s}_2 < \dots < \mathbf{s}_g$ seja satisfeita. Esse termo aditivo tem a mesma distribuição a priori não informativa associada ao parâmetro de precisão de $\mathbf{s}[1]$.

O esquema gráfico para a estimação de um modelo de mistura de Poisson é semelhante ao ilustrado na Figura 3. As alterações ocorrem para o parâmetro de precisão $\mathbf{t}[i]$, que deixa de existir, e para as distribuições não informativas do parâmetro $\mathbf{i}[j]$, que deixam de ser normal para serem gama.

O pacote estatístico SAS® versão 8.2 foi utilizado para a realização das análises descritivas, obtenção das estimativas por máxima verossimilhança, seleção das amostras e, também, implementação do modelo de simulação (SAS®, 1999). O SAS® utiliza a rotina apresentada por MATSUMOTO e NISHIMURA (1998) para a geração dos números aleatórios. Por meio dessa rotina são gerados números aleatórios para uma grande variedade de distribuições clássicas de probabilidade. No entanto, para os Modelos de Mistura de Distribuições Normais e Poisson foi necessário implementar uma rotina específica para esse fim, descrita a seguir:

- i. Gerar um conjunto de registros para representar os casos de câncer para cada modalidade terapêutica.
- ii. Distribuir os registros gerados no Passo i pelos j -ésimos subgrupos determinados pela quantidade de componentes do Modelo de Mistura. Essa distribuição é realizada respeitando-se a proporcionalidade observada nas estimativas dos componentes de mistura (\mathbf{p}_j) .
- iii. Simular os valores para cada subgrupo de acordo com os parâmetros estimados da distribuição de probabilidade associada ao modelo de mistura.

- a. Se o valor simulado for menor do que um, então rejeitar o valor e retornar para *iii*.
 - b. Caso contrário, prosseguir para *iv*.
- iv. Arredondar o valor simulado para um valor inteiro.
 - v. Retornar para o passo *iii* até que se chegue ao último registro de cada subgrupo.

A condição *a* do passo *iii* visa eliminar valores negativos, uma vez que a versão 1.4 do WinBUGS® não permitiu que fossem gerados modelos de mistura de distribuições normais truncadas a esquerda, que seria a solução mais adequada. O arredondamento mencionado no passo *iv* foi realizado utilizando a função *round* do SAS®. Essa função utiliza um algoritmo que classifica um número fracionário compreendido entre dois inteiros em um dos extremos de forma a ter 50% dos valores em cada um dos extremos. Dessa forma, minimiza-se a concentração dos valores simulados em um dos extremos (SAS®, 1999). A partir do número de casos e das taxas de utilização é realizado o dimensionamento da infra-estrutura, como anteriormente descrito na seção 4.3.

Ao final do trabalho, será apresentada uma análise de sensibilidade realizada a partir dos dados da APAC-Oncologia de quimioterapia. Esta análise tem por finalidade verificar a robustez deste dado em fornecer estimativas para a taxa de utilização. Essa análise foi realizada invertendo-se a distribuição observada para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia de forma que a maior frequência de casos ocorresse no primeiro mês de validade de uma APAC-Oncologia. Para a nova situação, os parâmetros dos modelos de mistura foram re-estimados. A partir das novas taxas de utilização foram obtidas as novas estimadas para o total de atendimentos/ano e, conseqüentemente, para a nova infra-estrutura necessária. O número de casos por cada modalidade terapêutica permaneceu inalterado a fim de possibilitar comparações com os resultados obtidos da infra-estrutura estimada a partir do conjunto de dados observado.

Capítulo 5 – Simulação da Infra-Estrutura

Nesse capítulo serão apresentados os resultados relativos às etapas de construção, execução e validação do modelo de simulação.

5.1. Caracterização dos casos identificados nas bases de dados

A Tabela 1 apresenta a distribuição do número de casos identificados nas bases de dados, conforme gênero, situação etária, estadiamento e localização primária do tumor. Observa-se que nas três bases de dados os casos do gênero feminino variaram de 52 a 59%. Esses percentuais encontram-se um pouco acima da estimativa de incidência de câncer nas mulheres, que é da ordem de 50% (BRASIL, 2002b). O percentual de casos em adultos variou de 96 a 97% do total de casos identificados. Esses percentuais conferem com as estimativas fornecidas pelo Registro de Câncer de Base Populacional (RCBP).

O SIH/SUS não apresenta registro para o estadiamento do tumor de um caso de câncer, só sendo possível comparar a distribuição dessa variável no módulo de oncologia do APACCSIA/SUS e no RHC-FOSP. Observa-se que os estadiamentos III e IV representaram cerca de 31% dos casos identificados no RHC-FOSP e 50% dos casos identificados no módulo de oncologia do APACCSIA/SUS. O estadiamento Y (estadiamento TNM não se aplica) representou 15% dos casos, no RHC-FOSP, e 10%, no módulo de oncologia do APACCSIA/SUS. Os estadiamento X (Impossível de estabelecer estadiamento clínico) e Z (Estadiamento clínico não informado) estão presentes apenas nas bases de dados do RHC-FOSP.

A localização primária do tumor encontrava-se distribuída de forma semelhante nas três bases de dados. As diferenças foram observadas apenas para os tumores de Pele não melanoma e Mama Feminina, que foram os de maior frequência no RHC-FOSP. O tumor de Mama Feminina apresentou a maior frequência de ocorrência tanto no módulo de oncologia do APACCSIA/SUS quanto no SIH/SUS. O tumor de Pele não melanoma ocupou a terceira posição no SIH/SUS e a sétima no módulo de oncologia do APACCSIA/SUS.

Tabela 1 – Características dos casos de câncer e das internações identificados nas bases de dados do RHC-FOSP, do módulo oncologia do APACSA/SUS e do SIH/SUS

Características	Categorias	RHC-FOSP		APACSA/SUS		SIH/SUS	
		N	%	N	%	N	%
Gênero	Masculino	13.686	48	15.398	47	7.085	41
	Feminino	14.976	52	17.686	53	10.186	59
Situação Etária	Adulto	27.618	96	31.773	96	16.720	97
	Criança	1.044	4	1.460	4	550	3
	N/D	0	0	33	0	1	0
Estadiamento TNM*	0	1.217	4	1.195	4	–	–
	I	5.980	21	3.675	11	–	–
	II	4.932	17	8.430	25	–	–
	III	4.257	15	8.897	27	–	–
	IV	4.555	16	7.717	23	–	–
	X	1.036	4	–	–	–	–
	Y	4.320	15	3.352	10	–	–
	Z	2.365	8	–	–	–	–
Localização Primária do Tumor	Boca	1.496	5	2.181	7	1.000	6
	Colo do útero	2.259	8	2.188	7	1.045	6
	Colón e reto	1.731	6	2.727	8	1.521	9
	Esôfago	685	2	824	2	264	2
	Estomago	1.220	4	983	3	903	5
	Mama Feminina	3.993	14	7.079	21	3.217	19
	Pele não melanoma	5.938	21	1.273	4	1.167	7
	Próstata	2.267	8	2.819	8	744	4
	Traq., Brônq. e Pulmão	1.523	5	1.862	6	347	2
	Outras localizações	7.550	26	11.330	34	6.727	39
	Fora do Capítulo II	–	–	–	–	336	2
Total de casos nas bases de dados		28.662		33.266		17.271	

*Estadiamento TNM: 0 – Tumor *In situ*; I – Tumor Localizado; II – Tumor loco-regionalmente inicial; III – Tumor loco-regionalmente avançado; IV – Metástase à distância; X – Impossível de estabelecer estadiamento clínico; Y – Classificação TNM não se aplica; Z – Estadiamento clínico não informado

5.2. Obtenção do perfil de necessidade das modalidades terapêuticas

O RHC-FOSP forneceu a programação de modalidades terapêuticas para os casos de câncer diagnosticados em 2002 (Tabela 2). Observa-se que a moda da distribuição de programação de tratamento encontra-se na cirurgia oncológica.

Tabela 2 – Perfil de necessidade das modalidades terapêuticas identificadas no RHC-FOSP

Modalidades terapêuticas	Número de casos novos	%
Cirurgia	11.350	40
Radioterapia	2.375	8
Quimioterapia	3.449	12
Cirurgia e Radioterapia	1.204	4
Cirurgia e Quimioterapia	1.745	6
Radioterapia e Quimioterapia	1.854	6
Cirurgia, Radioterapia e Quimioterapia	1.295	4
Outras combinações de tratamento	2.307	8
Nenhum tratamento realizado	2.895	10
Sem informação	188	1
Total de casos	28.662	100

O módulo de oncologia do APACSIA/SUS forneceu o número de casos que receberam tratamento de radioterapia ou quimioterapia no período entre janeiro de 2002 a janeiro de 2004. Nesse período, foram identificados 33.266 casos de câncer. Os casos identificados no módulo de oncologia do APACSIA/SUS podem ou não ter se submetido a uma cirurgia oncológica. Para estimar o número de cirurgias a partir do número de casos identificados no módulo de oncologia do APACSIA/SUS procedeu-se da seguinte forma:

- 1) Recuperou-se no RHC-FOSP o número de casos para as modalidades terapêuticas de quimioterapia (3.449) e de cirurgia com quimioterapia (1.745). O percentual observado para cada uma dessas modalidades terapêuticas foi aplicado ao número de casos de quimioterapia identificado no módulo de oncologia do APACISIA/SUS (13.949). Dessa forma, tem-se na Tabela 3 a estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas de quimioterapia isolada (9.263) e cirurgia com quimioterapia (4.686).

Tabela 3 – Estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas de quimioterapia isolada e cirurgia com quimioterapia

Modalidades terapêuticas	RHC-FOSP		APACISIA/SUS
	Nº de casos	%	Est. nº casos
Quimioterapia	3.449	66,40	9.263
Cirurgia e Quimioterapia	1.745	33,60	4.686
Total de casos	5.194	100,00	13.949

- 2) Recuperou-se no RHC-FOSP o número de casos para as modalidades terapêuticas de radioterapia isolada (2.375) e de cirurgia com radioterapia (1.204). O percentual observado para cada uma dessas modalidades terapêuticas foi aplicado ao número de casos de radioterapia isolada identificado no módulo de oncologia do APACISIA/SUS (11.357). Dessa forma, tem-se na Tabela 4 a estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas de radioterapia isolada (7.536) e cirurgia com radioterapia (3.821).

Tabela 4 – Estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas de radioterapia e cirurgia com radioterapia

Modalidades terapêuticas	RHC-FOSP		APACSA/SUS
	Nº de casos	%	Est. nº casos
Radioterapia	2.375	66,36	7.536
Cirurgia e Radioterapia	1.204	33,64	3.821
Total de casos	3.579	100,00	11.357

- 3) Recuperou-se no RHC-FOSP o número de casos para as modalidades terapêuticas de radioterapia combinada com quimioterapia (1.854) e de cirurgia combinada com radioterapia e quimioterapia (1.295). O percentual observado para cada uma dessas modalidades terapêuticas foi aplicado ao número de casos de radioterapia combinada com quimioterapia identificado no módulo de oncologia do APACSA/SUS (7.960). Dessa forma, tem-se na Tabela 5 a estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas de radioterapia combinada com a quimioterapia (4.687) e cirurgia combinada com a radioterapia e quimioterapia (3.273).

Tabela 5 – Estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas combinadas de quimioterapia com radioterapia e cirurgia com quimioterapia e radioterapia

Modalidades terapêuticas	RHC-FOSP		APACSA/SUS
	Nº de casos	%	Est. nº casos
Radioterapia e Quimioterapia	1.854	58,88	7.536
Cirurgia, Radioterapia e Quimioterapia	1.295	41,12	3.821
Total de casos	3.149	100,00	11.357

O SIH/SUS forneceu o número de casos que se submeteram a uma cirurgia oncológica no ano de 2002. Nesse período foram identificados 17.271 casos, que podem ou ter recebido tratamento de quimioterapia ou radioterapia. Para recuperar o número de casos de cirurgia isolada e cirurgia com qualquer outra modalidade terapêutica procedeu-se da seguinte forma:

- 1) Estimou-se o número de casos que se submeteram a uma cirurgia oncológica no mesmo ano do diagnóstico. Isso ocorreu em função do SIH/SUS não armazenar a data de diagnóstico do tumor dos casos identificados. Observa-se na Tabela 6 que, em média, a diferença entre o número de cirurgias registradas pela data de diagnóstico no RHC-FOSP e número de cirurgias registradas pela data de realização no SIH/SUS foi de 5%. Aplicando esse percentual ao número de casos identificados no SIH/SUS (17.271), estimou-se que, no ano de 2002, 16.411 casos se submeteram a uma cirurgia oncológica no mesmo ano de diagnóstico.

Tabela 6 – Séries históricas das cirurgias oncológicas no RHC-FOSP e SIH/SUS

Ano	Casos do RHC-FOSP	Internações no SIH/SUS	Diferença %
2000	14.183	13.549	4,7%
2001	15.962	14.826	7,7%
2002	15.594	17.271	-9,7%

- 2) Recuperou-se no RHC-FOSP o número de casos para as modalidades terapêuticas de cirurgia (11.350) e de cirurgia combinada com qualquer outra modalidade terapêutica (4.244). O percentual observado para cada uma dessas modalidades terapêuticas foi aplicado ao número de casos estimado no SIH/SUS que se submeteram a uma cirurgia oncológica no mesmo ano do diagnóstico (16.411). Dessa forma, tem-se na Tabela 7 a estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas de cirurgia (11.944) e cirurgia com qualquer com qualquer outra modalidade terapêutica (4.467).

Tabela 7 – Estimativa do número de casos no SUS para as modalidades terapêuticas de radioterapia e cirurgia com radioterapia

Modalidades terapêuticas	RHC-FOSP		APACSA/SUS
	Nº de casos	%	Est. nº casos
Cirurgia	11.350	72,78	11.944
Cirurgia e qualquer outra modalidade	4.244	27,22	4.467
Total de casos	15.594	100,00	16.411

Alocando o número de casos estimados anteriormente para cada uma das modalidades terapêuticas, tem-se o perfil de necessidade das modalidades terapêuticas dos casos que buscaram tratamento no SUS, no ano de 2002 (Tabela 8). Para as categorias “Outras combinações de tratamento”, “Nenhum tratamento realizado” e “Sem informação” foram usados mesmos números de casos observado na Tabela 2, em função dessas categorias só serem observadas no RHC-FOSP.

Tabela 8 – Estimativa do número de casos por modalidade terapêutica

Modalidades terapêuticas	Número de casos novos	%
Cirurgia	11.944	24
Radioterapia	7.536	15
Quimioterapia	9.263	18
Cirurgia e Radioterapia	3.821	8
Cirurgia e Quimioterapia	4.686	9
Radioterapia e Quimioterapia	4.687	9
Cirurgia, Radioterapia e Quimioterapia	3.273	6
Outras combinações de tratamento	2.307	5
Nenhum tratamento realizado	2.895	6
Sem informação	188	0
Total de casos	50.600	100

Os casos de cirurgia oncológica, quimioterapia e radioterapia, com qualquer tipo de combinação, totalizam 45.210 casos de câncer. Desse total, 23.724 (53%) devem estar se submetendo a uma cirurgia oncológica no SUS, 19.317 (43%) devem estar recebendo tratamento de radioterapia no SUS e 21.909 (49%) devem estar recebendo tratamento de quimioterapia no SUS. Esses percentuais foram utilizados como estimativa de necessidade das modalidades terapêuticas dos casos que realizam tratamento no SUS no estado de São Paulo.

5.3. Modelagem das taxas de utilização das modalidades terapêuticas

Essa seção tem por finalidade apresentar os resultados para a modelagem das taxas de utilização das modalidades terapêuticas de quimioterapia, radioterapia e cirurgia oncológica.

5.3.1. Quimioterapia

A taxa de utilização de quimioterapia foi modelada tanto para os casos que receberam quimioterapia de forma isolada quanto para os que receberam quimioterapia combinada com a radioterapia. Observa-se que os casos que receberam quimioterapia de forma combinada apresentaram uma variabilidade maior do que a observada para os casos que receberam quimioterapia de forma isolada (Figura 4).

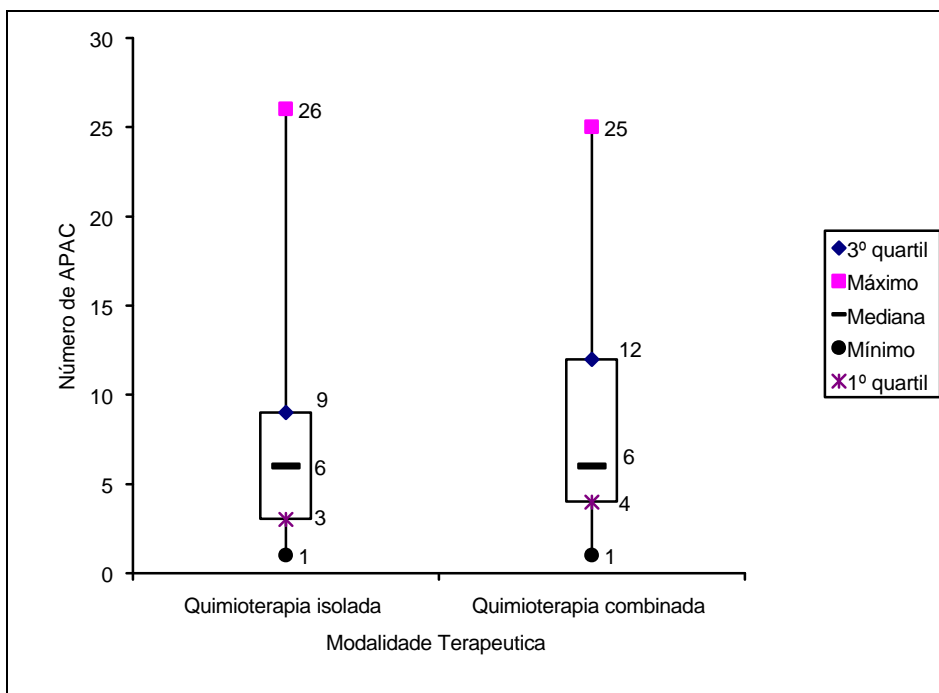


Figura 4 – Comparação da variabilidade da taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia

Na modelagem das taxas de utilização dos casos que receberam quimioterapia de forma isolada foram utilizadas as distribuições de Poisson e Normal (Quadro 4). Os modelos de melhor ajuste ao conjunto de dados, segundo estatística de erro GGC, foram: Normal com quatro componentes (GGC igual a 11,59) e o Poisson com oito componentes (GGC igual a 13,01). O melhor ajuste visual ao conjunto de dados foi alcançado pelo modelo Normal com quatro componentes (Figura 5). As estimativas bayesianas dos parâmetros desse modelo indicaram que, em média, 40,3% dos casos recebem tratamento por 2,4 meses.

A simulação da taxa de utilização a partir do modelo Normal com quatro componentes retornou um número de casos semelhante ao que foi observado no conjunto de dados para quase todas as categorias (Figura 6). A exceção foi para a categoria de dois meses de tratamento, na qual a simulação retornou um número maior de casos.

Quadro 4 – Modelos de mistura ajustados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica quimioterapia isolada

Distribuição	Nº de componentes	Proporção de casos	Taxa de utilização	Erro de ajuste pelo GGC
Poisson	2	74,5 25,5	4,2 13,2	14,62
Poisson	3	54,6 28,8 16,6	3,5 7,4 14,9	13,12
Poisson	4	48,6 22,4 14,1 14,9	3,4 6,2 9,4 15,1	13,08
Poisson	8	28,1 17,8 15,0 11,2 7,9 5,9 4,9 9,1	3,0 4,0 5,4 6,9 9,0 11,1 13,7 15,8	13,01
Normal	2	65,4 34,6	3,9 11,4	22,25
Normal	3	38,7 23,9 37,5	2,4 5,8 11,1	18,81
Normal	4	40,3 25,0 11,2 23,4	2,4 5,7 8,5 13,5	11,59

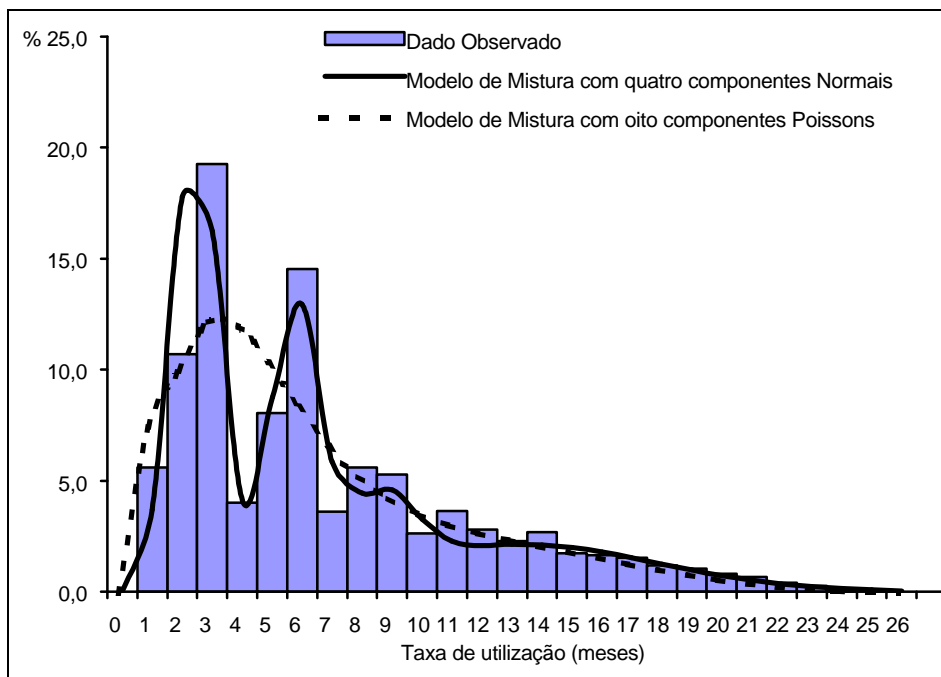


Figura 5 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura a distribuição da taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia isolada

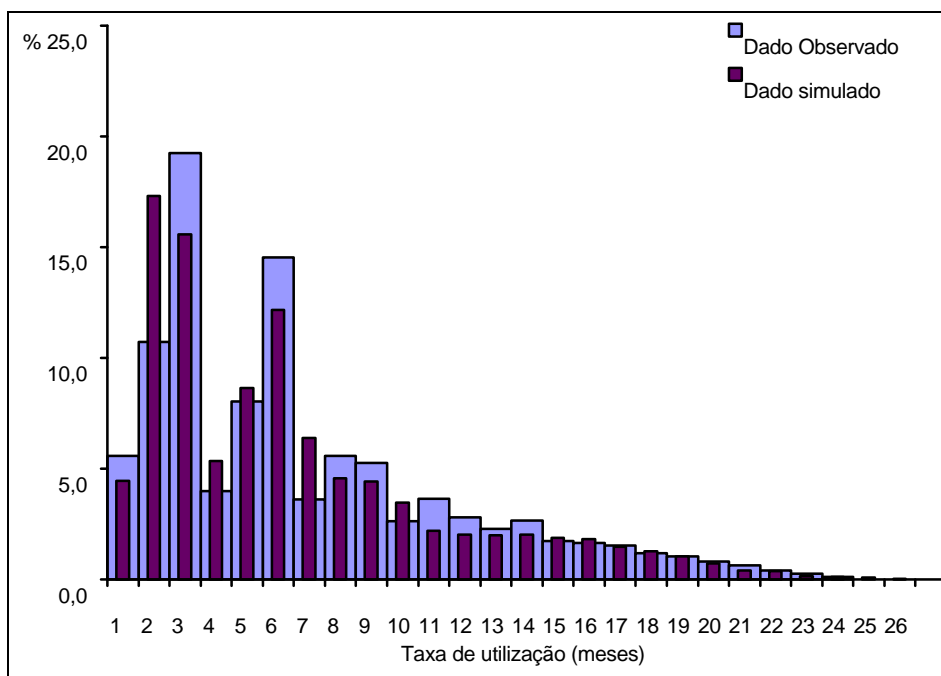


Figura 6 – Comparação dos valores simulados pelo modelo de mistura com os valores observados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia isolada

Na modelagem das taxas de utilização dos casos que receberam quimioterapia combinada com a radioterapia foram utilizadas as distribuições de Poisson e Normal (Quadro 5). Os modelos que apresentaram melhor ajuste, segundo estatística de erro GGC, foram: Normal com dois componentes (GGC igual a 25,82) e o Poisson com oito componentes (GGC igual a 16,83). No entanto, o melhor ajuste visual ao conjunto de dados foi alcançado por um modelo Normal com três componentes (Figura 7). As estimativas bayesianas dos parâmetros desse modelo indicaram que, em média, 57,6% dos casos receberam tratamento por 11,4 meses.

A simulação da taxa de utilização a partir do modelo de melhor ajuste visual retornou um número de casos semelhante ao observado para quase todas as categorias (Figura 8). As exceções foram para as categorias de um, seis, oito e nove meses de tratamento, para as quais simulação retornou um número menor de casos.

Quadro 5 – Modelos de mistura ajustados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica quimioterapia combinada com a radioterapia

Distribuição	Nº de componentes	Proporção de casos	Estimativa do parâmetro	Erro de ajuste (GGC)
Poisson	2	40,0	13,5	17,39
		60,0	4,8	
Poisson	3	38,0	13,7	17,12
		34,1	4,8	
		27,9	4,5	
Poisson	4	37,2	13,8	17,01
		21,1	4,1	
		20,3	4,5	
		21,4	4,3	
Poisson	8	10,4	3,8	16,83
		9,3	3,6	
		9,6	3,7	
		7,2	3,3	
		8,0	3,5	
		35,8	13,9	
		9,9	3,7	
		9,8	3,7	
Normal	2	47,3	4,2	25,82
		52,7	11,9	
Normal	3	23,8	2,8	27,77
		18,6	5,7	
		57,6	11,4	

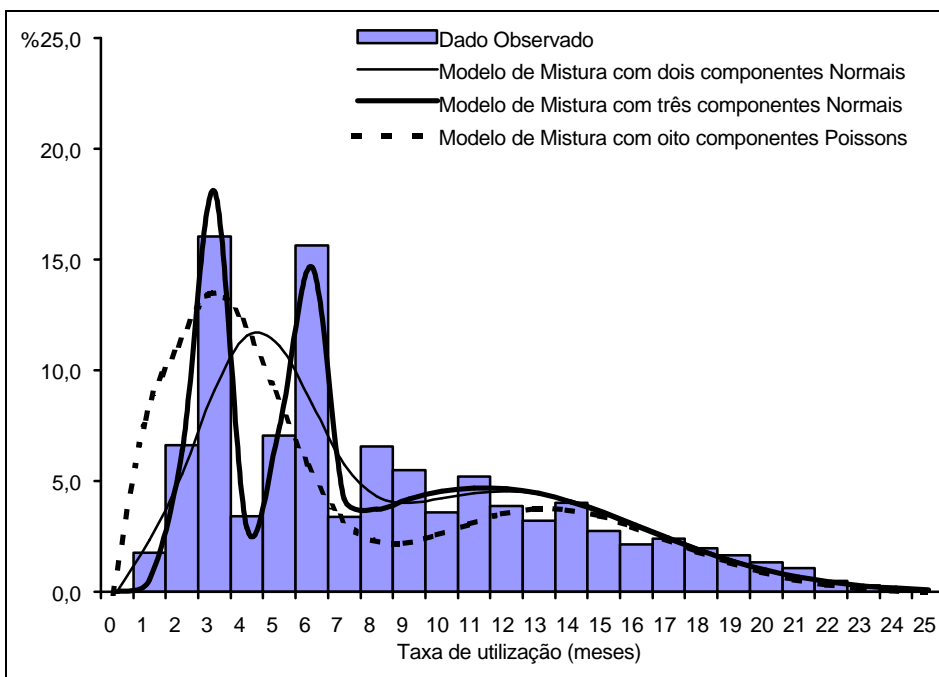


Figura 7 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura a distribuição da taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia combinada

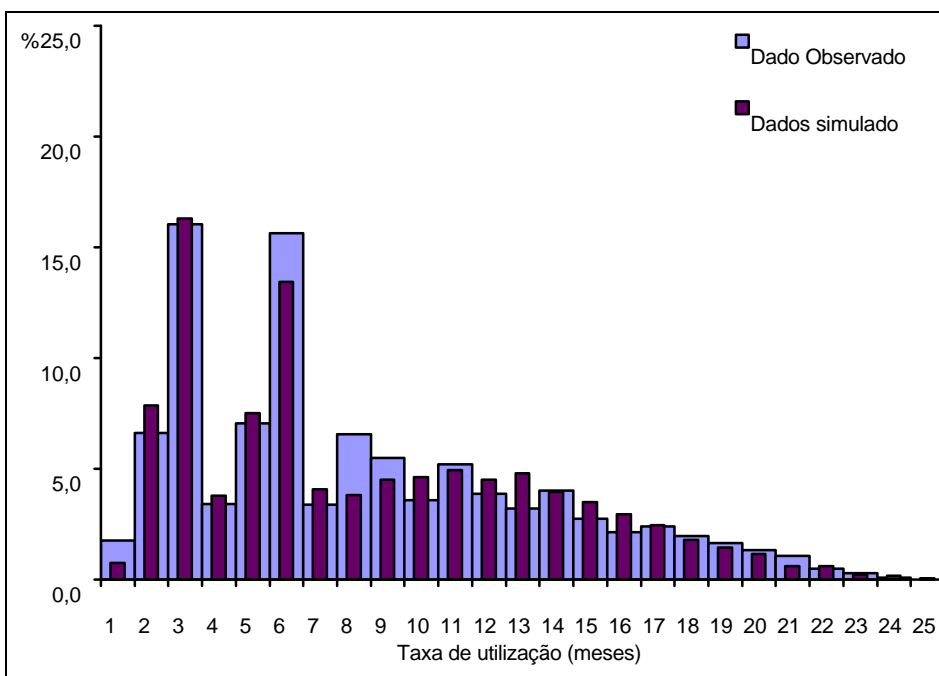


Figura 8 – Comparação dos valores simulados pelo modelo de mistura com os valores observados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia combinada

5.3.2. Radioterapia

A taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia foi modelada tanto para os casos que receberam radioterapia de forma isolada quanto para os que receberam radioterapia combinada com a quimioterapia. Observa-se que para ambos os grupos o valor do 1º quartil foi igual ao valor da mediana (Figura 9). Este resultado indicou uma forte concentração de casos com até duas APAC-Oncologia de radioterapia ao longo do tratamento.

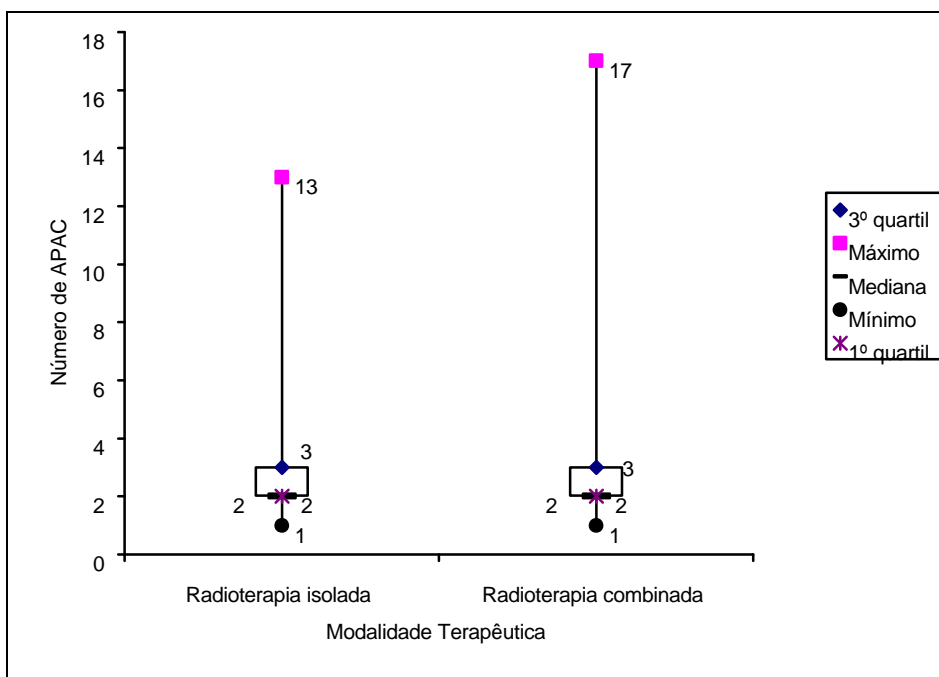


Figura 9 – Comparação da variabilidade da taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia

Na modelagem das taxas de utilização dos casos que receberam radioterapia isolada foram utilizadas as distribuições de Poisson e Normal (Quadro 6). Os modelos que apresentaram melhor ajuste, segundo estatística de erro GGC, foram: Normal com seis componentes (GGC igual a 2,10) e o Poisson com três componentes (GGC igual a 841,90). No entanto, o melhor ajuste visual ao conjunto de dados foi alcançado por um modelo Normal com dois componentes (Figura 10). As estimativas bayesianas dos

parâmetros desse modelo indicaram que, em média, 90,0% dos casos apresentaram 2,0 APAC-Oncologia de radioterapia ao longo do tratamento.

A simulação da taxa de utilização a partir do modelo de melhor ajuste visual retornou um número de casos semelhante ao observado para todas as categorias (Figura 11).

Quadro 6 – Modelos de mistura ajustados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica radioterapia isolada

Distribuição	Nº de componentes	Proporção de casos	Estimativa do parâmetro	Erro de ajuste (GGC)
Poisson	2	31,7	2,0	842,10
		68,3	2,3	
Poisson	3	27,8	2,1	841,90
		45,7	2,3	
		26,5	2,4	
Normal	2	90,0	2,0	399,90
		10,0	4,0	
Normal	3	63,0	1,7	158,30
		28,7	3,0	
		8,3	4,3	
Normal	4	22,3	1,0	66,08
		39,8	2,0	
		37,2	3,2	
		0,7	4,0	
Normal	5	22,2	1,0	11,40
		40,4	2,0	
		29,6	3,0	
		5,1	4,0	
		2,7	5,3	
Normal	6	22,2	1,0	2,10
		40,3	2,0	
		29,5	3,0	
		5,1	4,0	
		2,2	5,0	
		0,7	7,0	

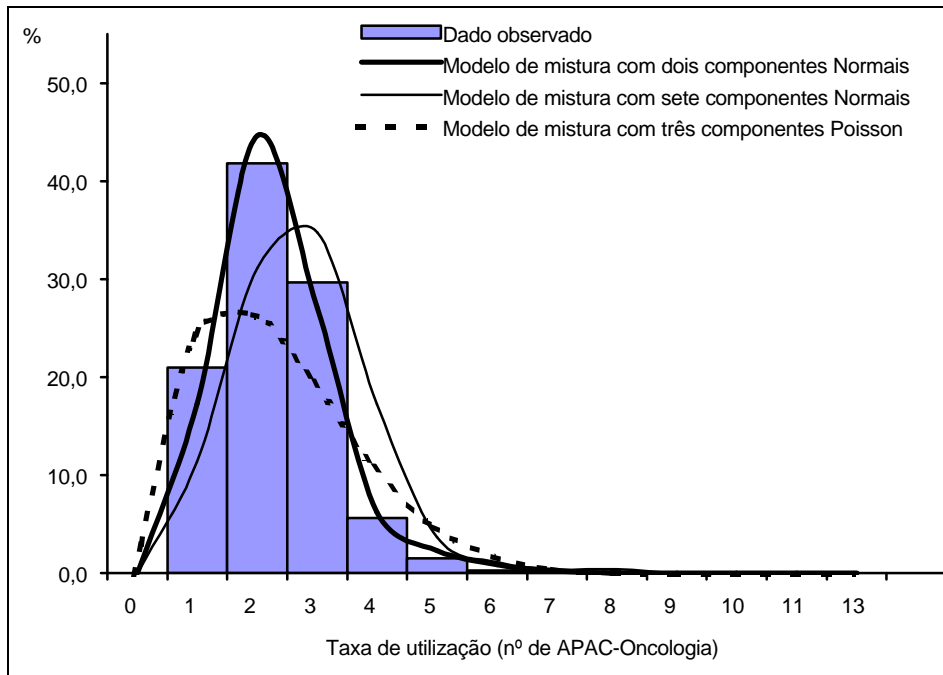


Figura 10 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura a distribuição da taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia isolada

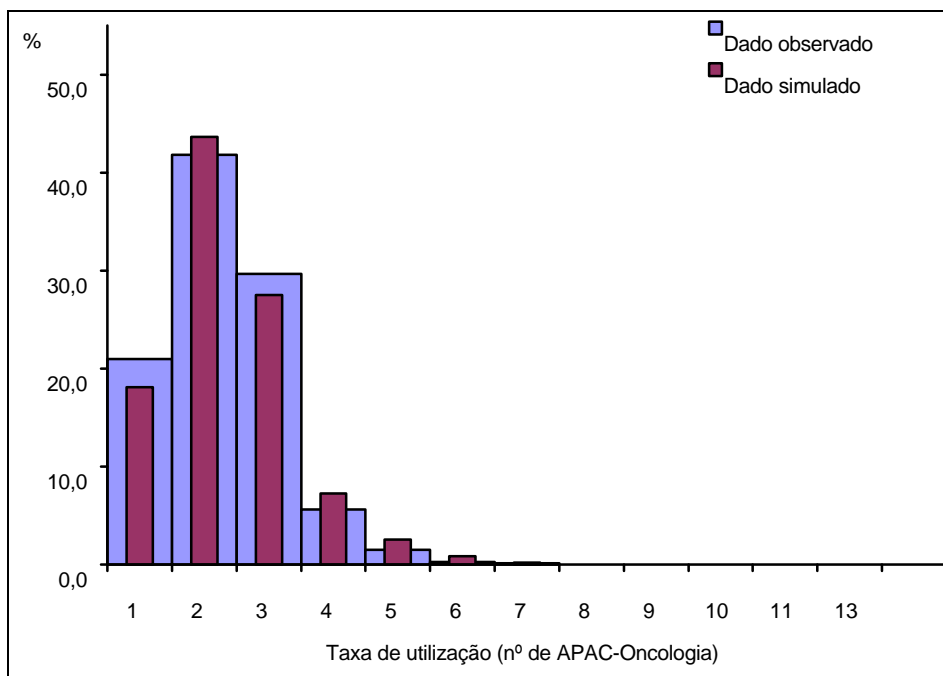


Figura 11 – Comparação dos valores simulados pelo modelo de mistura com os valores observados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia isolada

Na modelagem das taxas de utilização dos casos que receberam radioterapia combinada com a quimioterapia foram utilizadas as distribuições de Poisson e Normal (Quadro 7). Os modelos que apresentaram melhor ajuste, segundo estatística de erro GGC, foram: Normal com dois componentes (GGC igual a 343,10) e o Poisson com dois componentes (GGC igual a 876,00). O modelo Normal com dois componentes também foi o que apresentou melhor ajuste visual ao conjunto de dados (Figura 12). As estimativas bayesianas dos parâmetros desse modelo indicaram que, em média, 96,1% dos casos apresentaram 2,4 APAC-Oncologia de radioterapia ao longo do tratamento.

A simulação da taxa de utilização a partir do modelo de melhor ajuste visual retornou um número de casos semelhante ao observado para todas as categorias (Figura 13).

Quadro 7 – Modelos de mistura ajustados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica radioterapia combinada com a quimioterapia

Distribuição	Nº de componentes	Proporção de casos	Estimativa do parâmetro	Erro de ajuste (GGC)
Poisson	2	41,6	2,3	876,00
		58,4	2,7	
Normal	2	96,1	2,4	343,10
		3,9	6,0	

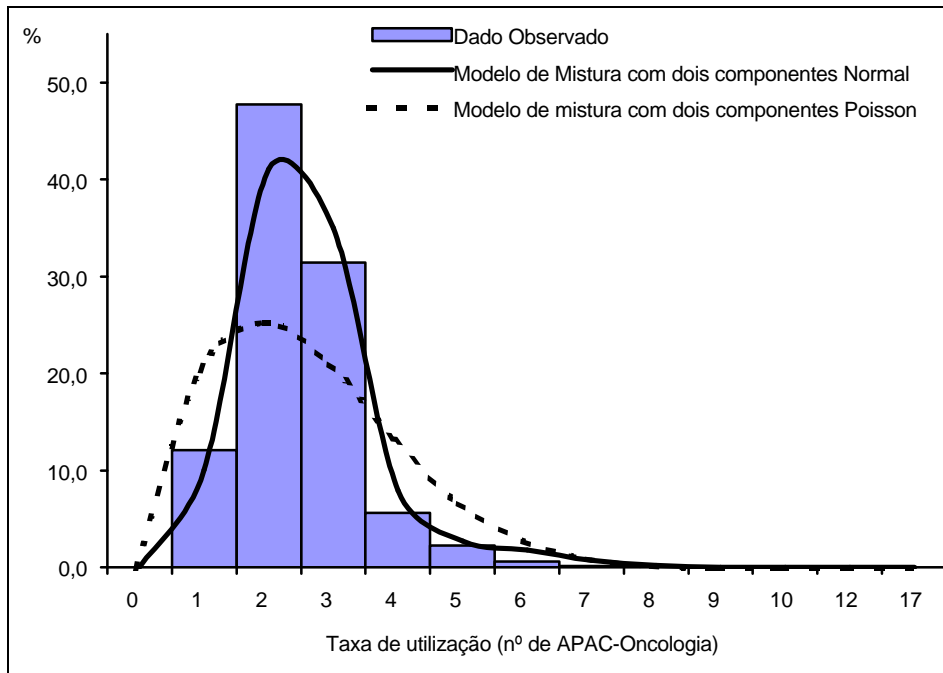


Figura 12 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura a distribuição da taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia combinada

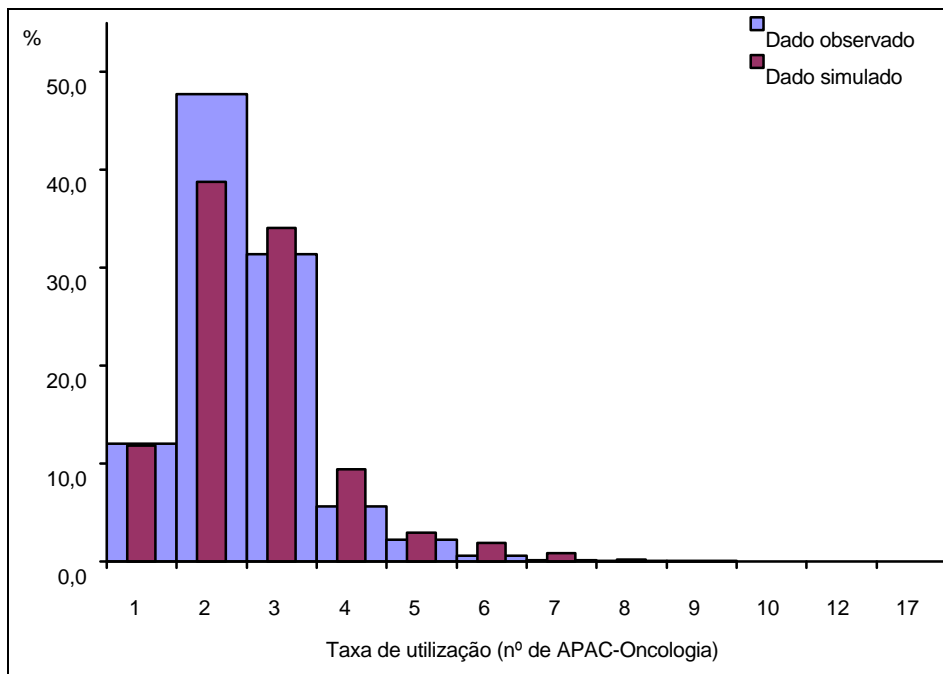


Figura 13 – Comparação dos valores simulados pelo modelo de mistura com os valores observados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de radioterapia combinada

5.3.3. Cirurgia Oncológica

A distribuição da variável *Tempo de permanência hospitalar* foi utilizada para caracterizar a taxa de utilização de leito hospitalar para os casos que se submeteram a uma cirurgia oncológica. O tempo de permanência registrado nas bases de dados variou de 1 a 5 dias para quase 56% dos casos identificados. O tempo médio de permanência (TMP) dos casos foi de 7,5 dias.

A distribuição Beta, com estimativas de máxima verossimilhança de seus parâmetros iguais a 0,54, 25,80, 1 e 365, foi a que apresentou melhor ajuste visual à distribuição da taxa de utilização do leito para cirurgia oncológica (Figura 14). Para esses parâmetros, o valor esperado de uma distribuição Beta para a taxa de utilização foi igual a 7,9 dias. A simulação da taxa de utilização da modalidade terapêutica de cirurgia oncológica a partir de uma distribuição Beta retornou um número de casos semelhante ao observado no conjunto de dados (Figura 15).

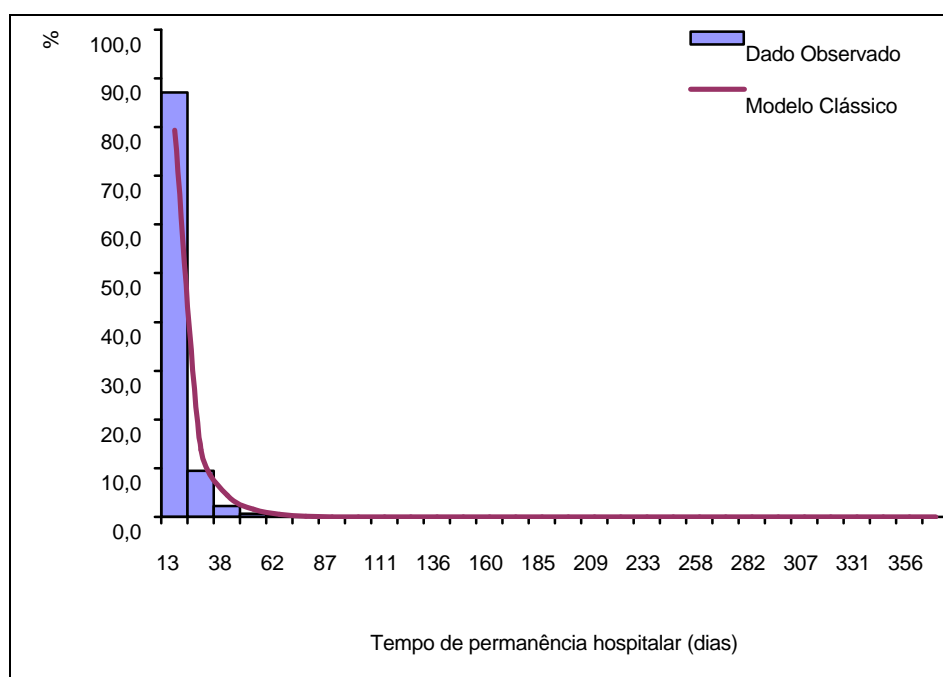


Figura 14 – Comparação do ajuste da distribuição Beta à distribuição da taxa de utilização da modalidade terapêutica de cirurgia oncológica

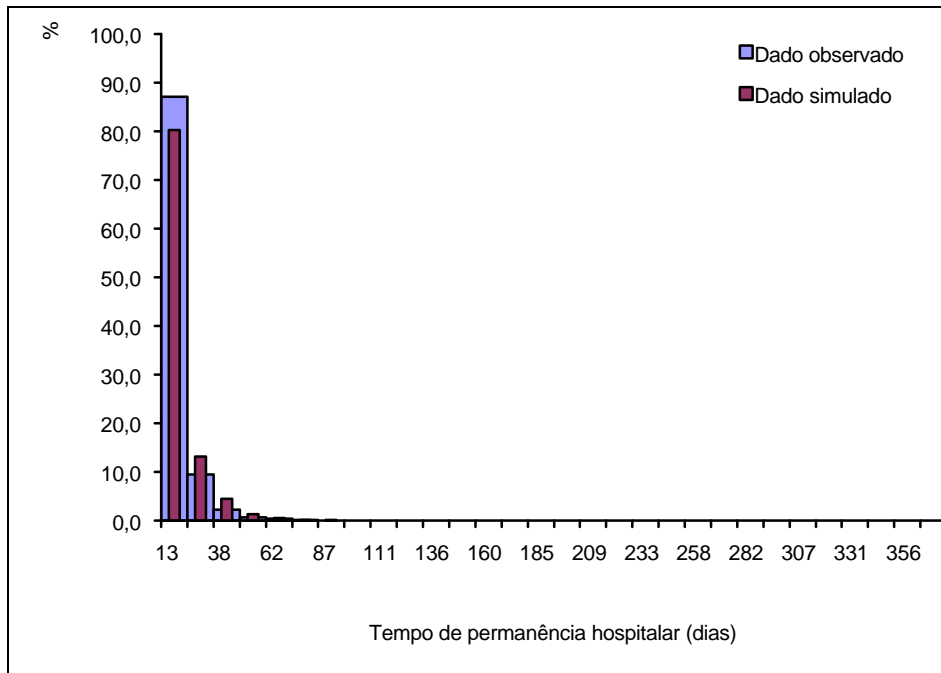


Figura 15 – Comparação dos simulados pela distribuição Beta com os observados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de cirurgia oncológica

5.4. Dimensionamento da infra-estrutura

Para o dimensionamento da infra-estrutura é necessário informar ao modelo de simulação os seguintes parâmetros: percentuais de casos para cada modalidade terapêutica, taxas de utilização das modalidades terapêuticas e infra-estrutura dos serviços de Cirurgia oncológica, Quimioterapia e Radioterapia. Para os 50.600 casos identificados nas bases de dados em 2002, o modelo de simulação retornou o número de casos para as modalidades terapêuticas de cirurgia oncológica, quimioterapia e radioterapia apresentadas na Tabela 9.

Tabela 9 – Número de casos por modalidade terapêutica simulados a partir de um total de 50.600 casos de câncer ao ano

Modalidades terapêuticas	Casos simulados
Cirurgia	26.529
Quimioterapia	24.506
Radioterapia	21.572

A partir do número de casos simulados e das taxas de utilização estimou-se o número de atendimentos que deveriam ocorrer anualmente no SUS para cada modalidade terapêutica no estado de São Paulo. Os passos para estimar esse número de atendimentos encontram-se descritos a seguir:

- 1) Obter no modelo de simulação o número de casos para as modalidades terapêuticas de cirurgia, quimioterapia isolada, quimioterapia combinada, radioterapia isolada e radioterapia combinada (Tabela 10).
- 2) Redistribuir o número de casos obtidos no Passo 1 de acordo com os percentuais identificados pelos modelos de mistura para cada subgrupo de modalidade terapêutica. Após essa redistribuição, aplicar as taxas de utilização de cada subgrupo. O Quadro 8 apresenta o resultado final deste passo.

Tabela 10 – Número de casos por modalidade terapêutica simulados a partir de um total de 50.600 casos de câncer ao ano

Modalidades terapêuticas	Casos simulados
Cirurgia	26.529
Quimioterapia isolada	14.094
Quimioterapia combinada	10.412
Radioterapia isolada	11.160
Radioterapia combinada	10.412

Quadro 8 – Estimativa do número anual de atendimentos por modalidade terapêutica segundo os parâmetros do modelo de mistura

Modalidade terapêutica	Modelo de Mistura	Proporção de casos	Nº de casos	Taxa de utilização	Estimativa do nº de atendimentos
Quimioterapia isolada	Normal com 4 componentes	40,4	5.694	2,4	13.666
		25,0	3.524	5,7	20.087
		11,2	1.579	8,5	13.422
		23,4	3.298	13,5	44.523
Quimioterapia combinada	Normal com 3 componentes	23,8	2.478	2,8	6.938
		18,6	1.937	5,7	11.041
		57,6	5.997	11,4	68.366
Total para quimioterapia		–	24.506		178.043
Radioterapia isolada	Normal com 2 componentes	90,0	10.044	2,0	20.088
		10,0	1.116	4,0	4.464
Radioterapia combinada	Normal com 2 componentes	96,1	10.006	2,4	24.014
		3,9	406	6,0	2.436
Total para radioterapia		–	21.572	–	51.002
Cirurgia oncológica	Beta com 1 componente	100,0	26.529	1,0	26.529

O dimensionamento da infra-estrutura foi obtido dividindo-se o número de atendimentos estimados para o total de casos previstos (Quadro 8) pela capacidade de atendimento de um CACON por modalidade terapêutica (Quadro 2). Para efeito de comparação, a infra-estrutura também foi dimensionada a partir dos parâmetros apresentados por GADELHA (2005), o quais prevêem: uma internação com oito dias de utilização do leito hospitalar, seis meses de utilização dos serviços de quimioterapia e um mês de utilização dos serviços de radioterapia. Dessa forma, é possível avaliar o impacto que a inclusão das taxas de utilização por subgrupos de modalidades terapêuticas causaram no dimensionamento da infra-estrutura.

Comparando as infra-estruturas simuladas (Tabela 11), o uso das taxas de utilização estimadas pelos modelos de mistura aumentou em 1,2 e 2,4 vezes a necessidade de infra-estrutura dos serviços de quimioterapia e radioterapia, respectivamente. A infra-estrutura para os serviços de cirurgia oncológica ficou inalterada, uma vez que não foram observadas diferenças entre as taxas de utilização apresentadas por GADELHA (2005) e as estimadas nesse trabalho.

Tabela 11 – Comparação da infra-estrutura simulada a partir das taxas de utilização apresentadas por Gadelha (2005) e as estimadas

INFRA-ESTRUTURA (nº de casos)	Taxas de Utilização	
	Gadelha (2005)	Modelos de Mistura
Número de CACON (50.600)	51	51
Cirurgia Oncológica (26.529)		
Sala de Cirurgia	147	147
Leitos Cirúrgicos	2.653	2.653
Quimioterapia (24.506)		
Poltronas	245	297
Oncologistas clínicos	82	99
Técnicos de enfermagem	82	99
Profissional de enfermagem	41	49
Radioterapia (21.572)		
Equipamentos para terapia por radiação	43	102
Médico radioterapeuta	43	102
Físico-médico	43	102
Técnico de radioterapia	86	204
Profissional de enfermagem	43	102

5.5. Análise de sensibilidade

Esta seção tem por finalidade realizar uma análise de sensibilidade dos parâmetros estimados por meio dos dados de produção, que via de regra estão sujeitos a outros fatores além da necessidade real dos pacientes. Assim, as taxas de utilização das modalidades terapêuticas de quimioterapia foram alteradas para se observar o impacto que essa alteração causaria na infra-estrutura.

Neste trabalho, observou-se que sistematicamente a modalidade terapêutica de quimioterapia (Figuras 5 e 7) apresentou uma frequência maior de casos com taxa de utilização no último mês de cada trimestre. Esse padrão perde força conforme a taxa de utilização avança para períodos superiores a 10 meses. Esse padrão pode ser devido a prática de algumas unidades faturarem as APAC-Oncologia até o final do período de autorização, que é de três meses por APAC-Oncologia. Imaginando um cenário no qual

o gestor realize um controle rigoroso desta prática, este perfil poderia ser alterado e com isto a maior frequência de casos ocorreria no primeiro mês do trimestre. O modelo de simulação poderia prever qual seria a infra-estrutura esperada para esta condição.

Para a simulação do cenário apresentado é necessário obter novas estimativas para as taxas de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia. A estimativa para a nova taxa de utilização dos serviços de quimioterapia foi obtida a partir da inversão da distribuição da taxa de utilização observada para essa modalidade terapêutica. Após o processo de inversão dos dados originais, o número de casos observados no primeiro mês de um determinado trimestre passou a ser o número de casos do terceiro mês desse mesmo trimestre e vice e versa. Essa inversão foi realizada tanto para os casos que recebem tratamento de quimioterapia de forma isolada quanto para os que recebem tratamento de forma combinada. O modelo de Poisson com quatro componentes foi o que apresentou, pela estatística de erro GGC, o melhor ajuste ao conjunto de dados alterados (Quadro 9). As Figuras 16 e 17 apresentam o ajuste da distribuição de Poisson com quatro componentes a taxa de utilização dos dados alterados.

As estimativas bayesianas do modelo com melhor ajuste encontram-se no Quadro 8. Observa-se que os modelos ajustados para os dados alterados alocaram uma proporção maior de casos no componente de menor valor médio, quando comparado aos modelos ajustados a partir dos dados originais (Quadro 4 e 5). Além disso, esses modelos apresentaram estimativas para as taxas de utilização menores do que as estimativas obtidas pelos modelos ajustados para os dados originais.

Quadro 9 – Modelos de Mistura ajustados a partir dos dados alterados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia

Modalidade terapêutica	Distribuição de Probabilidade (nº de componentes)	Proporção de casos	Taxa de utilização	Erro de ajuste (GGC)
Quimioterapia isolada	Poisson (4)	52,3	2,6	12,05
		16,9	5,7	
		15,9	9,3	
		14,9	15,1	
Quimioterapia combinada	Poisson (4)	26,5	1,9	15,42
		25,0	4,9	
		16,9	8,5	
		31,6	14,2	

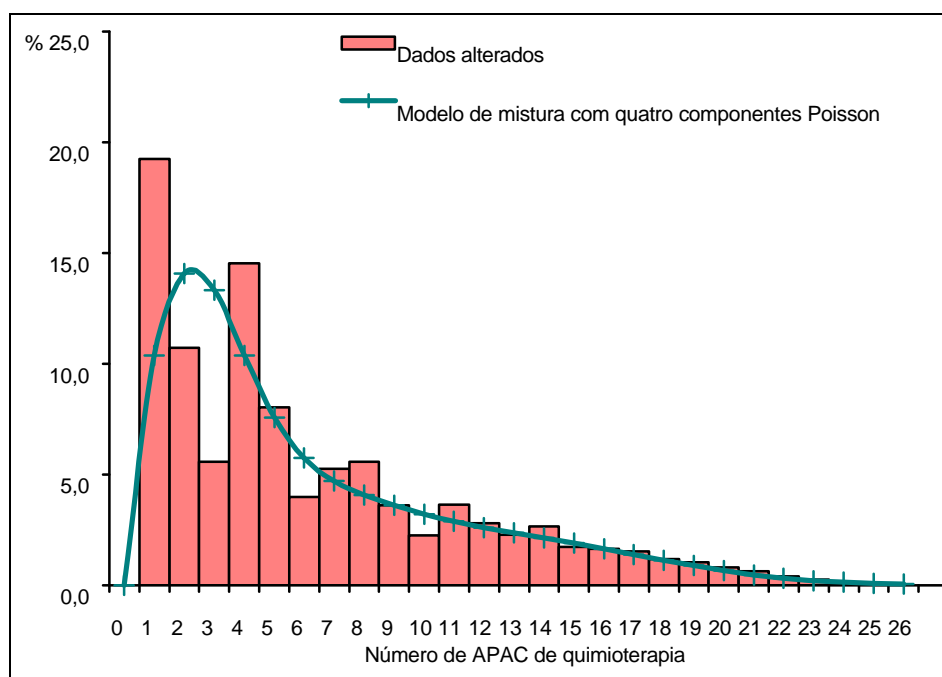


Figura 16 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura aos dados alterados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia isolada

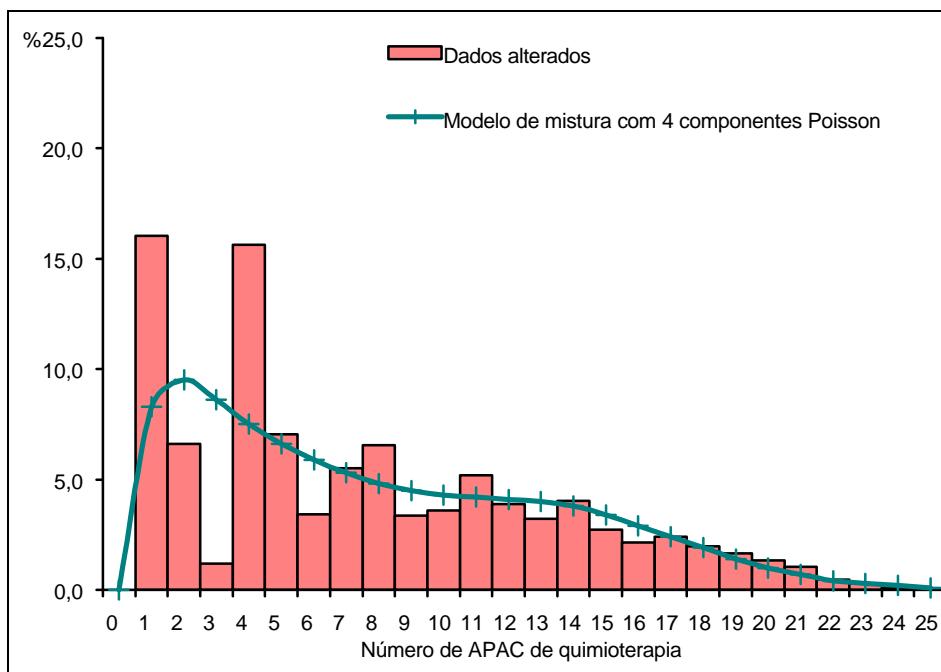


Figura 17 – Comparação do ajuste dos modelos de mistura aos dados alterados para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia combinada

O Quadro 10 apresenta a estimativa do número de atendimentos nos serviços de quimioterapia caso as taxas de utilização desse serviço fossem alteradas. Comparando com os atendimentos estimados para os dados originais (Quadro 8), observou-se uma redução em torno de 7% no número de atendimentos. Como consequência, a infraestrutura para os serviços de quimioterapia também sofreu uma redução em torno de 7% (Tabela 12).

Quadro 10 – Estimativa do número de atendimentos para a modalidade terapêutica de quimioterapia segundo os parâmetros do modelo de mistura dos dados alterados

Modalidade terapêutica	Modelo de Mistura	Proporção de casos	Nº de casos	Taxa de utilização	Estimativa do nº de atendimentos
Quimioterapia isolada	Poisson com 4 componentes	52,3	7.371	2,6	19.165
		16,9	2.382	5,7	13.577
		15,9	2.241	9,3	20.841
		14,9	2.100	15,1	31.710
Quimioterapia combinada	Poisson com 4 componentes	26,5	2.759	1,9	5.242
		25,0	2.603	4,9	12.755
		16,9	1.760	8,5	14.960
		31,6	3.290	14,2	46.718
Total para quimioterapia		–	24.506	–	164.968

Tabela 12 – Comparação da infra-estrutura simulada para a modalidade terapêutica a partir dos dados originais e para os dados alterados

INFRA-ESTRUTURA (nº de casos)	Taxas de Utilização dos Modelos de Mistura	
	Dados originais	Dados alterados
Quimioterapia (24.506)		
Poltronas	297	275
Oncologistas clínicos	99	92
Técnicos de enfermagem	99	92
Profissional de enfermagem	49	46

Capítulo 6 – Discussão

O dimensionamento da infra-estrutura dos serviços de assistência oncológica deve ter por base as necessidades terapêuticas dos casos de câncer de uma dada região. GADELHA (2002) realizou um exercício de estimativas de parâmetros de programação da assistência oncológica com base na produção de serviços do ano de 2001. A autora recomendou a necessidade de se aprimorar os parâmetros por ela adotados. Nesse sentido, este trabalho apresentou um modelo de simulação para o dimensionamento da infra-estrutura para a assistência oncológica no SUS de acordo com as necessidades terapêuticas dos casos de câncer observada no RHC do estado de São Paulo (RHC-FOSP). As bases de produção ambulatorial e hospitalar do SUS foram utilizadas para fornecerem o número de casos para cada uma das modalidades terapêuticas identificadas. O trabalho apresentou ainda uma metodologia capaz de identificar a utilização diferenciada das modalidades terapêuticas de quimioterapia e radioterapia por subgrupos de casos atendidos no sistema. Assim, as modalidades terapêuticas de quimioterapia e radioterapia passaram a ter mais de uma taxa de utilização, o que representou um avanço na estimação dos parâmetros de programação.

Para simular a infra-estrutura necessária para a assistência integrada aos casos de câncer identificados nas bases de dados foi necessária a obtenção dos seguintes parâmetros: número de casos de câncer no sistema, perfil de necessidade das modalidades terapêuticas e taxas de utilização por modalidade terapêutica. Quanto ao número de casos no sistema, este foi estimado a partir das estimativas da incidência e mortalidade por câncer no Brasil e do percentual de cobertura do SUS aos casos de câncer no estado de São Paulo (BRASIL, 2002b). GADELHA (2002) discute a dificuldade de mensurar a precisão do número de casos novos de câncer para certas regiões com base nas estimativas do relatório de incidência e mortalidade por câncer no Brasil. Um dos motivos para essa dificuldade seria o fato de apenas 16 Registros de Câncer de Base Populacional (RCBP), dos 22 em funcionamento, fornecerem dados para o cálculo da estimativa da taxa de incidência para todas as regiões brasileiras. Destes, apenas os RCBP de Palmas, Cuiabá, Salvador e João Pessoa apresentariam séries históricas de casos novos de câncer até o ano de 2000. Os demais RCBP ou

apresentavam registros de casos para apenas um ano ou séries históricas anteriores ao ano de 2000. A autora também chamou a atenção para o fato de que as capitais que forneceram os dados de RCBP mais atualizados estavam fora da região sudeste, que é a região onde se concentram os maiores contingentes populacionais. Dessa forma, os grandes centros urbanos não se encontrariam perfeitamente representados. No entanto, para o estado de São Paulo, a distribuição dos casos por gênero, situação etária e pelos principais tumores, observada nas bases de dados do RHC-FOSP e de produção do SUS, assemelhou-se ao que seria esperado pelas estimativas de incidência com base no RCBP.

O segundo parâmetro utilizado para estimar o número de casos de câncer no sistema foi o percentual de cobertura do SUS a esses casos. Os gestores do SUS trabalham com uma estimativa de 80% de cobertura (KLIGERMAN, 2001). Aplicando este percentual a estimativa de casos novos de câncer para o estado de São Paulo no ano de 2002 (117 mil), haveria cerca de 94 mil casos novos de câncer recebendo atendimento pelo SUS no estado de São Paulo neste mesmo ano. No entanto, neste trabalho a estimativa de casos novos sendo atendimentos no SUS no estado de São Paulo em 2002 foi de 50.600, o que estaria conferindo ao SUS um percentual de 43% de cobertura aos casos de câncer. A diferença observada nos percentuais de cobertura utilizados pelos gestores do SUS e o estimado neste trabalho pode ser explicada pelo fato do percentual de cobertura utilizado pelos gestores considerar todas as etapas da assistência oncológica (prevenção, diagnóstico, tratamento, reabilitação e palição). Este trabalho considerou apenas a etapa de tratamento que envolve a cirurgia, quimioterapia e radioterapia. As demais etapas não puderam ser consideradas uma vez que ou os dados estavam ainda muito incipientes ou, então, inexistentes. Um outro fator que pode estar ajudando a explicar a diferença observada no percentual de cobertura estimado neste trabalho e o utilizado pelos gestores seria uma forte presença do setor de saúde suplementar no estado de São Paulo. Conforme dados da Agência Nacional de Saúde (ANS/MS), cerca de 43% da população de São Paulo é coberta por algum plano de saúde. Destes, 40% possuem planos de saúde regidos sob a nova legislação, que garante cobertura integral para doenças crônicas degenerativas nos prestadores credenciados no setor de saúde suplementar (BRASIL, 2004).

Para estimar o perfil de modalidades terapêuticas utilizou-se a programação de tratamento observada no RHC-FOSP e o número de casos identificados nas bases de produção ambulatorial e hospitalar do SUS. A distribuição de programação de tratamento observada em um RHC contém apenas registro para os casos que receberam tratamento em um CACON. Assim, os casos de câncer que receberam tratamento em unidades isoladas (quimioterapia ou radioterapia) ou em hospitais gerais (cirurgia oncológica) não foram considerados neste perfil. Uma solução para esta limitação foi aplicar os percentuais de casos por combinação de modalidades terapêuticas observados no RHC-FOSP ao número de casos por modalidades terapêuticas identificados no módulo de oncologia do APACISIA/SUS e no SIH/SUS. Por serem estas bases de dados destinadas ao controle administrativo da produção assistencial realizada no SUS, torna-se necessário fazer algumas considerações quanto ao uso destas bases para estimar a totalidade de casos sendo atendidos no SUS. O módulo de oncologia do APACISIA/SUS forneceu o número de casos que receberam quimioterapia ou radioterapia no SUS. Para faturar a produção realizada para estes casos é necessário que o prestador de serviço tenha uma autorização prévia do órgão autorizador regional (BRASIL, 1998b). Assim, acredita-se que o subregistro da produção de quimioterapia e radioterapia seja baixo, o que contribui para que o número de casos para as modalidades terapêuticas de quimioterapia e radioterapia seja de fato próximo ao efetivamente atendido no SUS.

Para a cirurgia oncológica, acredita-se que o número de casos obtidos na base do SIH/SUS encontra-se realmente subestimado. Um dos motivos para este subregistro seria o fato de apenas os CACON estarem autorizados a faturarem procedimentos de cirurgia oncológica no SUS. Esta situação acaba causando o subregistro deste procedimento no SIH/SUS. Acredita-se que uma considerável parcela das cirurgias oncológicas realizadas nos hospitais gerais do SUS acabem sendo registradas no SIH/SUS com códigos de procedimentos que não caracterizem uma cirurgia oncológica. Essa prática acaba por mascarar a real necessidade das cirurgias oncológicas no SUS. Um outro motivo para o subregistro seria um grande contingente de beneficiários de planos de saúde utilizando a cobertura do plano para se submeterem a uma cirurgia oncológica e a rede de prestadores do SUS para receberem quimioterapia ou radioterapia. Essa situação ocorre devido a restrições contratuais para a cobertura de doenças crônico-degenerativas que muitos planos de saúde ainda apresentam (BRASIL, 2004). Esta situação começou a se inverter a partir da regulamentação do setor de saúde

suplementar em 2000 que, entre outras medidas, estabeleceu um rol mínimo de procedimentos que as operadoras de planos de saúde deveriam garantir cobertura a seus beneficiários. No entanto, a adaptação de todos os contratos de planos de saúde às novas regras do setor é um processo lento e complexo, o que leva a crer que muitos beneficiários de plano de saúde ainda estejam utilizando os prestadores do SUS para receberem tratamento oncológico, sobretudo para a quimioterapia e radioterapia.

Dessa forma, uma vez mais foi utilizada a distribuição por combinação de modalidades terapêuticas para recuperar, a partir do número de casos de quimioterapia e radioterapia, o número de cirurgias oncológicas realizadas nos hospitais gerais do SUS ou nos prestadores da rede credenciada dos planos de saúde. Ao final do processo de estimação observou-se que o número de casos na modalidade terapêutica de cirurgia oncológica passou de 15.594, observado inicialmente no RHC-FOSP, para 23.724. Com este resultado, se poderia estimar um subregistro das cirurgias oncológicas no SIH/SUS de aproximadamente 52%. No entanto, este subregistro pode ser ainda maior em função de não ter sido possível recuperar os casos que se submeteram apenas ao procedimento cirúrgico sem demandarem as modalidades terapêuticas de quimioterapia e radioterapia.

O próximo parâmetro estimado para o modelo de simulação foi à taxa de utilização por modalidade terapêutica. GADELHA (2002) utilizou uma taxa de utilização fixa de seis meses para dimensionar os serviços de quimioterapia e de um mês para dimensionar os serviços de radioterapia. No entanto, os histogramas da variável *Número de APAC-Oncologia* (Figuras 5 e 7) indicaram uma utilização diferenciada das modalidades terapêuticas de quimioterapia e radioterapia por subgrupos de casos. Para a cirurgia oncológica, esse padrão diferenciado de distribuição não foi observado (Figura 14). KLIGERMAN (2001) e GADELHA (2005) já apontavam para a necessidade de se estimar taxas de utilização diferenciadas para os diferentes subgrupos de casos de câncer atendidos no SUS. A dificuldade em recuperar o histórico do tratamento de um caso de câncer era uma das limitações para a identificação desta taxa diferenciada. Este trabalho, além de apresentar uma metodologia capaz de efetuar a recuperação do histórico de tratamento dos casos que receberam tratamento de quimioterapia ou radioterapia (GOMES JR et al, 2004), também apresentou uma forma de identificar a utilização diferenciada dos subgrupos por cada modalidade terapêutica por meio dos modelos de mistura.

Para modelar as taxas de utilização, inicialmente utilizou-se a distribuição de Poisson. Isso ocorreu devido a variável de interesse (*número de APAC*) ser obtida por meio de um processo de contagem. No entanto, esta distribuição não apresentou um ajuste adequado ao conjunto de dados. A princípio, se poderia pensar que o problema da superdispersão estaria contribuindo para o ajuste inadequado. De fato, o problema da superdispersão foi observado, porém o padrão de registro das APAC-Oncologia parece ter contribuído de forma muito mais significativa para o ajuste inadequado observado. A distribuição de Poisson prevê valores variando no intervalo entre zero e mais infinito e com probabilidade decrescente dos eventos a partir do ponto médio. Este padrão não foi observado nos histogramas da distribuição das taxas de utilização de quimioterapia e radioterapia. Por outro lado, percebeu-se nestes histogramas um aumento na frequência da taxa de utilização a cada três meses. Talvez esse fenômeno possa ser explicado pela lógica de faturamento de uma APAC-Oncologia. Para que um caso de câncer dê continuidade ao seu tratamento, a unidade de saúde deve requerer a cada três meses uma nova autorização para a realização de procedimentos oncológicos. Durante este período, o controle da realização ou não do procedimento autorizado fica a cargo do gestor local. Dessa forma, é possível que alguns prestadores apresentem ao sistema de faturamento três meses de produção mesmo que o caso de câncer tenha recebido apenas um ou dois meses de tratamento. Essa prática gera um aumento no faturamento para o prestador sem que haja uma equivalência no aumento da produção de serviços. O controle desta situação passa necessariamente pelo aprimoramento das ações de controle e avaliação dos órgãos autorizadores regionais. Provavelmente, a real taxa de utilização das modalidades terapêuticas de quimioterapia e radioterapia esteja no meio do período de validade de uma APAC-Oncologia, com os casos se distribuindo proporcionalmente ao redor desse valor médio. Assim, o melhor ajuste observado para o modelo normal com dois componentes, para radioterapia, e com quatro componentes, para quimioterapia, acabaria se justificando. Os modelos de mistura de melhor ajuste visual conseguiram discriminar grupos de casos clinicamente coerentes. Por exemplo, observou-se para a modalidade terapêutica de quimioterapia a presença de um grupo de casos com taxa de utilização superior a 10 meses, o que parece com a utilização do subgrupo de pacientes em hormonioterapia, subgrupo típico nos casos de câncer de mama feminina.

O uso da distribuição Normal, definida por todo o intervalo dos números reais, para simular a distribuição de uma variável discreta gera uma série de problemas que

precisaram ser equacionados. O primeiro problema foi à ocorrência de valores menores do que um ou negativos. Esses valores não são desejados, uma vez que um caso de câncer deve apresentar pelo menos uma APAC-Oncologia ao longo do seu tratamento. Como solução, incluiu-se na rotina de programação do SAS® uma instrução que rejeitava todos os valores simulados que fossem negativos ou menores do que um. Provavelmente, a solução adotada esteja explicando as diferenças observadas entre os valores observados e simulados, sobretudo no início da série. A geração de valores fracionados foi o segundo problema a ser equacionado devido ao uso de um modelo contínuo para simular uma variável discreta. O SAS® apresenta a função *round* que, num intervalo entre dois inteiros, aproxima 50% dos valores gerados para o intervalo inferior e os demais 50% para o intervalo superior. No entanto, a solução mais adequada seria aplicar um método numérico de geração de valores discretos a partir de uma função contínua (DIAS e DIMURO, 2000).

Associando o número de casos simulados por modalidade terapêutica com as taxas de utilização tem-se o número de atendimentos esperados. A estimativa de atendimentos foi aplicada à infra-estrutura recomendada para um CACON para se obter a quantidade necessária de serviços para garantir assistência integrada aos casos de câncer (BRASIL, 2001b). Comparando a infra-estrutura obtida a partir dos parâmetros estimados neste trabalho com a infra-estrutura estimada a partir dos parâmetros adotados por GADELHA (2002), observou-se a necessidade de aumento na infra-estrutura para os serviços de quimioterapia de aproximadamente 21% e para os serviços de radioterapia de aproximadamente 37%. As taxas diferenciadas por subgrupo de casos de câncer ajudam a explicar as diferenças observadas. GADELHA (2002) utilizou uma taxa de utilização fixa de seis meses para dimensionar os serviços de quimioterapia e de um mês para dimensionar os serviços de radioterapia. A taxa fixa de quimioterapia utilizada por GADELHA (2002) atende a necessidade de assistência de 60% dos casos que receberam quimioterapia isolada e de 76% dos casos que receberam quimioterapia combinada. Dessa forma, o parâmetro adotado por GADELHA (2002) estaria subestimando a necessidade de infra-estrutura para os serviços de quimioterapia dos casos que demandam mais de seis meses de tratamento.

Por outro lado, as taxas de utilização estimadas pelos modelos de mistura para a radioterapia merecem uma análise mais criteriosa dos resultados obtidos. Os modelos de

mistura identificaram cerca de 90% dos casos com uma taxa de utilização de dois meses. Os demais 10% dos casos teriam uma taxa de utilização superior a quatro meses. É importante ressaltar que as taxas de radioterapia estimadas pelos modelos de mistura podem na realidade estar refletindo um problema no faturamento deste procedimento no módulo de oncologia do APAC/SIA/SUS, como já discutido anteriormente. A obtenção de taxas de utilização mais realistas para os serviços de radioterapia demanda a realização de estudos mais específicos, os quais não foram objetos deste trabalho. Talvez, os parâmetros de utilização adotados por GADELHA (2002) para estimar a infraestrutura dos serviços de radioterapia ainda sejam os mais adequados.

Devido às suspeitas levantadas com relação às taxas de utilização estimadas pelos modelos de mistura estarem sendo influenciadas pela lógica de faturamento de uma APAC-Oncologia, realizou-se uma análise de sensibilidade com os dados da produção de quimioterapia. Essa análise foi realizada invertendo-se a distribuição observada para a taxa de utilização da modalidade terapêutica de quimioterapia de forma que a maior frequência de casos ocorresse no primeiro mês de validade de uma APAC-Oncologia. A alteração no padrão de registro das APAC-Oncologia de quimioterapia estaria de certa forma simulando um aprimoramento na gestão do registro dos dados da produção deste procedimento pelos órgãos autorizadores regionais. Como a distribuição foi alterada, foi necessário um novo ajuste dos modelos de mistura para essa nova configuração. O modelo de Poisson com quatro componentes foi o que apresentou melhor ajuste, assemelhando-se ao modelo normal ajustado para os dados originais. Comparando os modelos ajustados para a nova realidade com os modelos estimados para os dados originais, observou-se uma redução nas taxas de utilização. A redução nas taxas de utilização com os novos parâmetros reduziu o número de atendimentos em 7% e, em consequência, a infra-estrutura do serviço de quimioterapia. Este resultado mostra que mesmo alterando-se radicalmente o padrão de registro dos dados da APAC-Oncologia de quimioterapia, o resultado final para a taxa de utilização não afetaria em grandes proporções o dimensionamento previsto com os dados originais. Com isso, observa-se que o módulo de oncologia do APAC/SIA/SUS mostra-se extremamente útil no fornecimento de parâmetros para o dimensionamento da infraestrutura oncológica no SUS. Por meio dos dados do módulo de oncologia do APAC/SIA/SUS, se poderia pensar em estimar taxas de utilização mais específicas (por tipo de tumor, estadiamento, finalidade do tratamento etc), refinando ainda mais o

parâmetro para o dimensionamento da infra-estrutura dos serviços de radioterapia e quimioterapia.

No sentido de verificar o impacto do dimensionamento previsto na rede de serviços instalada, comparou-se a infra-estrutura prevista pelo modelo de simulação com a disponível para o SUS no estado de São Paulo. O modelo de simulação estimou que o estado de São Paulo necessitaria ter cadastrado um total de 2.653 leitos cirúrgicos para o atendimento da totalidade de casos que demandam cirurgia oncológica. Consultando o Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde (CNES), verifica-se uma disponibilidade de 573 leitos cirúrgicos oncológicos para o SUS no estado de São Paulo (BRASIL, 2005a). Dessa forma, haveria necessidade do número de leitos cirúrgicos crescer cerca de 4,6 vezes para garantir assistência integral a todos os casos. O aumento observado parece razoável, uma vez que se deseja que partes das cirurgias realizadas fora de um CACON estejam registradas no sistema de informação.

Para radioterapia, o modelo de simulação previu a necessidade de 102 equipamentos para terapia por radiação. No ano de 2002, a Pesquisa Assistência Médico-Sanitária (AMS) do IBGE (BRASIL, 2005b) constatou a existência de 295 desses equipamentos no estado de São Paulo, sendo que, destes, 206 estavam disponíveis para o SUS. Este resultado denota uma folga de 104 equipamentos. No entanto, para se confirmar essa folga, é necessário verificar se os equipamentos disponíveis estão realmente produzindo para o SUS na proporção de 500 atendimentos/ano por equipamento, que é o parâmetro de capacidade de produção de um equipamento de teleterapia atualmente utilizado.

Para quimioterapia não foi possível identificar o número de poltronas disponibilizadas para o SUS nas fontes de dados existentes. Assim, não foi possível comparar a infra-estrutura simulada com a disponível para o SUS. Contudo, o CNES apresenta registro de 184 centros de quimioterapia disponível para o SUS (BRASIL, 2005a). Considerando que cada centro disponibilize ao SUS duas poltronas, isto seria suficiente para atender a demanda pretendida, uma vez que estas poltronas produzissem o equivalente a 600 atendimentos/ano por poltrona.

A partir desses resultados, percebe-se que a infra-estrutura disponível para o SUS no estado de São Paulo apresenta-se suficiente em termos de números de unidades

cadastradas e equipamentos. O problema talvez esteja na baixa produção dessas unidades ou na falta de mão-de-obra especializada, como já apontado por GADELHA (2002). No entanto, é preciso considerar que um aumento na produção de serviços deve ser acompanhado de um aumento nos tetos orçamentários, o que acaba demandando um maior controle por parte dos gestores locais no sentido de garantir uma alocação mais racional dos recursos e uma melhora no registro dos dados.

Dessa forma, o modelo de simulação desenvolvido neste trabalho torna-se um importante instrumento de apoio à gestão destes recursos. Por meio deste modelo o gestor pode, por exemplo, simular uma situação desejada e comparar os resultados com a realidade existente, decidindo o quanto de recursos deve ser alocado ou re-alocado para garantir a integralidade da assistência. Um outro exemplo de uso do modelo de simulação poderia ser, que na ausência de dados locais, o gestor poderia usar os parâmetros estimados neste estudo aplicados a estimativa local de número de casos novos para dimensionar uma rede de assistência oncológica para a sua região. Dessa forma, os parâmetros estimados neste trabalho poderiam ser utilizados por gestores de outras localidades, desde que respeitadas as realidades locais de cada região.

Cabe ainda destacar a necessidade de replicar este modelo para realidades diferentes da de São Paulo e observar o impacto que os dados locais de RHC, para as regiões que possuem este registro disponível e atualizado, causariam na infra-estrutura. Com relação aos dados da produção assistencial, estes se encontram disponíveis nas páginas do DATASUS após o período de faturamento. Dessa forma, o problema não está na disponibilidade do dado e sim no grau de confiabilidade destes dados em refletir a real produção regional, uma vez que este controle passa necessariamente pelo órgão de controle e avaliação regional e independe dos sistemas de faturamento do SUS.

Finalmente, este trabalho mostra a necessidade de se reconsiderar os atuais parâmetros de programação da assistência oncológica, dado que já se dispõe de fontes de dados mais atualizadas e com maior abrangência da assistência prestada e de métodos de estimação mais adequados para a identificação desses parâmetros.

Referências

- ANDRADÓTTIR, S. e BIER, V., M., 2000. “Applying Bayesian ideas in simulation”. *Simulation Practice and Theory*, v.8, pp: 253-280.
- ANDRIEU, C. et al., 2001. *An Introduction to MCMC for Machine Learning*. Netherlands. Kluwer Academic Publishers.
- BEKMAN, O. R. e COSTA NETO, P. L., 2000. *Análise estatística da decisão*. São Paulo. Editora Edgard Blücher Ltda.
- BERTHOLD, M. e HAND, D., 1999. *Intelligent Data Analysis: An introduction*. Berlin. Springer-Verlang.
- BÖHNING, D. e SEIDEL, W., 2002. “Editorial: recent developments in mixture modesl”. *Computational Statistics & Data Analysis*, v. 41, pp: 349-357.
- BORBA, G. S. e RODRIGUES, L. H., 1998a. “Pesquisa conhecimento e viabilidade da utilização de simulação computacional nos hospitais da região metropolitana de Porto Alegre”. *Revista Eletrônica de Administração (READ)*, v.4, n.1, (Julho).
- BORBA, G. S. e RODRIGUES, L. H., 1998b. “Simulação computacional aplicada a sistemas hospitalares”. *Revista Eletrônica de Administração (READ)*, v.4, n.1, (Julho).
- BRAGA, M. J. F., 1984. “Sobre o conceito de sistemas”. *Revista Marítima Brasileira* v4 (janeiro-março), pp.33-54.
- BRASIL, 1989. Ministério da Saúde, União Internacional Contra o Câncer – UICC. *TNM Classificação dos tumores malignos*, 4º edição, pp. 93-100. Brasília. Centro de documentação do Ministério da Saúde.
- BRASIL, 1994. Ministério da Saúde, Secretaria de Assistência à Saúde – SAS. “Equipamentos para Estabelecimentos Assistenciais de Saúde: Planejamento e Dimensionamento 2ª Edição”.

BRASIL, 1996. Ministério da Administração e Reforma do Estado, Escola Nacional de Administração Pública (ENAP), GADELHA, M.I.P. “Experiências Inovadoras em Gestão Pública Federal: Como promover e trabalhar em parceria”. *Banco de Soluções ENAP*. Disponível em: <http://www.enap.gov.br/prg/promover_parceria.htm, 27/05/2003>.

BRASIL, 1998a. Ministério da Saúde, Gabinete do Ministro. “Portaria nº 3535, de 02 de setembro de 1998: Estabelece critérios para cadastramento de centros de atendimento em oncologia”. *Diário Oficial da União* nº 169-E – Seção 1, 14 de outubro de 1998. Atualizada pelas portarias SAS/MS 296 de 15 de julho de 1999, SAS/MS 432 de 03 de outubro de 2001 e GM/MS 1655 de 17 de setembro de 2002.

BRASIL, 1998b. Ministério da Saúde, Gabinete do Ministro. “Portaria nº 3536, de 02 de setembro de 1998: Dispõem sobre a implantação dos formulários e regulamenta sua utilização na sistemática de autorização e cobrança dos procedimentos ambulatoriais na área do câncer”. *Diário Oficial da União* nº 169 de 14 de outubro de 1998.

BRASIL, 2001a. Secretaria de Estado da Saúde de São Paulo, Fundação Oncocentro de São Paulo (FOSP). *Registro Hospitalar de Câncer no Estado de São Paulo – 2000*. Cadernos FO SP, v.3.

BRASIL, 2001b. Secretaria de Estado da Saúde do Rio de Janeiro. Comissão Estadual de Reorganização, Reorientação e Acompanhamento da Assistência Oncológica do Rio de Janeiro (CERRAO). “Diretrizes para Reorganização, Reorientação e Acompanhamento da Assistência Oncológica no estado do Rio de Janeiro”. *Revista Brasileira de Cancerologia*, v.47, n.2, pp. 125-141.

- BRASIL, 2002a. Ministério da Saúde, Gabinete do Ministro. “Portaria nº 1101, 12 de junho de 2002: Estabelece parâmetros de cobertura assistencial no âmbito do Sistema Único de Saúde”. *Diário Oficial da União* de 13 de junho de 2002. Disponível em: <<http://dtr2001.saude.gov.br/sas/PORTARIAS/Port2002/Gm/GM-1101.htm>>
- BRASIL, 2002b. Ministério da Saúde, Secretaria de Atenção à Saúde, Instituto Nacional de Câncer (INCA/MS). *Estimativas da incidência e mortalidade por câncer no Brasil*. Rio de Janeiro: INCA/MS.
- BRASIL, 2003a. Ministério da Saúde, Secretaria de Atenção à Saúde (SAS/MS). *Manual da AIH*. Brasília: SAS/MS Disponível em: <<http://dtr2001.saude.gov.br/sas/download/manual%20aih%20-%20nov-02.pdf>, 30/07/2004>.
- BRASIL, 2003b. Ministério da Saúde, Secretaria de Atenção à Saúde, Instituto Nacional de Câncer (INCA/MS). “Dados dos registros de base populacional”. *Câncer no Brasil*, v.3. Disponível em: < <http://www.inca.gov.br/regpop/2003/>, 30/07/2004>.
- BRASIL, 2003c. Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância Sanitária. *Sistema de Informação sobre Mortalidade (SIM)*. Brasília: SVS/MS. Disponível em: <<http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/sim/obtmmap.htm>, 01/08/2004>
- BRASIL, 2003d. Ministério da Saúde, Secretaria de Atenção à Saúde, Instituto Nacional de Câncer. *Bases Técnicas Para Autorização de Procedimentos de Alta Complexidade APAC – Oncologia*.
- BRASIL, 2004. Ministério da Saúde, Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS/MS). “Coletânea de Artigos e Palestras sobre o Setor de Saúde Suplementar no Brasil – 2000 a 2003”. *Série ANS*, v.5, Edição Especial.

- BRASIL, 2005a. Ministério da Saúde, Secretaria Executiva, Departamento de Informática do SUS (DATASUS). *Cadastro Nacional de Estabelecimentos de Saúde*. Brasília: Secretaria Executiva. Disponível em: <<http://cnes.datasus.gov.br>, 19/06/2005>.
- BRASIL, 2005b. Ministério da Saúde, Secretaria Executiva, Departamento de Informática do SUS (DATASUS). *Pesquisa Assistência Médico-Sanitária 2002: equipamentos dos estabelecimentos*. Brasília: SAS/MS. Disponível em: <<http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/ams/namsemap.htm>, 19/06/2005>.
- BRASIL, 2005c. Ministério da Saúde, Secretaria de Vigilância Sanitária (SVS), Departamento de Análise da Situação de Saúde (DASIS), Departamento de Informática do SUS (DATASUS). *Sistema de Informação sobre Mortalidade – SIM*. Disponível em: <<http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/sim/obtmap.htm>, 07/08/2005>.
- CALÔBA, G. M., LOPES, M. G., LEVENTHAL, G. et al., 2002. “Simulação da maternidade de um hospital público na cidade do Rio de Janeiro”. *Simpósio de pesquisa operacional, SBOP XXXIV, A pesquisa operacional e as cidades*, Rio de Janeiro, RJ, 8-11 novembro.
- CAMPOS, M. R., MARTINS, M., NORONHA, J. C., TRAVASSOS, C., 2000. “Proposta de Integração de dados do sistema de informações hospitalares do sistema único de saúde (SIH-SUS) para pesquisa”. *Informe Epidemiológico do SUS*; v.9, n.1, pp. 51-58.
- CARICATTI, A. M. e WEIGANG, L., 2001. “Reconhecimento de locutores em língua portuguesa com modelos de redes neurais e gaussianos”. *V Congresso Brasileiro de Redes Neurais*, pp: 25-30, Abril 2 a 5. Centro de Convenções do Hotel Plaza Copacabana, Rio de Janeiro.
- CARLOSON, R. C., HERSHEY, J. C. e KROP, D. H., 1979. “Use of optimization and simulation models to analyze outpatient health care settings”. *Decision Sciences*, v.10 (July), pp. 412-433.

- CARVALHO, D. M., 1998. *Sistemas de Informação e Alocação de Recursos: Um estudo sobre as possibilidades de uso das grandes bases de dados nacionais para a alocação orientada de recursos*. Dissertação de Mestrado do Instituto de Medicina Social (IMS) da Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), Rio de Janeiro, RJ.
- CHU, S. C. K. e CHU, L., 2000. "A modeling framework for hospital location and service allocation". *International Transactions in Operation Research*, v.7, pp. 539-568.
- COSTA, L. S., PINHEIRO, R. S. e ALMEIDA, R. V. R., 2003. "Recuperação de Informação de Endereço na Bases de Dados AIH: Percentual de Aproveitamento". *Cadernos Saúde Coletiva*, v.11, n.2, pp.131-141.
- DAVIES, R., 1994. "Simulation for planning services for patients with coronary artery disease". *European Journal of Operational Research*, v.71, pp. 323-332.
- DIAS, G. P. P. e CORRÊA, H. L., 1999. "Uso de simulação para dimensionamento e gestão de estoques de peças sobressalentes". *Anais do II Simpósio de Administração da Produção, Logística e Operações Internacionais SIMPOI-1999*, São Paulo, Fundação Getúlio Vargas.
- DIAS, A. M. e DIMURO, G. P., 2000. *Matemática Intervalar com Aplicações no Maple v.1.1*, Escola de Informática, Universidade Católica de Pelotas, Núcleo de Apoio a Projetos de Informática, livro *on-line*. Disponível em: <http://gmc.ucpel.tche.br/mat-int/>.
- DIAS, R. L., 2005. *Comunicação pessoal*. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Rio de Janeiro.
- DUCAN, I. B. e NORWICH, H. S., 1973. "Opportunity costs and elementary inventory theory in the hospital service". *Operational Research Quarterly*, v.24, (March), pp. 27-34.

- FIGUEIREDO, E. D. e NETTO, M. A. C., 2001. “Modelo de centralização de estoques para a logística de suprimento da exploração e produção da Petrobrás”. *Pesquisa Operacional*, v.21, n.2, pp.137-158.
- FIGUEIREDO, M. A. T, LEITÃO, J. M. N. e JAIN, A. K., 1999. “On Fitting Mixture Models”. In: HANCOCK, E. e PELLILO, M. (editores). *Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 54-69, Springer-Verlang.
- FISHMAN, G. S., 2001. *Discrete-event simulation – modeling, programming and analysis*, Springer series in operations research. New York. Springer-Verlang.
- GADELHA, M. I. P., 2002. “Planejamento da assistência oncológica: um exercício de estimativas”. *Revista Brasileira de Cancerologia*, v.48, n.4, pp. 533-543.
- GADELHA, M. I. P., 2005. *Comunicação pessoal*. Rio de Janeiro.
- GALVÃO, R. D., NOBRE, F. F. e VASCONCELLOS, M. M., 1999. “Modelos matemáticos de localização aplicados à organização espacial de unidades de saúde”. *Revista de Saúde Pública*, v.33, n.4, pp. 422-434.
- GENNIP, C. E. G., HULSHOF, J. A. M. e LOOTSMA, F. A., 1997. “A multi-criteria evaluation of diseases in a study for public-health planning.” *European Journal of Operational Research*, v.99, pp. 236-240.
- GÊNOVA, R. M., 2001. *Modelos de alocação de recursos aplicados à quimioterapia no tratamento do câncer de mama*. Dissertação de Mestrado do Programa de Engenharia Biomédica do Instituto Alberto Luis Coimbra (COPPE) da Universidade Federal do Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- GÊNOVA, R. M., ALMEIDA, R. T. e GADELHA, M. I., 2001. “Modelos de alocação de recursos em saúde: quimioterapia no câncer de mama”. *Memorias II Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica*, Sociedad Cubana de Bioingeniería, artículo 00237, Habana, Cuba, (23-25, Mayo).
- GEORGE, J. A., FOX, D. R. e CANVIN, R. W., 1983. “A hospital throughput model in the context of long waiting lists”. *Journal of the Operational Research Society*, v.34, January, pp. 27-35.

- GHOSH, S. e NORRIS, J. L., 2005. “Bayesian Capture-recapture analysis and Model Selection Allowing for Heterogeneity and Behavioral Effects”. *Journal of agricultural, biological & environmental Statistics*, v.10, n.1, march, pp: 35-49.
- GILKS, W. R., RICHARDSON, S. e SPIEGELHALTER, D. J., 1996. *Markov Chain Monter Carlo in Practice*. Chapman & Hall.
- GOLDMEIER, J. e ALEXANDER, C. A., 1975. “General systems and PERT concepts in community mental health planning”. *Maryland State Medical Journal*, v.13, January, pp. 46-50.
- GOMES JR., S. C. S, De MARTINO, R. e ALMEIDA, R, T, 2003. “Rotinas de Integração das Tabelas do Sistema de Autorização de Procedimentos de Alta Complexidade em Oncologia do Sistema Único de Saúde”. *Cadernos Saúde Coletiva*, v.11, n.2 (jul-dez), pp. 231-254.
- GOMES JR., S. C. S. e ALMEIDA, R. T., 2004. “Identificação de um Caso Novo de Câncer no Sistema de Informação Ambulatorial do Sistema Único de Saúde”. *Cadernos Saúde Coletiva*, v.11, n.1(jan-jun), pp:57-68.
- GOMES, L. F. A. M., GOMES, C. F. S. e ALMEIDA, A. T. 2002. *Tomada de decisão gerencial: enfoque multicritério*. São Paulo (Brasil), Editora Altas S.A..
- GRAHAM, W., 1992. “A Comparison of Four Pseudo Random Number Generators Implemented in Ada”. *Simulation Digest*, (Fall), pp. 3-18.
- GRIMES, R., M., ALLEN, C. L., SPARLING, T. R. e WEISS, G., 1974. “Use of decision theory in regional planning”. *Health Services Research*, v.9, pp. 73-78.
- GROOTHUIS, S., MERODE, G. G. V e HASMA, A., 2000. “Simulation as decision tool for capacity planning”. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v.66, pp. 139-151.
- GUPTA, I., ZOREDA, J. e KRAMER, N., 1971. “Hospital manpower planning by use of queuing theory”. *Health Services Research*, v.5, (Spring), pp. 76-82.

- HILLIER, F. S. e LIEBERMAN, G. J., 1986. *Introduction to operations research*. 4 ed, Oakland, California, Holden-day, INC.
- JENNINGS, J. B., 1973. "Blood bank inventory control". *Management Science*, v.19, (February), pp. 637-645.
- KASSIRER, J. P., 1976. "The principles of clinical decision making: an introduction to decision analysis". *The Yale Journal of Biology and Medicine*, v.49, pp. 149-164.
- KELLER, T. F. e LAUGHUNN, D. J., 1973. "An application of queuing theory to a congestion problem in an outpatient clinic". *Decision Sciences*, v.4, pp. 379-394.
- KENDALL, K. E. e LEE, S. M., 1980. "Formulating blood rotation policies with multiple objectives". *Management science*, v.26, (November), pp. 1145-1157.
- KLIGERMAN, J., 2000. "Ampliação da assistência oncológica no Brasil". *Revista Brasileira de Cancerologia*, v.46, n.4, pp. 347-349.
- KLIGERMAN, J., 2001. "Registro hospitalar de câncer no Brasil". *Revista Brasileira de Cancerologia*, v.47, n.4, pp. 357-359.
- KWAK, N. K. e LEE, C. W., 2002. "Business process reengineering for health-care system using multicriteria mathematical programming". *European Journal of Operation Research*, v.140, pp. 447-458.
- KWAK, N. K., SCHMITZ, H. H. e SCHINEDERJANS, M. J., 1984. *Operations research: applications in health care planning*. London. University Press of America, Inc.
- LARGEGRÉN, M., 1998. "What is the role and contribution of models to management and research in the health services? A view from Europe". *European Journal of Operational Research*, v.105, pp. 257-266.
- MAÇADA, A. C. G. e BECKER, J. L., 1994. "Health care planning system (HCPS): Sistema de planejamento dos recursos em saúde". *Revista de administração da Universidade de São Paulo*, v.29, n.3.

- MARQUES, C. P., 2002. *Projeto de expansão da assistência oncológica: EXPANDE, um novo modelo assistencial*. Dissertação de Mestrado do Instituto de Medicina Social (IMS) da Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- MATSUMOTO, M. e NISHIMURA, T., 1998. “Mersenne-Twister: A 623-Dimensionally Equidistributed Uniform Pseudo-Random Number Generator”, *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation*, v.8, pp. 3-30.
- MCCLAIN, J. O., 1976. “Bed planning using queuing theory models of hospital occupancy: a sensitivity analysis”. *Inquiry*, v.13, (June), pp. 167-176.
- MCDONALD, G., CUELLAR, C. B., FOLL, C. V., 1967. The use of computer models in the analysis of a malaria situation. *World Health Organization*, v.67, 623.
- MCKEOWN, P. G., CONOCENTI, P. e FLANNINGAN, J., 1970. “Pert in patient placement”. *Administration in Mental Health*, v.4, (Spring), pp. 83-89.
- MILLER, H. R., PIERSKALLA, W. P. e RATH, G., 1976. “Nurse scheduling using mathematical programming”. *Operations Research*, v.24, (September-October), pp. 850-870.
- MODI, J. A., 1970. “Linear programming in occupational medicine”. *Journal of Occupational Medicine*, v.12, (March), pp. 77-84.
- MOROE, C. B., 1980. “A simulation model for planning emergency response systems”. *Social Science and Medicine*, v.14d, pp. 71-77.
- MURTEIRA, J. B. F. e PAULINO, C., 2003. *Estatística Bayesiano*. Portugal. Galouste Gulbekian.
- MURTEIRA, J. B. F., 1990. *Probabilidades e Estatística Volume II*. 2 ed. Lisboa, McGraw-Hill.
- NEAL, R. M., 1998. “Markov Chain Sampling Methods for Dirichlet Process Mixture Models”. *Technical Report of Department of Statistics, University of Toronto* n°.9815.

- NICHOLS, A., L. e WEINSTEIN, M. C., 1978. “Optimal resource allocation in community hypertension programs”. *Management science*, v.24, (October), pp. 1526-1537.
- NOBRE, F. F., TROTTA, L. T. F., GOMES, L. F. A. M., 1999. “Multi-criteria decision making - An approach to setting priorities in health care”. *Statistics in Medicine*, v.18, n.23, pp. 3345-3354.
- OLIVEIRA, D. P. R., 2002. *Sistemas, organização e métodos: uma abordagem gerencial*. 13ª ed, São Paulo. Editora Atlas Ltda.
- OLIVEIRA, M. J. F., TOSCANO, L. N. P., 2003. “Emergency information support system for Brazilian public hospital”. In: RAUNER, M. S., HEIDENBERGER, K. (Editors), *Quantitative approaches in health care management: proceedings of the 27th meeting of the European working group on operational research applied to health services (ORAHS)*, (July 30 – August 4, 2001), Vienna. Peter Lang.
- PAYNE, K., DAVIES, L. M., NOYCE, P. R. et al, 2003. “The value of the managed entry of new drugs”. *International Journal of Technology Assessment in Health Care*, v.19, n.1 (Winter), pp. 114-128.
- PIDD, M., 1998. *Modelagem empresarial: ferramentas para tomada de decisão*. Porto Alegre, Brasil. Bookman Ltda.
- PORTELA, M. C., 1988. *Modelo matemático de alocação de recursos em saúde perinatal*. Dissertação de Mestrado do Programa de Engenharia Biomédica do Instituto Alberto Luis Coimbra (COPPE) da Universidade Federal do Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- PORTELA, M. C., SCHRAMM, J. M. A., Pepe, V. L. E. et al, 1997. “Algoritmo para a composição de dados por internação a partir do sistema de informações hospitalares do sistema único de saúde (SIH/SUS) - Composição de dados por internação a partir do SIH/SUS”. *Cadernos Saúde Pública*, v.13, n.4 (Outubro), pp. 771-774.

- RAAB, G. M. e SHAW, J., 1999. “Mixture models for lymphocyte proliferation assays”. *Paper and associated software*. Applied Statistics Group, School of Mathematical and Physical Sciences, Napier University. Disponível em: <www.napier.ac.uk/fhls/commhealth/staff/gillianr/preprints/outlier.pdf, 12/06/2005>.
- RAUNER, M. S. e VISSERS, J. M. H., 2003. “OR applied to health services: planning for the future with scarce resources”. *European Journal of Operational Research*, v.150, pp. 1-2.
- RICHARDSON, S. e GREEN, P. J., 1996. “On Bayesian analysis of mixture with an unknown number of components”. *Journal of the Royal Statistical Society, serie B* 59, pp: 731-792.
- ROBERT, C. P., 1996. “Mixtures of distributions: inference and estimation”. In: GILKS, W. R., RICHARDSON, S. e SPIEGELHALTER, D. J.. *Markov Chain Monte Carlo in Practice*. pp: 441-461. Chapman & Hall.
- ROSARIO, R. R. L., CARNIERI, C., STEINER, M. T. A., et al, 2001. “Aplicação do problema das p-medias para determinar a localização de unidades de saúde 24 horas”. *SBOP XXXIII, A Pesquisa Operacional e o Meio Ambiente*, Campos de Jordão, SP, Brasil, (8-9 novembro).
- SALIBY, E., 1989. *Coleção COPPEAD de administração: repensando a simulação – a amostragem descritiva*. São Paulo, SP, Brasil. Atlas.

- SANT'ANNA, A. P. e OLIVEIRA, C. A., 2002. "Complementando DEA com o cálculo probabilístico de produtividades globais na comparação de desempenhos em um segmento do setor público". *SBOP XXXIV, A Pesquisa Operacional e as Cidades*, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, (8-11 novembro).
- SAS Institute Inc., SAS, 1999. *SAS® OnlineDoc, version 8 with PDF files*. Cary, NC: SAS Institute Inc.. Disponível em: <<http://www.math.wpi.edu/saspdf/common/mainpdf.htm>, 13/11/2002>.
- SCOLLNIK, D. P. M., 2001. "Actuarial modeling with MCMC and BUGS". *North American Actuarial Journal*, v. 5(2), pp: 96-124.
- SEAGALL, R. S., 1998. "Some quantitative methods for determining capacities and locations of military emergency medical facilities". *Applied Mathematical Modeling*, v.24, pp. 365-389.
- SERRA COSTA, J. J., 1977. *Teoria da Decisão: um enfoque objetivo*, 1ª ed., Rio de Janeiro. Editora Rio – Sociedade Cultural Ltda.
- SHAMBLIN, J. E. e STEVENS JR., G. T., 1989. *Pesquisa operacional: uma abordagem básica*. São Paulo. Editora Atlas S.A.,
- SIEGEL, S., 1975. *Estatística Não-Paramétrica Para as ciências do Comportamento*. São Paulo. MAKRON Books do Brasil Editora Ltda.
- SOARES, L. F. G, 1992. *Modelagem e simulação discreta de sistemas*. Rio de Janeiro. Editora Campus.
- SOARES, M.F., COSTA, M. E. e COELI, C. M., 1998. "Avaliação do processo de produção de dados do Sistema de Informações Hospitalares do Sistema Único de Saúde – SIH/SUS na unidades de saúde da Área de Planejamento 2.2. *EPSJV/FIOCRUZ*.
- SPIEGELHALTER, D. et al, 2003. *WinBUGS user manual version 1.4*. Disponível em: <<http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/bugs>, 23/05/2005>.

- STINNETT, A.A. e PALTIEL, A.D., 1996. “Mathematical programming for the efficient allocation of health care resources”. *Journal of Health Economics*, v.15, pp. 641-653.
- SUSKO, E., 2002. “Weighted test of homogeneity for testing the number of components in a mixture”. *Computational Statistics & Data Analysis*, v.41, pp: 367-378.
- TRIOLA, M. F., 1999. *Introdução à Estatística*. 7ª ed. Rio de Janeiro. LCT – Livros Técnicos Científicos.
- UYENO, D. H., 1976. “Health manpower systems: an application of simulation to the design of primary health care teams”. *Management science*, v.20, (February), pp. 981-989.
- WANG, H. X. et al., 2004. “Estimation for the number of components in a mixture model using stepwise split-and-merge EM algorithm”. *Pattern Recognition letters*, v.25, pp: 1799-1809.
- WEINSTEIN, M. C. e FINEBERG, H. V., 1980. *Clinical Decision Analysis*. Philadelphia, USA. W.B.Sauders Company.
- WHO, 1979. Regional Office for Europe Copenhagen. “Research on simulation models for health management”. *Euro Reports and Studies* v.20.
- WHO, 1990. “Cancer Pain Relief and Palliative Care: Report of a WHO Expert Committee”. *Technical Report Series*, v.804. Geneva.
- WICHMANN, B., HILL, D., 1987. “Building a Random-Number Generator”, *BYTE*, March, p. 127-128.
- WILSON, R. M. e GIBBERD, R. W., 1990. “Combining multiple criteria for regional resource allocation in health care systems”. *Mathematical Computer Modeling*, v.13, n.8, pp. 15-27.
- WOLFF, L. D. G., ESPÍRITO SANTO, I. M., FRAINER, D. et al, 2002. “Análise econométrica de fronteira de eficiência técnica aplicada a hospitais integrantes do

sistema único de saúde no estado de mato grosso”. *SBOP XXXIV, A Pesquisa Operacional e as Cidades*, Rio de Janeiro. (8-11 novembro).

YANG, C.C., MUTHÉN, B. O. e YANG, C.C., 1999. “Finite Mixture Multivariate Generalized Linear Models Using Gibbs Sampling and E-M Algorithms”. *Physical Science and Engineering*, v.23(6), pp: 695-702.

YANG, X. e LIU, J., 2002. “Mixture density estimation with group membership functions”. *Pattern Recognition Letters*, v.23, pp: 501-512.

ZHANG, B. ZHANG, C. e YI, X, 2004. “Competitive EM algorithm for finite mixture models”. *The journal of the pattern recognition society*. v.37, pp: 131-144.

Anexos

ANEXO 1 – Rotinas de integração das tabelas do sistema de autorização de procedimentos de alta complexidade em oncologia do sistema único de saúde..... **105**

ANEXO 2 – Identificação de um caso novo de câncer no sistema de informação ambulatorial do sistema único de saúde..... **131**

ANEXO 3 – Comparação do registro da produção ambulatorial no sistema de autorização de procedimentos de alta complexidade em oncologia..... **144**

ANEXO 1 – Rotinas de Integração das Tabelas do Sistema de Autorização de Procedimentos de Alta Complexidade dm Oncologia do Sistema Único de Saúde

Nome dos autores e qualificação:

(1) Saint Clair dos Santos Gomes Jr., MSc., aluno do curso de Doutorado do Programa de Engenharia Biomédica do Instituto Alberto Luis Coimbra – COPPE – UFRJ.

(2) Rafael De Martino, aluno do curso de Informática da UFRJ e de Iniciação Científica do Programa de Engenharia Biomédica do Instituto Alberto Luis Coimbra – COPPE – UFRJ.

(3) Rosimary T. Almeida, PhD., Professora Adjunta do Programa de Engenharia Biomédica do Instituto Alberto Luis Coimbra – COPPE – UFRJ.

(1)

Programa de Engenharia Biomédica

Instituto Alberto Luis Coimbra – COPPE – UFRJ

Caixa Postal 68510 – Centro de Tecnologia

Cidade Universitária – 21945 –970 – Rio de Janeiro, RJ

Periódico – Cadernos de Saúde Coletiva

Data de encaminhamento – Mar/2003

Data de revisão – Jun/2003

Data de publicação – Jul-Dez/2003

ANEXO 2 – Identificação de um Caso Novo de Câncer no Sistema de Informação Ambulatorial do Sistema Único de Saúde

Nome dos autores e qualificação:

AUTORES:

- (1) Saint Clair dos Santos Gomes Junior, M.Sc., aluno do curso de doutorado do Programa de Engenharia Biomédica do Instituto Alberto Luis Coimbra – COPPE – UFRJ.
- (2) Rosimary T. Almeida, PhD., Programa de Engenharia Biomédica do Instituto Alberto Luis Coimbra – COPPE – UFRJ.

(1)

Programa de Engenharia Biomédica

Instituto Alberto Luis Coimbra – COPPE – UFRJ

Caixa Postal 68510 – Centro de Tecnologia

Cidade Universitária – 21945-970 – Rio de Janeiro, RJ

Periódico – Cadernos de Saúde Coletiva

Data de Encaminhamento – Jan/2004

Data de revisão – Jun/2004

Data de Publicação – Jan-Jun/2004

ANEXO 3 – Comparação do Registro da Produção Ambulatorial no Sistema de Autorização de Procedimentos de Alta Complexidade em Oncologia

Autores: Saint Clair S. Gomes Junior⁽¹⁾ Rosimary Terezinha Almeida⁽¹⁾

(1) Programa de Engenharia Biomédica, Instituto Alberto Luis Coimbra (COPPE), Universidade do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

Correspondência para:

Saint Clair dos Santos Gomes Junior

Programa de Engenharia Biomédica

Instituto Alberto Luis Coimbra – COPPE – UFRJ

Caixa Postal 68510 – Centro de Tecnologia

Cidade Universitária – 21945-970 – Rio de Janeiro, RJ

E-mail: saint@peb.ufrj.br

Periódico: Cadernos de Saúde Pública (aceito para publicação)

Data de encaminhamento: Set/2004

Data de revisão: Jun/2005

Data de publicação: NO PRELO

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)