

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM TECNOLOGIA EM SAÚDE

ALYSSON FRANTZ

**USO DE REDE BAYESIANA NA PROBABILIDADE DE ÓBITO
EM UNIDADE DE TERAPIA INTENSIVA**

CURITIBA

2008

ALYSSON FRANTZ

**USO DE REDE BAYESIANA NA PROBABILIDADE DE ÓBITO
EM UNIDADE DE TERAPIA INTENSIVA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Tecnologia em Saúde da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre.

Orientadora: Profa. Dra. Andreia Malucelli.

CURITIBA

2008

Dados da Catalogação na Publicação
Pontifícia Universidade Católica do Paraná
Sistema Integrado de Bibliotecas – SIBI/PUCPR
Biblioteca Central

F836u Frantz, Alysson
2008 Uso da Rede Bayesiana na probabilidade de óbito em unidade de terapia intensiva / Alysson Frantz ; orientadora, Andreia Malucelli. – 2008.
121 f. : il. ; 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2008.
Bibliografia: f. 107-112

1. Teorema de Bayes. 2. Morte. 3. Unidade de terapia intensiva.
4. APACHE. I. Malucelli, Andreia. II. Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Tecnologia em Saúde. III. Título.

CDD 20. ed. – 610.28



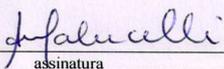
Pontifícia Universidade Católica do Paraná
Centro de Ciências Biológicas e da Saúde
Programa de Pós-Graduação em Tecnologia em Saúde

ATA DA SESSÃO PÚBLICA DE DEFESA DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO
DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM TECNOLOGIA EM SAÚDE
DA PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ

DEFESA DE DISSERTAÇÃO Nº 069

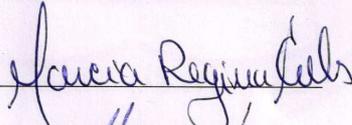
Aos 11 dias do mês de junho de 2008 realizou-se a sessão pública de defesa da dissertação “Uso de Rede Bayesiana na Probabilidade de Óbito em Unidade de Terapia Intensiva”, apresentada por Alysson Frantz como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Tecnologia em Saúde, – Área de Concentração – Informática em Saúde perante uma Banca Examinadora composta pelos seguintes membros:

Profª. Drª. Andreia Malucelli,
PUCPR (Orientadora)


assinatura

APROVADO
parecer (aprov/ reprov.)

Profª. Drª. Marcia Regina Cubas,
(PUCPR)



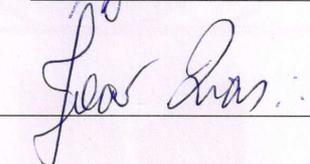
APROVADO

Prof. Dr. Antonio Fernando Brunetto,
(UEL)



APROVADO

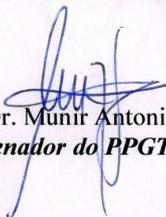
Prof. Dr. João da Silva Dias



APROVADO

Conforme as normas regimentais do PPGTS e da PUCPR, o trabalho apresentado foi considerado aprovado (aprovado/reprovado), segundo avaliação da maioria dos membros desta Banca Examinadora. Este resultado está condicionado ao cumprimento integral das solicitações da Banca Examinadora registradas no Livro de Defesas do Programa.

Prof. Dr. Munir Antonio Gariba,
Coordenador do PPGTS PUCPR





*Dedico este trabalho
aos pacientes atendidos em Unidades de Terapia Intensiva;
aos seus familiares e amigos que, angustiados e
esperançosos, aguardam notícias nas salas de espera
e aos profissionais que ali trabalham,
atuando sobre a tênue linha
que nos liga ao Eterno.*

AGRADECIMENTOS

“A gratidão é uma rara virtude que somente o ingrato não a conhece.”

João Darcy Ruggery

Agradeço ao Senhor, *Pai Eterno*, pelo dom da vida, pelas dificuldades superadas a cada degrau, pelas graças alcançadas e pela *Luz* recebida diariamente. Rendo a vós, *Grande Arquiteto*, o que de bom e de útil foi (for) realizado neste (a partir deste) trabalho.

Ao Centro Universitário da Cidade de União da Vitória, na pessoa do Magnífico Reitor Jairo Vicente Clivatti, meu sincero agradecimento pelo incentivo constante e oportunidade de aprimoramento disponibilizada ao longo de sua gestão.

Ao professor Dr. João da Silva Dias que, sabendo ser mais, na sublime missão de retirar seu semelhante das trevas da ignorância fez-se, para sempre, “*Mestre*”. Incitou-se ao confronto da “*Tese e Antítese*” para alcançar a “*Síntese*”, conduzindo-me assim ao conhecimento. Ao senhor, meu fraterno reconhecimento.

À professora Andreia Malucelli. Agradecê-la não se trata apenas de virtude, mas sim de reconhecimento por sua pessoa. Aceitar desafios em momentos turbulentos demonstra a grandeza e preparação de sua alma, provando a grandiosidade de seu intelecto. Deixar um barco ser levado pelo vento parece ser sensato mas, neste interstício, ensinou-me que a capacidade de perceber e a relevância de se direcionar as velas para aproveitar o vento é que fazem a diferença. Para sempre minha gratidão e admiração.

À professora Márcia Orlandoski agradeço, e muito, sua sempre atenção e disposição em auxiliar. Sem sua colaboração, não haveria possibilidade de êxito para este trabalho.

Aos demais professores do programa, sempre conduzindo-nos (alunos) pelos caminhos tortuosos que levam ao *Saber* com suas aulas, exemplos, conselhos e conversas de corredor, sempre muito acrescentam em nossas vidas. Minha gratidão e apreço eterno.

Aos funcionários da secretaria do programa, sempre com disposição, atenção e muita cordialidade no atendimento, venho agradecer pela convivência no período.

Aos colegas, ainda que a distância separe nossos trabalhos e nos faça longe, rogo para que mantenhamos nossos pensamentos sempre unidos e constantes pelo aprimoramento.

A meu “Pai Intelectual”, Alberto, que me adotou ainda graduando e passou a acompanhar meu caminho com suas sugestões, críticas e conselhos. Por várias vezes, com um simples momento de silêncio, conduziu-me à introspecção e reflexão do problema para, então, alcançar a solução. Apresentou-me à difícil arte da dúvida, fazendo-me aprender a contemplá-la e, assim, conhecê-la melhor, sendo condutor no estudo do comportamento e funcionamento da mente.

Aos amigos Fábio, Kristy e Gesualdo, Anderson, Ana Paula, Edna, Sérgio, Jéferson, Alexandre, Maria Genoveva, Simone, qualquer menção aqui não passaria de palavras “*coracionais*”. Versar sobre eles é versar sobre o entrelaçamento que nos direciona à evolução. Assim, apenas sopro ao vento para que tenham sempre meus pensamentos.

Ao Hospital de Caridade São Braz, nas pessoas que compõem a diretoria e a Comissão de Ética, agradeço por oportunizar o desenvolvimento deste estudo. Aos médicos, enfermeiras, técnicas de enfermagem, funcionários da manutenção, limpeza e copa que, com seu trabalho, sempre dignificam o relacionamento humano. Neste momento de fraqueza, agradeço pelos momentos diários de *possibilidades*. É sempre bom conviver com vocês.

À minha família, meu “*porto mais que seguro*” para a caminhada escada acima no processo de evolução de meu ser, para sempre agradecerei. A família será sempre a base sólida para qualquer homem aprimorar-se. Tanto em conversas como nos longos momentos de silêncio com meu Pai, quando apenas a troca do olhar dava a resposta. *Minha família, minha vida!*

RESUMO

O prognóstico de doenças, assim como o seu diagnóstico e tratamento, faz parte dos cuidados prestados pelo profissional de saúde, sendo que, para determinar a probabilidade de óbito de pacientes devem-se considerar as idiossincrasias populacionais, as diferentes modalidades e recursos disponíveis ao tratamento, pois o internamento de um paciente criticamente enfermo na UTI não informa sua chance de sobrevivência. Neste anseio, desenvolveram-se os índices prognósticos baseados em observações sobre pacientes atendidos e experiência clínica dos profissionais de saúde, utilizando-se escores padronizados atribuídos de acordo com o apresentado pelo paciente, empregando-se cálculos por vezes considerados complexos e que dispendem grande tempo para sua realização. Neste trabalho propôs-se a utilização de Rede Bayesiana para obtenção da probabilidade de óbito de pacientes internados em UTI baseada nas variáveis dispostas no modelo de índice prognóstico APACHE II. Foi utilizado registro de 227 casos de pacientes de “sepsis” internados em UTI, divididos em três subgrupos, foram implementadas e treinadas as Redes Bayesianas por meio do *shell* Netica e testados os casos. Utilizando as mesmas variáveis, foram implementados dois modelos distintos apenas pelos intervalos considerados para as variáveis, sendo um baseado na experiência de especialistas e o outro utilizando os mesmos intervalos do APACHE II, que tiveram seus resultados comparados com os resultados obtidos para os mesmos casos empregando-se o APACHE II. Analisando-se a área das curvas ROC obtidas, verificou-se que os três modelos de índice prognóstico apresentaram capacidade de determinar a probabilidade de óbito dos casos testados. Entretanto, ao comparar os resultados das medidas de concordância e discordância do teste e da TMP, os dois modelos que empregam RB superaram o APACHE II. Confrontando os três modelos de índice prognóstico, dois a dois, por meio dos valores de diferença absoluta, verificou-se que ambos os modelos que usam RB superaram o modelo APACHE II com IC de 95%. Assim, conclui-se que o uso da RB para obter os valores de probabilidade de óbito pode ser considerado como uma métrica aplicável, a qual permite facilitar e aproximar os valores obtidos da realidade observada no local, simplificando o processo para o profissional de saúde, diminuindo ainda o tempo para realização do cálculo.

Palavras-chave: Rede Bayesiana. APACHE II. Probabilidade. Óbito. UTI.

ABSTRACT

The prognostics of illnesses, as well as their diagnosis and treatment, are part of the care taken by the health professional. In order to determine the death probability of patients, it is necessary to consider the population idiosyncrasies, the different modalities and the resources that are available for the treatment, because merely keeping a critically ill patient in ICU (Intensive Care Unit) does not provide information on their chances of survival. In order to do that, prognostic indexes have been developed based on observation and clinical experience of health professionals, by means of standard scores given according to what the patient presents, using calculations that many times are considered complex and which take a long time to be made. In this study the use of the Bayesian Networks was proposed to obtain the death probability of patients who are in ICU based on variables that are used in model of APACHE II prognostic index. Thus, using a sample with the register of 227 cases diagnosed as sepsis and in ICU by means of *shell* Netica and tested cases. Using the same variables, two distinctive models have been implemented only due to the intervals that are considered for the variables, one of them based on the experience of experts and the other using the same intervals of APACHE II, which had their results compared to the results obtained for the same cases with the use of APACHE II. Analyzing the area of the ROC curves that were obtained, it was noticed that the three models of prognostic index presented the capacity of determining the death probability of the cases that were tested. However, when comparing the results of the agreement and disagreement measures of the test and of the TMP, the two models that use RB have surpassed APACHE II. Confronting the three models of prognostic index, two of them at a time, by means of the absolute difference values, it was noticed that the two models that use RB have surpassed the APACHE II model with an IC of 95%. Thus, it is possible to conclude that the use of RB to obtain the values of death probability may be considered an applicable metric, which makes it possible to facilitate and approximate the values obtained from the observed reality, simplifying the process for the health professional, reducing the amount of time spent to calculate.

Key-words: Bayesian Networks. APACHE II. Probability. Death. ICU.

LISTA DE QUADROS

Quadro 2.1 – Variáveis do APS	27
Quadro 2.2 – Parâmetros fisiológicos – APS	28
Quadro 2.3 – Escala de Coma de Glasgow	29
Quadro 2.4 – Classificação etária	30
Quadro 2.5 – Pontuação para as co-morbidades verificadas	31
Quadro 2.6 – Classificação diagnóstica clínica	32
Quadro 2.7 – Classificação diagnóstica cirúrgica	32
Quadro 4.1 – Universo da pesquisa e classificação diagnóstica	53
Quadro 4.2 – Grupos diagnósticos criados pelos especialistas	54
Quadro 4.3 – Variáveis selecionadas para este estudo	59
Quadro 4.4 – Variáveis categóricas e seus intervalos	61
Quadro 4.5 – Variáveis categóricas utilizando os intervalos do APACHE II	62

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 5.1 – Curva ROC APACHE II_Subgrupo_A	72
Gráfico 5.2 – Ponto de corte APACHE II_Subgrupo_A	73
Gráfico 5.3 – Curva ROC APACHE II_Sugbrupo_B	75
Gráfico 5.4 – Ponto de corte APACHE II_Subgrupo_B	75
Gráfico 5.5 – Curva ROC APACHE II_Subgrupo_C	77
Gráfico 5.6 – Ponto de corte APACHE II_Subgrupo_C	78
Gráfico 5.7 – Curva ROC RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A	80
Gráfico 5.8 – Ponto de corte RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A	81
Gráfico 5.9 – Curva ROC RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B	83
Gráfico 5.10 – Ponto de corte RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B	83
Gráfico 5.11 – Curva ROC RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C	85
Gráfico 5.12 – Ponto de corte RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C	86
Gráfico 5.13 – Curva ROC RB_APACHE_Subgrupo_A	88
Gráfico 5.14 – Ponto de corte RB_APACHE_Subgrupo_A	89
Gráfico 5.15 – Curva ROC RB_APACHE_Subgrupo_B	91
Gráfico 5.16 – Ponto de corte RB_APACHE_Subgrupo_B	91
Gráfico 5.17 – Curva ROC RB_APACHE_Subgrupo_C	93
Gráfico 5.18 – Ponto de corte RB_APACHE_Subgrupo_C	94
Gráfico 5.19 – Curvas ROC para o subgrupo A.....	96
Gráfico 5.20 – Curvas ROC para o subgrupo B	97
Gráfico 5.21 – Curvas ROC para o subgrupo C	98

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Amostragem proporcional estratificada para os subgrupos A, B e C	56
Tabela 4.2 – Tabela de contingência para resultados de testes	65
Tabela 5.1 – Resultados do APACHE II_Subgrupo_A	72
Tabela 5.2 – Tabela 2x2 para APACHE II_Subgrupo_A	73
Tabela 5.3 – Resultados do APACHE II_Subgrupo_B	74
Tabela 5.4 – Tabela 2x2 para APACHE II_Subgrupo_B	76
Tabela 5.5 – Resultados do APACHE II_Subgrupo_C	77
Tabela 5.6 – Tabela 2x2 para APACHE II_Subgrupo_C	78
Tabela 5.7 – Resultados do RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A	80
Tabela 5.8 – Tabela 2x2 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A	81
Tabela 5.9 – Resultados do RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B	82
Tabela 5.10 – Tabela 2x2 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B	84
Tabela 5.11 – Resultados do RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C	85
Tabela 5.12 – Tabela 2x2 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C	86
Tabela 5.13 – Resultados do RB_APACHE_Subgrupo_A	88
Tabela 5.14 – Tabela 2x2 RB_APACHE_Subgrupo_A	89
Tabela 5.15 – Resultados do RB_APACHE_Subgrupo_B	90
Tabela 5.16 – Tabela 2x2 RB_APACHE_Subgrupo_B	92
Tabela 5.17 – Resultados do RB_APACHE_Subgrupo_C	93
Tabela 5.18 – Tabela 2x2 RB_APACHE_Subgrupo_C	94
Tabela 5.19 – Área abaixo da Curva ROC	95
Tabela 5.20 – Curva ROC simultânea dos modelos para o subgrupo A	97

Tabela 5.21 – Comparação entre as áreas da Curvas ROC para o subgrupo A	97
Tabela 5.22 – Curva ROC simultânea dos modelos para o subgrupo B	98
Tabela 5.23 – Comparação entre as áreas da Curvas ROC para o subgrupo B	98
Tabela 5.24 – Curva ROC simultânea dos modelos para o subgrupo C	99
Tabela 5.25 – Comparação entre as áreas da Curvas ROC para o subgrupo C	99
Tabela 5.26 – Sensibilidade	100
Tabela 5.27 – Especificidade	100
Tabela 5.28 – Valor preditivo positivo (VPP)	100
Tabela 5.29 – Valor preditivo negativo (VPN)	100
Tabela 5.30 – Probabilidade de falso positivo (PFP)	101
Tabela 5.31 – Probabilidade de falso negativo (PFN)	101
Tabela 5.32 – Taxa de acerto	101
Tabela 5.33 – Taxa de erro	101
Tabela 5.34 – Taxa de mortalidade padronizada	102
Tabela 5.35 – Diferença absoluta	103

LISTA DE ABREVIATURAS

A-aPO₂ – Diferença artério-alveolar de oxigênio

ad – Diferença absoluta

APACHE – *Acute physiology and chronic health evaluation*

APACHE II – *Acute physiology and chronic health evaluation II (Segundo modelo)*

APS – *Acute physiology score*

BN – *Bayesian network*

CI – Intervalo de confiança

ECG – Escala de coma de Glasgow

FC – Frequência cardíaca

FiO₂ – Fração de injeção de oxigênio

FN – Falso negativo

FP – Falso positivo

FR – Frequência respiratória

HAS – Hipertensão arterial sistêmica

IA – Inteligência artificial

IC – Intervalo de confiança

IR – Insuficiência renal

K⁺ – Potássio

mean – média

Na⁺ – Sódio

O₂ – Oxigênio

PAD – Pressão arterial diastólica

PAM – Pressão arterial média

PaO₂ – Pressão arterial de oxigênio

PAS – Pressão arterial sistólica

PFN – Probabilidade de falso negativo

PFP – Probabilidade de falso positivo

RB – Rede bayesiana

RB_APACHE – Rede bayesiana que utiliza as classes propostas pelo APACHE II.

RB_ESPECIALISTA – Rede bayesiana que utiliza as classes propostas pelos profissionais.

ROC – Curvas *receiver operator characteristic*

sd – desvio padrão

TMP – Taxa de mortalidade padronizada

UTI – Unidade de terapia intensiva

var – variância

VN – Verdadeiro negativo

VP – Verdadeiro positivo

VPN – Valor preditivo negativo

VPP – Valor preditivo positivo

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 OBJETIVO GERAL	18
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO	18
2 ÍNDICES PROGNÓSTICOS	20
2.1 ÍNDICES PROGNÓSTICOS NA UTI	22
2.2 APACHE	26
3 TEORIA DA PROBABILIDADE	37
3.1 TEOREMA DE BAYES	39
3.2 REDE BAYESIANA	41
3.3 APLICAÇÕES DE SISTEMAS DE APOIO À DECISÃO EM SAÚDE	46
4 METODOLOGIA	52
4.1 BASE DE DADOS	52
4.2 AMOSTRAGEM	55
4.3 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS	57
4.3.1 Conversão de variáveis quantitativas para categóricas	59
4.4 IMPLEMENTAÇÃO E TREINAMENTO DA REDE BAYESIANA	63
4.5 PROBABILIDADE DE ÓBITO NO APACHE II	64
4.6 ANÁLISE DOS RESULTADOS E AVALIAÇÃO DOS MODELOS	64
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	71
5.1 APACHE II	71
5.1.1 APACHE II_Subgrupo_A	71

5.1.2 APACHE II_Subgrupo_B	74
5.1.3 APACHE II_Subgrupo_C	76
5.2 RB_ESPECIALISTA	79
5.2.1 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A	79
5.2.2 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B	82
5.2.3 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C	84
5.3 RB_APACHE	87
5.3.1 RB_APACHE_Subgrupo_A	87
5.3.2 RB_APACHE_Subgrupo_B	90
5.3.3 RB_APACHE_Subgrupo_C	92
5.4 COMPARAÇÃO DOS MODELOS	95
6 CONCLUSÃO	104
6.1 TRABALHOS FUTUROS	105
REFERÊNCIAS	107
APÊNDICE	113
ANEXO A	120
ANEXO B	121

1 INTRODUÇÃO

A ciência busca fazer juízo sobre eventos futuros tomando como base o conhecimento acumulado ao longo da história. A medicina e suas correlatas (enfermagem, fisioterapia, nutrição, engenharia biomédica entre outras) procuram meios de antever a evolução dos enfermos. Na história do ser humano, mesmo antes de qualquer noção de ciência, já havia esta busca. Algumas destas práticas perduram até hoje, como a onipresença de horóscopos diários dos jornais. O que diferencia a ciência de práticas empíricas é a constante reavaliação, como na medicina em que se têm as tomadas de decisões baseadas em evidências. Da mesma maneira, o diagnóstico, o tratamento e o prognóstico¹ de doenças fazem parte dos cuidados prestados pelos profissionais da área da saúde (ROCCO et al., 2003).

Inúmeras situações clínicas apresentam estratégias para a definição de prognóstico. Pancreatites, neoplasias diversas, infarto agudo do miocárdio, insuficiência respiratória, sepse severa, são alguns exemplos. Destas apresentações clínicas, uma especialidade reúne um corolário que as abrange e intensifica em gravidade estes quadros: as Unidades de Tratamento Intensivo. Nestas unidades, freqüentemente especializadas, mas na sua maioria gerais, convivem diferentes patologias e em diversos momentos de evolução da doença. Acrescente-se que os pacientes freqüentemente expandem os horizontes dos cuidados prestados em UTI por apresentarem diferentes associações de problemas.

Pela heterogeneidade observada nas UTIs tem-se uma necessidade de cuidados e vigilância não encontrada em nenhuma especialidade da área da saúde. Assim, a objetividade das variáveis numéricas passou a ocupar parte do julgamento clínico habitual. Situações de consultório ou até mesmo no leito clínico/cirúrgico convencional passaram a não ter validade para pacientes criticamente enfermos. Com isso, a valorização destes determinantes

¹ Prognóstico: predição; conjectura sobre algo que não aconteceu; juízo médico baseado no diagnóstico e nas possibilidades terapêuticas acerca da duração, evolução e termo de uma doença.

numéricos, por aferições de variáveis clínicas e exames laboratoriais, tomou o lugar da avaliação clínica na determinação do prognóstico. A seqüência natural foi tentar obter previsibilidade nos desfechos por meio de fórmulas matemáticas.

Das tentativas de traduzir a experiência acumulada em números, surgiram os índices prognósticos. Sua difusão tornou-se ampla pois facilitam a organização das unidades de terapia intensiva. Estes índices permitem avaliar os resultados obtidos de diferentes formas: seja temporalmente, comparando resultados de diferentes períodos, seja sugerindo deficiências no tratamento de determinadas patologias. O objetivo final pode ser tanto estimular a melhora no atendimento, como a redução de custos e priorização de recursos, ou ainda viabilizar a produção científica (CARDOSO et al., 2002; ALVES et al., 2003; PORCIDES et al., 2003).

A análise das variáveis coletadas, das patologias e da presença de comorbidades permite a obtenção de índices que fornecem estimativas de prognósticos: tempo de permanência, severidade do quadro apresentado pelo paciente e o risco de óbito. As determinantes obtidas contribuem nas estratégias para o direcionamento do tratamento especializado para o paciente por meio da estratificação do risco, ou mesmo avaliação da melhora gradual do quadro apresentado, além de contribuir nas estratégias para diminuição dos custos (PORCIDES et al., 2003).

Os índices prognósticos, correlacionando-se a gravidade de cada paciente ao seu prognóstico, permitem analisar a qualidade de atendimento nas unidades em que são empregados, especialmente na UTI geral. A internação do paciente na UTI é reconhecida como uma variável significativa na severidade do quadro, sendo considerada como um dos fatores associados à mortalidade. A definição de paciente criticamente enfermo embute a gravidade e o risco à vida. Contudo, a simples entrada na UTI não permite afirmar a chance de sobrevivência. A utilização de termos como “grave e risco de morte” não fornece probabilidade

de sobrevivência. Entretanto, os índices prognósticos viabilizam estas probabilidades, desde que satisfeitas certas condições para determinada patologia, com diferentes graus de comprometimento orgânico, sendo este prévio ou não.

A utilização de índices prognósticos serve para avaliação da qualidade de uma determinada UTI, para comparação entre os resultados alcançados entre diversas unidades de terapia, além da randomização de pacientes em protocolos de estudo (THULER et al., 1999; CARDOSO et al., 2002; ALVES et al., 2003; ABDULKADER, 2003).

A partir do desenvolvimento dos índices prognósticos, foram criados modelos de índice prognóstico como o APACHE II, atualmente o modelo mais empregado e que envolve variáveis de fácil coleta. Seu uso possibilita o cálculo do escore e da probabilidade de óbito hospitalar de cada paciente (TERZI et al., 2002), mostrando-se com bons resultados na estratificação e quantificação da severidade dos casos observados. Entretanto, estudos como os de Costa e outros (1999), Cardoso e outros (2002), Alves e outros (2003), Chiavone e Sens (2003), Chiavone e Rasslan (2005) relatam um desempenho insatisfatório do APACHE II, apresentando resultados em que o modelo subestima as taxas de mortalidade. O desempenho insatisfatório do APACHE II pode ser explicado considerando-se os dados dos pacientes utilizados no desenvolvimento deste modelo de índice prognóstico. Características próprias dos locais de atendimento dos pacientes, tais como nutrição, diferenças nas condições sociais, econômicas, culturais, diferenças de imunidade, além das diferenças nos sistemas de saúde, seja pelos variados métodos e condições de atendimento, contribuem para explicar as variações encontradas na aplicação do APACHE II. Sendo assim, devem-se adequar os cálculos para populações mais específicas, corrigindo os valores utilizados em modelos prognósticos que empregam o método de escore (pontuação), como o APACHE II. Os valores atribuídos para cada variável, em função de suas apresentações no momento da avaliação, devem ser atualizados para as condições encontradas em cada local de utilização do modelo

preditivo. Esta adequação dos valores pode ser obtida com a utilização de dados próprios do local de aplicação do modelo prognóstico, cabendo para isso realizar novamente os cálculos que dão origem ao índice. Possivelmente este processo demandaria um grande dispêndio de tempo. Entretanto, com a utilização de uma base de dados do local, valores mais próximos da realidade podem ser alcançados, melhorando a precisão dos modelos prognósticos (TERZI et al., 2002; ALVES et al., 2003).

Outro problema no uso dos índices prognósticos está na forma como são empregados, utilizando-se ainda de cálculos manuais, dificultando o emprego ou mesmo fazendo com que os intensivistas prefiram não utilizar, visto a complexidade de alguns cálculos. Outro limitante é o custo dos exames que obrigatoriamente fazem parte do protocolo. Alguns profissionais simplesmente não solicitam esses exames, visando economia de custos. Isto é particularmente verdadeiro para atendimentos realizados dentro do Sistema Único de Saúde, pois o ressarcimento dos serviços não discrimina a necessidade destes exames. Como os valores são fixados a partir de um diagnóstico inicial, se não houver exames, o custo será menor. Visto que as margens de lucro são baixas, há um grande estímulo para não realizá-los.

Mesmo com estas limitações, há um crescente número de unidades adotando índices prognósticos, até por exigência governamental. Frente a estas particularidades, existe uma grande quantidade de informação, a qual deve ser manipulada de forma rápida, adequada e ordenada, podendo-se para isso, contar com a informática que tem como um de seus objetivos dispor a informação onde e quando for necessária possibilitando a representação e manipulação do conhecimento de forma sistemática e rápida, diminuindo os erros ou falhas (WAITZBERG, 2000). Desta forma, pode-se trabalhar com as incertezas com maior controle. Essa característica faz-se necessária ao trabalhar com os índices prognósticos, pois a conexão entre as variáveis coletadas e a probabilidade de óbito não se refere a uma consequência

lógica. (FLORES; PEROTTO; VICARI, 2002; ANDRADE, 1999; BARRETO, 1999; RUSSEL; NORVIG, 2004).

1.1 OBJETIVO GERAL

Avaliar o emprego da Rede Bayesiana para a obtenção do valor de probabilidade de óbito de pacientes internados em UTI, implementada a partir de uma base de dados local, utilizando as variáveis relacionadas no modelo de índice prognóstico APACHE II.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Caracterizar as variáveis envolvidas na obtenção da probabilidade de óbito no índice APACHE II;
- selecionar as variáveis relevantes para este estudo, definindo seus respectivos intervalos;
- comparar os resultados obtidos com a aplicação de RB com os resultados advindos do emprego do índice prognóstico APACHE II.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho apresenta-se estruturado em seis capítulos, sendo no primeiro capítulo, explicitados o problema, a justificativa e os pontos motivadores, seguidos dos objetivos almejados com a realização deste estudo. O segundo capítulo refere-se à fundamentação teórica quanto aos índices prognósticos, a sua utilização em UTI, dando-se ênfase ao modelo de índice prognóstico APACHE II, haja vista sua escolha para servir como referência na

determinação das variáveis, sendo ainda tal modelo citado na Portaria GM/MS 3.432 de 12 de agosto de 1998² do Ministério da Saúde, a qual discorre sobre a classificação dos diferentes tipos de UTI quanto à gravidade. No terceiro capítulo apresenta-se a fundamentação teórica da teoria da probabilidade, teorema de Bayes e RB, sendo esta a técnica escolhida para aplicação neste trabalho. No quarto capítulo são apresentados os passos seguidos ao longo deste trabalho, detalhando a metodologia aplicada. No quinto capítulo são apresentados os resultados e sua discussão, confrontando-se os achados entre o modelo de índice prognóstico APACHE II com os modelos RB_APACHE e RB_ESPECIALISTA, os quais fazem uso de RB para obtenção dos valores de probabilidade de óbito. O sexto capítulo apresenta a conclusão deste trabalho seguida por informações e sugestões para trabalhos futuros.

² Portaria Técnica, SAS - GM/MS nº 3.432 de 12 de agosto de 1998, publicada no DOU nº 154 em 13/08/1998. Disponível em: <<http://bvsmms.saude.gov.br/html/pt/legislacao/portarias.html>> Acesso em: 07/04/2007.

2 ÍNDICES PROGNÓSTICOS

Um índice é definido como um número que indica a variação média de uma grandeza entre um período tomado como base e o período considerado ou como uma relação entre os valores de qualquer medida ou gradação.

Os índices prognósticos originam-se na tentativa de converter a experiência acumulada em números, permitindo avaliar a gravidade de cada paciente individualmente e correlacionar ao seu prognóstico. Segundo Terzi e outros (1997) o desenvolvimento dos índices prognósticos se iniciou na década de 1970, com a utilização de variáveis clínicas, fisiológicas e hemodinâmicas. Entretanto, apenas em 1981, com a publicação do *Acute Physiology and Chronic Health Evaluation* (APACHE) foi que médicos intensivistas iniciaram a prática de avaliar e quantificar a gravidade de doenças por meio de tais índices (CHANG et al., 1998; CHANG et al., 1986, SZOSTAK, 2005).

Os objetivos dos índices prognósticos estão relacionados à evolução clínica dos pacientes, à medição das alterações fisiológicas e identificação anatômica, à orientação da triagem, ao prognóstico, incluindo o risco de óbito, à padronização, à melhoria no atendimento e estudos. São ferramentas empregadas na avaliação da qualidade de determinadas unidades de tratamento, assim como para comparação entre unidades, proporcionando a estratificação dos riscos e gravidades de enfermidades (ABDULKADER, 2003; PORCIDES et al., 2003).

A partir do desenvolvimento e uso dos índices prognósticos deram-se origem aos modelos de índice prognóstico, os quais caracterizam-se por valores matemáticos ou estatísticos, quantificados por escores numéricos que variam de acordo com o acometimento, podendo ser classificados em fisiológicos, anatômicos e mistos (BERNE, LEVY, 1998; GUYTON, HALL, 1996; PORCIDES et al., 2003). Na área da saúde dispõem-se de modelos

de índices prognósticos simples como o escore Apgar³, a classificação de *Child*⁴, os critérios de *Ranson*⁵. Modelos como o escore de Framingham⁶, o PROCAM⁷, a Cineantropometria, a determinação da Composição Corporal por Dobras Cutâneas e o Questionário Internacional de Atividade Física (IPAQ) contribuem auxiliando o profissional da área da saúde na determinação e categorização do risco do paciente desenvolver enfermidades. Entretanto, há um considerável dispêndio de tempo na realização dos cálculos de tais índices prognósticos e escores de risco (ROCCO et al., 2003; MATSUDO et al., 2001; GUIMARÃES, 2002; FERNANDES FILHO, 2003; BÖHME, 2000; COOPERA; MILLERB; HUMPHRIESA, 2005).

O emprego dos modelos de índice prognóstico fornece o prognóstico de um paciente de forma individual, devendo, portanto, ser feito com cautela. Ao utilizar um modelo de índice prognóstico qualquer, os profissionais da saúde devem ter sempre em mente que os valores apresentados na medição final referem-se à probabilidade de ocorrência de um dado evento. Esse valor final obtido não significa o real desfecho, mas sim a chance de o evento analisado vir a ocorrer.

Os estudos de Abdulkader (2003) e Porcides e outros (2003) verificaram erros e limitações em possíveis pontos, como a utilização de variáveis e as bases matemáticas na qual se apóiam os modelos prognósticos de uma forma geral. Foram também analisadas as possibilidades que podem surgir quanto aos métodos utilizados na validação dos índices e a capacidade de apresentar com clareza seus resultados. Com isso, ressalta-se que os parâmetros presentes no desenvolvimento do índice e a maneira como foram coletados devem ser os mesmos a serem utilizados para cada paciente. Situações como a presença de sedação pode impedir uma avaliação adequada do estado de consciência de um paciente e

³ Aplicado nos primeiros minutos de nascimento visando identificar precocemente problemas no recém-nato.

⁴ Utilizado em pacientes que iriam se submeter a *shunts* porto-sistêmicos.

⁵ Modelo prognóstico utilizado para prever a sobrevivência em pacientes com pancreatite aguda.

⁶ Utilizado para predição do risco de doença vascular encefálica e doença arterial coronariana.

⁷ Modelo utilizado para a predição do risco de doença cardiovascular.

conseqüentemente diminui a precisão do cálculo do seu risco de óbito. A discriminação⁸ e a calibração⁹ são duas qualidades que um bom índice deve apresentar, mas que não são concomitantes nos índices de caráter genérico (ABDULKADER, 2003; PORCIDES et al., 2003).

A utilização dos índices na determinação da significância de um tratamento para um paciente individual deve ser feita com cautela e não se deve substituir o julgamento clínico. As características do paciente, bem como as características da patologia que o acomete, devem ser levadas em consideração, pois os critérios aplicados no tratamento de um paciente adulto não são os mesmos para pacientes neonatais (ABDULKADER, 2003; SZOSTAK, 2005).

Sendo assim, para um melhor aproveitamento no uso dos índices prognósticos e obtenção de resultados mais próximos da realidade observada deve-se conhecer as limitações apresentadas em cada modelo preditivo (ABDULKADER, 2003).

2.1 ÍNDICES PROGNÓSTICOS NA UTI

A UTI é reconhecida como uma forma de tratamento desde de 1950, passando por mudanças ao longo do tempo. O desenvolvimento de novas tecnologias, a introdução de novos tratamentos, o aumento da expectativa de vida e o crescimento das doenças crônicas que requerem tratamento intensivo são algumas das mudanças que influenciaram estas unidades (COSTA et al., 1999). A UTI é destinada ao atendimento de pacientes graves ou de risco que necessitem de assistência médica e de enfermagem ininterruptas, com equipamentos e recursos especializados. Somente o fato de internar o paciente na UTI já é considerado um dos possíveis fatores associados à mortalidade (THULER et al., 1999).

⁸ Discriminação: habilidade do modelo em separar os casos de óbito e não óbito.

⁹ Calibração: reflete a concordância entre a probabilidade individual obtida e o resultado real.

A prática nas unidades intensivas é influenciada pelo avanço tecnológico e científico, sendo empregadas novas gerações de equipamentos, procedimentos e drogas. O uso de sofisticados sistemas de monitoramento e recursos terapêuticos possibilita aos especialistas qualificar, quantificar e controlar um grande número de eventos observados (RODRIGUES JÚNIOR; AMARAL, 2004). Com o êxito na utilização dos índices preditivos e sistemas de escores, variados sistemas de pontuação e esquemas de estratificação de riscos vêm sendo desenvolvidos nos mais variados campos da medicina, em especial os voltados a pacientes gravemente enfermos internados em UTI. Estes índices preditivos visam prever desfechos para os casos atendidos, permitindo desta forma que o profissional de saúde antecipe condutas necessárias para um melhor tratamento da doença. A alteração ou manutenção de uma conduta qualquer no tratamento de um paciente tem como base a evolução apontada pelos índices prognósticos, como nos casos de pacientes com Insuficiência Renal Aguda, internados na UTI (ROCCO et al., 2003; D'AVILA; TRAEZEL; GLOCK, 1997).

Com o objetivo de estabelecer critérios de classificação para as Unidades de Terapia Intensiva, o Ministério da Saúde publicou no Diário Oficial da União nº 154 a Portaria GM/MS 3.432 de 12 de agosto de 1998¹⁰. Nesta portaria a UTI é classificada em três tipos diferentes (tipo I, tipo II e tipo III), apresentando-se suas características e a incorporação de tecnologias, a especialização de recursos humanos e o espaço físico disponível. A partir da data de publicação desta portaria as unidades cadastradas no Sistema Único de Saúde foram classificadas como tipo I, devendo comprovar o cumprimento dos critérios constantes na portaria para serem credenciadas nos tipos II ou III. Para o credenciamento da unidade em tipo III a UTI deve contar com avaliação por meio do índice prognóstico APACHE II se for UTI adulto, o PRISM II se for UTI pediátrica e o PSI modificado no caso de UTI neonatal. A

¹⁰ Portaria Técnica, SAS - GM/MS nº 3.432 de 12 de agosto de 1998, publicada no DOU nº 154 em 13/08/1998. Disponível em: <<http://bvsms.saude.gov.br/html/pt/legislacao/portarias.html>> Acesso em: 07/04/2007.

publicação desta portaria contribui para a utilização dos índices prognósticos por meio de sua exigência, podendo assim estimular o estudo sobre estes índices e modelos prognósticos.

A UTI é um ambiente crítico, no qual os pacientes criticamente enfermos recebem tratamento. Altas taxas de infecções nosocomiais são encontradas nestas unidades, haja vista a variedade e gravidade dos casos atendidos. A terapia intensiva é influenciada pelos avanços científicos e tecnológicos, podendo beneficiar-se da aplicação dos índices prognósticos. Os profissionais que atuam na UTI podem ter suas decisões apoiadas com o uso de índices prognósticos. As resoluções sobre a continuidade de um tratamento, mantendo-se o mesmo protocolo, ou ainda alterando-se as drogas utilizadas são exemplos de decisões que podem ser amparadas pelos resultados obtidos com o uso dos índices prognósticos. Fornecer a probabilidade de óbito de um paciente, quantificando a informação, por exemplo, auxilia a compreensão por parte do familiar, da gravidade do estado em que se encontra seu ente internado. Por meio do confronto entre os valores da probabilidade de óbito obtidos diariamente pode-se também verificar a evolução da enfermidade que acomete o paciente. A resposta positiva a um tratamento pode ser considerada quando observado uma curva decrescente nos valores da probabilidade de óbito do paciente avaliado.

A análise qualitativa e quantitativa da UTI também é facilitada com a utilização dos índices prognósticos, pois estes viabilizam comparar os valores de óbito preditos com os de óbitos observados em um determinado período naquela unidade. Assim, possibilita-se uma avaliação e um acompanhamento particular, individualizado, dos casos atendidos pela equipe em terapia intensiva. Devido aos custos dos tratamentos intensivos, os modelos de índices prognósticos voltados a pacientes em tratamento intensivo despertam cada vez mais interesse, sendo freqüentemente utilizados. Os pacientes internados em UTI geralmente apresentam doenças que colocam em risco suas vidas, limitando condutas por motivos éticos. Os estudos prognósticos tidos como observacionais não intervêm nas condutas adotadas, reduzindo assim

problemas éticos e permitindo investigar a eficiência da terapia intensiva (ROCCO et al., 2003; TERZI et al., 2002). Muitas das decisões tomadas na terapia intensiva, como a continuidade de um tratamento adotado, por exemplo, podem se beneficiar de metodologias de análise de decisão estruturada e sistematizada, obtida com os estudos prognósticos. Desta forma, é possível reduzir as incertezas e maximizar os benefícios clínicos (ROCCO et al., 2003).

A internação do paciente em UTI é reconhecida como uma variável significativa à mortalidade. A utilização dos índices prognósticos nesta unidade serve para avaliação da qualidade de uma determinada UTI, para comparação entre os resultados alcançados entre estas unidades, para a randomização de pacientes em protocolos de estudo, etc. (THULER et al., 1999; CARDOSO et al., 2002; ALVES et al., 2003; ABDULKADER, 2003).

Segundo TERZI e outros (2002) o emprego dos índices prognósticos em pacientes graves pode ser interessante em diversas áreas para a equipe da saúde. Duas áreas de interesse que merecem destaque referem-se à:

- comparação de desempenho entre unidades diferentes;
- estratificação de grupos de pacientes para avaliar tecnologias e procedimentos.

Outras razões e motivações para utilização de índices em UTI descritas na literatura referem-se à avaliação da presença, gravidade, número e grau de disfunção fisiológica (falência de órgão), além do desenvolvimento de outros índices destinados a avaliar o grau de lesão de um determinado órgão ou sistema, como o sistema nervoso central ou do aparelho respiratório (ABDULKADER, 2003; PORCIDES et al., 2003; CHANG et al., 1998; CHANG et al., 1986; SZOSTAK, 2005; FRANCISCO, 2002).

Desta forma, os índices prognósticos podem ser vistos como uma ferramenta a ser empregada pela equipe da saúde ao se deparar com decisões difíceis, como de limitação de

tratamento ou na alocação de recursos escassos, como, por exemplo, as vagas em leitos na UTI (ABDULKADER, 2003; PORCIDES et al., 2003). A partir dos índices prognósticos desenvolveram-se modelos desses índices para aplicação nas diferentes unidades de terapia.

2.2 APACHE

Com a publicação do APACHE, os profissionais da área da saúde passaram a utilizar os índices prognósticos para avaliar e quantificar a gravidade de doenças, ficando esse índice conhecido como um índice de gravidade e caracterizado por avaliar o grau de disfunção fisiológica, com emprego na monitorização da evolução clínica de paciente em UTI (CHANG et al., 1998; CHANG et al., 1986).

O primeiro modelo APACHE, descrito originalmente por Knaus, em 1981, contempla 34 variáveis, porém, na época, nem sempre passíveis de coleta na maioria dos hospitais. Este modelo foi aplicado no centro médico da Universidade de *Washington* em uma amostra de 2.000 pacientes internados na UTI. O primeiro APACHE baseava-se no pressuposto que o risco de óbito de um paciente acometido por uma doença aguda está relacionado às suas reservas fisiológicas e aos desvios agudos das variáveis fisiológicas. Os desvios agudos referem-se a diferenças nos valores das variáveis fisiológicas em relação ao intervalo considerado como normalidade. O registro dos dados vitais, como frequência cardíaca (FC) e resultados de exames laboratoriais, como o hemograma, são exemplos das variáveis consideradas no modelo. Um valor de peso era atribuído a cada variável coletada, sendo este valor resultante da opinião de intensivistas experientes e revisões da literatura (TERZI et al., 1997).

Baseando-se nos achados com a aplicação do modelo APACHE, Knaus e seus colaboradores acreditaram que este sistema poderia ser empregado rotineiramente em outros

hospitais, porém não obtiveram sucesso, pois ele se mostrou complexo para ser introduzido sistematicamente (TERZI et al., 1997). Assim, utilizando-se de testes estatísticos e julgamentos clínicos, Knaus e sua equipe reduziram para apenas 13 variáveis fisiológicas consideradas, as quais combinadas resultaram no *Acute Physiology Score – APS* (TERZI et al., 1997). A relação e descrição das variáveis relacionadas aos parâmetros fisiológicos são apresentadas no Quadro 2.1.

	VARIÁVEL	DESCRIÇÃO
1	Temperatura	Temperatura axilar: coletada por meio de um termômetro (coluna de mercúrio ou digital) colocado na região axilar do paciente.
2	PAM	Pressão Arterial Média: calculada pela fórmula: $PAM=(PAS-PAD/3)+PAD$ onde: PAS: Pressão Arterial Sistólica; PAD: Pressão Arterial Diastólica
3	FC	Frequência Cardíaca: coletada por meio da monitorização contínua realizada por monitor cardíaco com eletrodos dispostos no tórax do paciente; refere-se à resposta ventricular.
4	FR	Frequência Respiratória: coletada junto ao leito do paciente contando os movimentos respiratórios durante intervalo de tempo ou ainda por meio da monitorização contínua; refere-se ao valor estando o paciente sob ventilação mecânica ou não.
5	A-aPO ₂	Diferença artério-alveolar de O ₂ : coletada junto ao leito do paciente a partir de sangue arterial (periférico) e sangue de artéria pulmonar (através de cateter posicionado na artéria pulmonar - termodiluição ou Swan-ganz) e analisada em laboratório.
6	PaO ₂	Pressão Arterial de Oxigênio: coletada junto ao leito do paciente por uma amostra sanguínea analisada em laboratório por meio de gasometria.
7	pH Arterial	pH Arterial: coletado junto ao leito do paciente por uma amostra sanguínea analisada em laboratório por meio de gasometria.
8	Na ⁺ Sérico	Sódio sérico: coletado junto ao leito do paciente por uma amostra sanguínea submetida à análise laboratorial.
9	K ⁺ Sérico	Potássio sérico: coletado junto ao leito do paciente por uma amostra sanguínea submetida à análise laboratorial.
10	Creatinina Sérica	Creatinina sérica: coletado junto ao leito do paciente por uma amostra sanguínea submetida à análise laboratorial.
11	Hematócrito	Contagem de Hemácias: coletado junto ao leito do paciente por uma amostra sanguínea submetida à análise laboratorial.
12	Leucócitos	Número de Leucócitos: coletado junto ao leito do paciente por uma amostra sanguínea submetida à análise laboratorial.
13	ECG	Utilizada para avaliar o funcionamento neuropsicológico do paciente.

Quadro 2.1 – Variáveis do APS

Das 13 variáveis consideradas, apenas 12 são efetivamente coletadas, pois de acordo com a fração de injeção de oxigênio (FiO₂) a que o paciente esteja submetido, opta-se pelo emprego da “diferença artério-alveolar de oxigênio”, nos casos de FiO₂ maior que 50%, ou da “pressão parcial de oxigênio”, quando o FiO₂ é menor que 50%.

As variáveis fisiológicas relacionadas no Quadro 2.1 foram divididas em intervalos deixando-se o intervalo considerado como normalidade ao centro e atribuída uma pontuação

igual a 0. A partir do intervalo 0, ao centro, foram atribuídos pontos para os desvios à direita (intervalos com valores maiores ao intervalo 0) e à esquerda (intervalo com valores menores ao intervalo 0). A pontuação atribuída variou de 0 a 4 pontos, sendo crescente na proporção em que o intervalo afastava-se (tanto à direita quanto à esquerda) do intervalo 0. A pontuação atribuída para cada intervalo é uma maneira simples de quantificar a distância do intervalo em relação ao intervalo 0, aceito como dentro da normalidade. O valor do APS é obtido somando-se os pontos atribuídos para cada intervalo que contemple os valores das variáveis fisiológicas coletadas. No Quadro 2.2 apresentam-se os pontos atribuídos para cada variável fisiológica.

VARIÁVEL FISIOLÓGICA	PONTOS ATRIBUÍDOS E INTERVALOS CLASSIFICATÓRIOS								
	+4	+3	+2	+1	0	+1	+2	+3	+4
Temperatura (°C)	≥ 38,5	38,1-38,4	37,6-38	37,1-37,5	36,5-37	36,1-36,4	35,7-36	35,3-35,6	<35,3
PAM (mmHg)	≥ 160	130-159	110-129		70-109		50-69		<50
FC (bpm)	≥ 180	140-179	110-139		70-109		55-69	40-54	<40
FR (ipm)	≥ 50	35-49		25-34	12-24	10-11	6-9		<6
A-aPO ₂ (mmHg) ^[1]	≥ 500	350-499	200-349		< 200				
PaO ₂ (mmHg) ^[2]					> 70	61-70		55-60	<55
pH arterial	≥ 7,7	7,6-7,69		7,5-7,59	7,33-7,49		7,25-7,32	7,15-7,24	< 7,15
Na sérico (mMol/L)	≥ 180	160-179	155-159	150-154	130-149		120-129	111-119	<111
K sérico (mMol/L)	≥ 7	6,0-6,9		5,5-5,9	3,5-5,4	3,0-3,4	2,5-2,9		< 2,5
Creatinina sérica (mg/100 ml) ^[3]	≥ 3,5	2,0-3,4	1,5-1,9		0,6-1,4		<0,6		
Hematócrito (%)	≥ 60		50-59,9	46-49,9	30-45,9		20-29,9		< 20
Leucócitos (X 1000) (total/mm ³)	≥ 40		20-39,9	15-19,9	3-14,9		1-2,9		< 1
ECG ^[4]									

Quadro 2.2 – Parâmetros fisiológicos – APS. Fonte: adaptado de Szostak, 2005.

Nota: [1] – Se FiO₂ > 50%.

[2] – Se FiO₂ < 50%.

[3] – Dobro de pontos em caso de Insuficiência Renal Aguda.

[4] – Escala de Coma de Glasgow: Pontos = 15 – ECG atual.

* Os pontos atribuídos encontram-se dispostos acima dos intervalos, variando de 0 a +4. Os intervalos apresentam-se organizados abaixo da pontuação atribuída.

A variável Escala de Coma de Glasgow (ECG) refere-se à avaliação da atividade neuropsicológica do paciente internado na UTI. Esta escala baseia-se no nível de consciência apresentado pelo paciente avaliado por meio de informações relacionadas a três classes: abertura ocular, resposta verbal e resposta motora (SOZTAK, 2005). A ECG trata-se de uma escala de fácil aplicação, na qual cada observação realizada pelo avaliador sobre o paciente avaliado recebe uma pontuação, tendo como resultado final o valor compreendido entre 3

(valor mínimo) e 15 (valor máximo) pontos. Quando o paciente avaliado não apresenta nenhuma resposta aos estímulos dados pelo avaliador, recebe a pontuação mínima de 3 pontos. No Quadro 2.3 apresenta-se a pontuação de acordo com as reações do paciente.

CLASSE	RESPOSTA	PONTOS
I Abertura ocular	Espontânea	04
	Ordem verbal	03
	Dor	02
	Sem resposta	01
II Melhor resposta verbal	Orientada	05
	Confusa	04
	Palavras inapropriadas	03
	Sons	02
	Sem resposta	01
III Melhor resposta motora	Obedece a comando verbal	06
	Localiza dor	05
	Flexão normal (inespecífica)	04
	Flexão anormal (decorticação)	03
	Extensão à dor (descerebração)	02
	Sem resposta	01
TOTAL		03 a 15

Quadro 2.3 – Escala de coma de Glasgow. Fonte: adaptado de Szostak, 2005.

A partir do resultado obtido com o emprego da ECG, pode-se classificar o estado de consciência do paciente em três níveis: “GRAVE” (pontuação entre 3 e 8 pontos), “MODERADO” (de 9 a 12 pontos) e “LEVE” (de 13 a 15 pontos). A utilização da ECG no APS se dá com o somatório das três classes apresentadas no Quadro 2.3, subtraído do valor de referência igual a 15. Portanto, a pontuação utilizada no APS resulta da subtração do somatório dos pontos atribuídos à melhor resposta quanto à abertura ocular, a melhor resposta verbal e a melhor resposta motora obtidos pelo avaliador do valor de referência igual a 15. Como exemplo, cita-se o caso de um paciente comatoso que apresenta ECG igual a 3 pontos. Neste caso, para o cálculo do APS utiliza-se o valor igual a 12, originado da subtração dos 3 pontos obtidos com o emprego do ECG do valor de referência igual a 15. Como segundo exemplo, cita-se um paciente acordado, apresentando-se, no momento da avaliação, lúcido e orientado, obtendo portanto ECG igual a 15. Este segundo paciente apresenta abertura ocular espontânea (4 pontos), resposta verbal orientada (5 pontos) e quanto à resposta motora,

obedece ao comando verbal (6 pontos). Assim, para o paciente do segundo exemplo o valor utilizado no APS é igual a 0, pois se subtrai a pontuação do ECG (4+5+6=15) do valor de referência igual a 15.

Além dos parâmetros fisiológicos, os quais incluem a avaliação da ECG, considerou-se ainda para o desenvolvimento do APACHE a idade do paciente dividida em cinco intervalos. Para cada intervalo em que a idade foi dividida, foram atribuídos pontos, iniciando em 0 para paciente com idade menor que 45 anos até o limite de 6 pontos para paciente com idade maior que 74 anos. No Quadro 2.4 apresentam-se os pontos atribuídos segundo a faixa etária em que se encontra o paciente no momento da internação. Neste quadro observa-se a pontuação a partir dos 45 anos, independentemente das diferenças entre os sexos.

FAIXA ETÁRIA (anos)	PONTOS ATRIBUÍDOS
< 45	0
45 a 54	2
55 a 64	3
65 a 74	5
> 74	6

Quadro 2.4 – Classificação etária. Fonte: adaptado de Szostak, 2005.

A presença de doença crônica também foi considerada, atribuindo pontos pela presença, independente do órgão acometido, permitindo ainda ajustes para os casos de pacientes com internação em UTI por cirurgia eletiva¹¹. No Quadro 2.5 apresenta-se a pontuação atribuída para a co-morbidade apresentada pelo paciente previamente evidenciada no momento da internação. A classificação é feita de acordo com o órgão ou sistemas orgânicos que apresentem a insuficiência, porém não há diferenças na pontuação entre os órgãos ou sistemas orgânicos acometidos, mas sim quanto aos tipos de cirurgia (eletiva e de urgência), ou no caso de não intervenção cirúrgica.

¹¹ Cirurgia eletiva: procedimento cirúrgico agendado com antecipação, previamente programado.

Órgão ou sistema com insuficiência orgânica ^[1]		PO ^[2] de cirurgia eletiva	PO ^[2] de cirurgia de urgência ou paciente não-cirúrgico
Fígado	Biópsia demonstrando cirrose e hipertensão porta documentada; história de sangramentos gastrointestinais atribuídos à hipertensão; ou episódios prévios de insuficiência hepática/encefalopatia/coma.	2	5
Cárdio-vascular	Classe IV, segundo a Associação de Cardiologia de Nova Iorque (<i>New York Heart Association</i>).	2	5
Respiratório	Doença restritiva crônica, obstrutiva crônica ou vascular resultante em severa restrição física, ou seja, paciente incapaz de subir escadas ou desempenhar tarefas domésticas, ou hipóxia crônica documentada, hipercapnia, policitemia secundária, hipertensão pulmonar severa (>40 mmHg) ou dependência respiratória.	2	5
Renal	Recebendo tratamento dialítico crônico.	2	5
Imunocompromissado	Paciente vem recebendo terapia que suprime sua resistência à infecções, imunossupressores, quimioterapia, radiação, longa duração ou recente elevação de doses de esteróides, ou tem uma doença suficientemente avançada para suprimir sua resistência às infecções, leucemia, linfoma, SIDA.	2	5

Quadro 2.5 – Pontuação para as co-morbidades verificadas. Fonte: adaptado de Szostak, 2005.

Nota: [1] A insuficiência orgânica ou estado imunocompromissado deve ser evidenciado previamente à admissão hospitalar e conforme os critérios citados no quadro 2.5.

[2] PO = Pós-operatório.

Neste processo de desenvolvimento de um novo modelo prognóstico foram selecionadas 29 classificações diagnósticas para os apresentações clínicas (casos não cirúrgicos) e 19 classificações diagnósticas para os casos cirúrgicos, sendo que esta classificação diagnóstica é realizada pelo profissional médico no momento da internação do paciente na UTI. Para cada classificação diagnóstica atribuiu-se um coeficiente específico obtido com base na experiência dos pesquisadores da *Washington University* (TERZI et al., 1997). As classificações diagnósticas para os casos cirúrgicos e não cirúrgicos são apresentadas nos Quadros 2.6 e 2.7.

CATEGORIA DIAGNÓSTICA	PONTUAÇÃO
Insuficiência ou falência respiratória	
Asma / alergia	-2,108
Doença pulmonar obstrutiva crônica	-0,337
Edema pulmonar (não cardiogênico)	-0,251
Pós-parada respiratória	-1,168
Aspiração / envenenamento / tóxico	-0,142
Embolia pulmonar	-0,128
Infecção pulmonar	0,000
Neoplasia do sistema respiratório	0,891
Insuficiência ou falência cardiovascular	
Hipertensão arterial	-1,789
Arritmia	-1,368
Insuficiência cardíaca congestiva	-0,424
Choque hemorrágico / hipovolêmico	0,493
Insuficiência coronariana	-0,191
Sepse	0,113
Pós-parada cardíaca	0,393
Choque cardiogênico	-0,259
Aneurisma dissecante de aorta torácica / abdominal	0,731
Trauma	
Politraumatismo	-1,228
Trauma de crânio	-0,517
Sistema neurológico	
Síndrome comicial	-0,584
Hemorragia intracraniana	0,723
Causas diversas	
Intoxicação exógena	-3,353
Cetoacidose diabética	-1,507
Sangramento gastrointestinal	0,334
Outras causas mal definidas ou não classificadas acima	
Metabólico / renal	-0,885
Respiratório	-0,890
Neurológico	-0,759
Cardiovascular	0,470
Gastrointestinal	0,501

Quadro 2.6 – Classificação diagnóstica clínica. Fonte: adaptado de Szostak, 2005.

CATEGORIA DIAGNÓSTICA	PONTUAÇÃO
Politraumatismo	-1,684
Admissão por doença cardiovascular crônica	-1,376
Cirurgia vascular periférica	-1,315
Cirurgia cardíaca valvular	-1,261
Craniotomia por neoplasia	-1,245
Cirurgia renal por neoplasia	-1,204
Transplante renal	-1,042
Trauma de crânio	-0,955
Cirurgia torácica por neoplasia	-0,802
Craniotomia por hemorragia intracraniana	-0,788
Laminectomia / cirurgia medula	-0,699
Choque hemorrágico	-0,682
Sangramento gastrointestinal	-0,617
Cirurgia gastrointestinal por neoplasia	-0,248
Insuficiência respiratória pós-cirurgia	-0,140
Perfuração / obstrução gastrointestinal	0,060
Outras causas mal definidas, não classificadas acima	
Neurológico	-1,150
Cardiovascular	-0,797
Respiratório	-0,610

Quadro 2.7 – Classificação diagnóstica cirúrgica. Fonte: adaptado de Szostak, 2005.

A partir do desenvolvimento do APS, acrescido da pontuação relacionada à idade e a presença de co-morbidade, além dos coeficientes específicos atribuídos às classificações diagnósticas, deu-se origem a um novo modelo de índice prognóstico, batizado com o nome de APACHE II (TERZI et al., 1997). Utilizado na avaliação da evolução clínica do paciente, o APACHE II consiste no somatório dos escores de três classes: os parâmetros fisiológicos (Quadro 2.2), a faixa etária do paciente (Quadro 2.4) e a pontuação atribuída pela co-morbidade ou insuficiência orgânica (Quadro 2.5) apresentada pelo paciente. Para o cálculo do risco de óbito do paciente, o APACHE II emprega uma equação de regressão logística, apresentada na Equação 2.1 (CHANG et al., 1998; CHANG et al., 1986; SZOSTAK, 2005).

$$R = -3,517 + (APACHEII \times 0,146) + POU + CD \quad (2.1)$$

Onde:

R = Risco de óbito;

APACHEII = Resultado do somatório da pontuação atribuída de acordo com os parâmetros fisiológicos, a faixa etária e a presença de co-morbidade ou falência orgânica. Esta pontuação é apresentada nas Tabelas 2.2, 2.3 e 2.4;

POU = Pós-operatório de urgência, se existir, considera-se o valor de 0,603; do contrário, ou seja, para casos não operatórios ou de cirurgias eletivas, atribui-se valor igual a zero;

CD = categoria diagnóstica; valor obtido utilizando as Tabelas 2.5 e 2.6.

O modelo APACHE continuou sofrendo mudanças ao longo dos anos, sendo aplicado a um número maior de pacientes. Com a experiência adquirida com o APACHE II, foi desenvolvido um terceiro modelo que recebeu o nome de APACHE III, para o qual foram selecionadas 20 variáveis fisiológicas empregadas na quantificação da gravidade da doença, nas quais observam-se os piores valores colhidos durante as primeiras 24 horas de internação. Para o APACHE III foram definidas 78 categorias diagnósticas, as quais, a exemplo do segundo modelo, também receberam coeficientes específicos, sendo posteriormente aplicados em 40 hospitais americanos, totalizando uma amostra de 17.440 pacientes (TERZI et al.,

1997; TERZI et al., 2002). O APACHE III, a partir das informações publicadas sobre o modelo, permite apenas o cálculo da pontuação, enquanto que a conversão da pontuação em um valor do risco estimado de óbito não é de domínio público, ou seja, não se apresenta distribuída na literatura. Para uma análise e obtenção do valor de risco de óbito, os dados coletados referentes às variáveis devem ser encaminhados aos idealizadores do modelo. Os dados coletados por Paulo Bastos, em estudo multicêntrico realizado no Brasil, aplicando o APACHE III em uma amostra de 1.734 pacientes com internações consecutivas em 10 hospitais brasileiros foram enviados e analisados pela equipe de William Knaus em *Washington*. De uma maneira geral, a mortalidade observada nos pacientes foi superior à estimada pelo APACHE III. Tais dados sugerem que diferentes populações de diferentes países, com diferentes graus de nutrição e mecanismos de doença, além dos diferentes sistemas de atendimento podem influenciar os resultados obtidos com a aplicação deste modelo prognóstico (TERZI et al., 1997; TERZI et al., 2002).

Wagner e outros (1994) descreveram o APACHE III adaptado para a avaliação prognóstica durante os primeiros sete dias de internamento na UTI. Este modelo considera o motivo de internamento, a idade, o estado crônico de saúde, a terapêutica efetuada antes da admissão na unidade, o grau de disfunção fisiológica à admissão na UTI, o grau de disfunção fisiológica no dia em análise e a diferença entre o grau de disfunção fisiológica nas últimas 24 horas. Entretanto, devido à complexidade e ao custo, tal modelo não ganhou popularidade na Europa e com isso não passou a ser disseminado (WAGNER et al., 1994; SZOSTAK, 2005).

Com a não popularização do terceiro modelo, voltou-se ao emprego em maior escala do APACHE II, resultando no índice prognóstico mais empregado no mundo, sendo de fácil coleta e que possibilita o cálculo do score e da probabilidade de óbito hospitalar para cada paciente (TERZI et al., 2002). O uso repetido do APACHE II foi proposto para monitorização da evolução clínica do paciente. Com tal metodologia, observou-se um aumento ao longo do

tempo do poder discriminatório dos instrumentos, ou seja, uma melhor capacidade para distinguir os pacientes sobreviventes dos falecidos. Além disso, a observação da tendência evolutiva do paciente pode dar ao profissional da saúde informações que contribuem no processo de tomada de decisão quanto ao tratamento do paciente (VINCENT et al., 1996; SZOSTAK, 2005).

O APACHE II possibilita o cálculo do risco de óbito individualizado. A partir dos resultados obtidos com o emprego desse índice, pode-se determinar o valor estimado de óbitos preditos para grupos específicos de pacientes, obtido pela razão entre o somatório dos riscos de óbito individuais pelo número total de pacientes considerados (CHANG et al., 1998; CHANG et al., 1986; SZOSTAK, 2005). A Equação 2.2 apresenta a fórmula utilizada para o cálculo do valor estimado de óbitos preditos.

$$P = \frac{\sum R \text{ individuais}}{\text{número de pacientes}} \quad (2.2)$$

Onde:

P = probabilidade de óbito para grupos de pacientes;

R = risco de óbito individual calculado pelo modelo APACHE II.

Com o emprego do APACHE II também é possível estratificar os pacientes por faixa de risco, permitindo-se assim comparar o número de óbitos observados e esperados. Esta estratificação pode ser empregada para verificar a relação entre o número de óbitos observados e o número de óbitos esperados em determinados períodos, como meses ou qualquer outro intervalo de tempo. Com isso, possibilita-se analisar diferentes períodos de tempo, ou mesmo compará-los. Assim, podem-se verificar quais os períodos de maior incidência de óbito, direcionando de maneira mais adequada os recursos humanos e materiais, além de fornecer subsídios para as rotinas de desinfecção e controle de infecções na UTI (CHANG et al., 1998; CHANG et al., 1986; SZOSTAK, 2005).

Além de possibilitar o cálculo do escore e da probabilidade de óbito hospitalar de cada paciente, o APACHE II pode também ser utilizado para avaliar a taxa de mortalidade padronizada (TERZI et al., 2002). A Equação 2.3 apresenta a fórmula empregada na obtenção da Taxa de mortalidade padronizada (TMP).

$$TMP = \frac{\text{número de óbitos observados}}{\text{número de óbitos previstos}} \quad (2.3)$$

A TMP possibilita avaliar a aplicação de modelos prognósticos quanto a seus resultados de predição. A relação ideal entre óbitos observados e previstos apresenta uma TMP igual a 1, ou seja, o modelo é capaz de prever o número exato de casos de óbito observados. Porém, valores entre 0 e 1 podem ser obtidos nos casos em que o modelo avaliado apresentar um número maior de óbitos previstos em relação à realidade observada. Assim, entende-se que para valores mais próximos de 1, melhor será o resultado. Para os casos em que seja observada uma TMP maior do que 1, interpreta-se que o modelo tenha subestimado as taxas de mortalidade, sendo, portanto, observado um número maior de óbitos do que o previsto.

Mesmo com os modelos e as propostas de índices para a avaliação e para a monitorização de pacientes em estado crítico, nem todos os fatores são contemplados, havendo insuficiência de dados, além da complexidade que alguns cálculos exigem em sua realização. Assim, a informática aplicada à saúde surge como uma alternativa para resolver ou ao menos atenuar alguns dos problemas como o armazenamento de dados dos casos atendidos em uma base de dados, a complexidade e o dispêndio de tempo na realização de cálculos, permitindo uma redução neste tempo, além de proporcionar uma maior praticidade na realização dos cálculos (ABDULKADER, 2003; PORCIDES et al., 2003; CHANG et al., 1998; SZOSTAK, 2005; FRANCISCO, 2002).

3 TEORIA DA PROBABILIDADE

No prognóstico de doenças, o conhecimento é incerto, portanto, representar e manipular o conhecimento na área da saúde traz como complicação o tratamento da incerteza. Alguns sintomas como febre, cefaléia, astenia, dispepsia, tosse, entre outros, são comuns a várias doenças, como gripe, pneumonia e outras infecções e inflamações. Sendo assim, na tomada de decisão sobre o tratamento adotado, os médicos assistentes baseiam-se em evidências obtidas por meio da anamnese, exames clínicos e laboratoriais (RUSSEL; NORVIG, 2004; SHORTLIFFE, 2000; FLORES; PEROTO; VICARI, 2002). Desta forma a incerteza se faz constante quando se trata do raciocínio diagnóstico, do tratamento de doenças e prognóstico de pacientes. Para Russell e Norvig (2004) a teoria da probabilidade é a principal ferramenta para tratamento da incerteza, enquanto Mattos (2003) considera a RB como uma forma eficiente para esse tratamento, pois sua abordagem é baseada no teorema de Bayes, que também faz uso da teoria da probabilidade.

A teoria da probabilidade é, além da lógica e da computação, uma importante contribuição da matemática para a IA. Descrevendo-a em resultados de jogos de azar, o italiano Gerolamo Cardano (1501-1576) foi o primeiro a conceber a idéia de probabilidade. Ajudando a lidar com medidas incertas e teorias incompletas, a probabilidade transformou-se em uma parte valiosa para as ciências quantitativas, sendo aperfeiçoada por pesquisadores como Pierre Fermat, Blaise Pascal, James Bernoulli, Pierre Laplace, entre outros, que introduziram novos métodos estatísticos (RUSSEL; NORVIG, 2004).

Para Russel e Norvig (2004) a probabilidade proporciona um meio para resumir a incerteza advinda da preguiça e ignorância do homem. Talvez não se tenha certeza sobre o que realmente aflige um dado paciente, porém é possível atribuir uma probabilidade de que ele esteja com determinada doença. Tal crença pode ser derivada de dados estatísticos, regras

gerais ou de uma combinação de evidências. A probabilidade é uma estrutura rigorosa de representação de eventos aleatórios, podendo um evento assumir valores compreendidos entre 0 e 1. A probabilidade igual a 0 quando atribuída, expressa uma crença inequívoca de que a sentença seja falsa, enquanto que ao atribuir probabilidade igual a 1 corresponde a uma crença inequívoca de que a sentença seja verdadeira. Valores de probabilidades compreendidos entre 0 e 1 correspondem a graus intermediários de crença na veracidade da sentença. Ressalta-se que um grau de crença difere de um grau de verdade. Sendo assim, uma probabilidade de 0,9 significa apenas um grau de crença de 90% e não que 90% seja verdadeira (RUSSEL; NORVIG, 2004).

Por meio dos valores de probabilidade é que se explicitam as crenças que se somam aos fatos e regras, associados à incerteza, os quais representam o conhecimento de um especialista em um determinado domínio de aplicação (TESSARI, 1998). Os valores de probabilidade refletem a crença do especialista sobre o que ele espera que ocorra em situações similares àquelas que tem vivenciado e aprendido. Assim, as crenças estão diretamente relacionadas com as percepções que um agente recebeu até aquele dado momento. Tais percepções são a evidência na qual se baseiam as asserções de probabilidade (RUSSEL; NORVIG, 2004). Sendo a probabilidade baseada em informação, toda vez que uma nova informação é adicionada, a base se altera em função daquela nova informação. À medida que novas percepções são recebidas por um agente, suas avaliações de probabilidade são atualizadas para refletir a nova evidência, permitindo com isso que as probabilidades possam mudar quando mais e novas evidências são adquiridas. Antes de a evidência ser obtida refere-se à probabilidade *a priori* ou incondicional e depois da evidência obtida, refere-se à probabilidade posterior ou condicional. A construção deste novo espaço de probabilidade, alterado devido a uma nova informação constitui-se no problema central no desenvolvimento

de um sistema especialista para uso em condições que se faça presente a incerteza, como nos casos em que se aplica o teorema de Bayes. (NASSAR, 1998; RUSSEL; NORVIG, 2004).

3.1 TEOREMA DE BAYES

Uma nova forma para raciocinar sobre probabilidades condicionais, vista como uma regra para atualizar a luz de novas evidências foi introduzida pelo reverendo Thomas Bayes (1702-1761), levando o nome de seu idealizador, a qual foi publicada apenas postumamente em 1763 (RUSSEL; NORVIG, 2004). Segundo Triola (1999), Thomas Bayes afirmou que as probabilidades devem ser revistas quando novas informações se tornam conhecidas.

Para Russel e Norvig (2004), as probabilidades condicionais são empregadas quando o agente adquire alguma evidência relativa às variáveis aleatórias anteriormente desconhecidas. A notação usada é $P(a|b)$, ou seja, a probabilidade de a , dado que o que se sabe é b , sendo a e b proposições quaisquer. Podem-se definir as probabilidades condicionais em termos de probabilidade incondicionais, tendo como equação de definição a Equação 2.4. Tal equação é válida sempre que $P(b) > 0$ (RUSSEL; NORVIG, 2004).

$$P(a | b) = \frac{P(a \wedge b)}{P(b)} \quad (2.4)$$

A Equação 2.4 pode ser escrita em outras formas (Equações 2.5 e 2.6), ambas denominadas regra do produto. Essa regra advém do fato de que para a e b serem verdadeiras, é necessário que b seja verdadeira e que a seja verdadeira dada b (RUSSEL; NORVIG, 2004).

$$P(a \wedge b) = P(b | a) P(a) \quad (2.5)$$

$$P(a \wedge b) = P(a | b) P(b) \quad (2.6)$$

Igualando-se os dois membros da direita das equações acima e dividindo por $P(a)$, obtém-se a equação conhecida como teorema de Bayes (Equação 2.7) (RUSSEL; NORVIG, 2004).

$$P(b | a) = \frac{P(a | b)P(b)}{P(a)} \quad (2.7)$$

A expressão $P(a)$ pode ser substituída por uma nova apresentação, demonstrada na Equação 2.8. Esta Equação 2.8 é obtida aplicando a regra da multiplicação na equação da probabilidade marginal de um evento, a qual, por sua vez, consiste de um conjunto de probabilidades combinadas (LEVINE et al., 2000).

$$P(a) = P(a | b_1)P(b_1) + P(a | b_2)P(b_2) + \dots + P(a | b_k)P(b_k) \quad (2.8)$$

Onde:

$b_1, b_2, \dots, b_k = k$ eventos mutuamente excludentes e coletivamente exaustivos.

Com a substituição da expressão $P(a)$ na Equação 2.7 pela Equação 2.8, Levine e outros (2000) demonstra o desenvolvimento do teorema de Bayes a partir da definição de probabilidade condicional. Assim, obtém-se a Equação 2.9.

$$P(b_i | a) = \frac{P(a | b_i)P(b_i)}{P(a) = P(a | b_1)P(b_1) + P(a | b_2)P(b_2) + \dots + P(a | b_k)P(b_k)} \quad (2.9)$$

Onde:

b_i é o i -ésimo evento de k eventos mutuamente excludentes.

Triola (1999) também apresenta uma forma do teorema de Bayes (Equação 2.10).

$$P(A|B) = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(A) \cdot P(B|A) + P(\bar{A}) \cdot P(B|\bar{A})} \quad (2.10)$$

Segundo Russel e Norvig (2004), “o teorema de Bayes permite que probabilidades desconhecidas sejam calculadas a partir de probabilidades condicionais conhecidas”.

Para Morettin (1999), o teorema de Bayes é também chamado de teorema da probabilidade *a posteriori*, relacionando uma das parcelas da probabilidade total com a própria probabilidade total.

A equação chamada de teorema de Bayes também recebe nomes como regra de Bayes ou lei de Bayes, sendo considerada como simples, além de ser a fundamentação de sistemas modernos de IA para inferência probabilística, como no caso dos sistemas que empregam a RB para o tratamento da incerteza (RUSSEL; NORVIG, 2004).

3.2 REDE BAYESIANA

Em 1988, com a publicação de *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*, de *Judea Pearl*, aumentou a aceitação da probabilidade e da teoria da decisão em IA, criando-se o formalismo chamado Rede Bayesiana que permite uma representação eficiente do conhecimento incerto e o raciocínio rigoroso com a utilização de tal conhecimento (RUSSEL; NORVIG, 2004). Iniciou-se assim, na década de 1990, a maior parte das pesquisas sobre RB (MARQUES; DUTRA, 2003). Desde então, a RB é utilizada em várias áreas, pois raciocinar com incerteza é mais comum do que se pode imaginar. Habitualmente o ser humano realiza raciocínio com incerteza, pois inúmeros são os fatores que podem contribuir para mais de um resultado. Um exemplo disso é o raciocínio clínico, onde um ou mais sintomas podem ser atribuídos a várias doenças (FLORES; PEROTO; VICARI, 2002), incluindo assim a área da saúde na utilização da RB, tendo como exemplo, o

Iliad, desenvolvido pelo Departamento de Informática Médica da Universidade de *Utah* (WIDMAN, 1998).

Segundo Russel e Norvig (2004), a análise bayesiana e a regra proposta por Thomas Bayes para atualizar a probabilidade à luz de novas evidências formam a base para a maioria das abordagens modernas para raciocínio incerto em sistemas de IA. A conexão entre as variáveis coletadas e a probabilidade de óbito, por exemplo, não se refere a uma consequência lógica, pois este conhecimento fornece apenas um grau de crença. Para lidar com diferentes graus de crença ou incerteza a principal ferramenta é a teoria da probabilidade, a qual atribui a cada sentença um valor numérico entre 0 e 1.

Segundo Kahn Júnior e outros (1997) a RB é uma técnica para representação de conhecimento probabilístico em um domínio temporal, estando firmemente baseada na teoria da probabilidade. A abordagem de RB é utilizada para estruturar conhecimento porque oferece um modelo unificado e intuitivo para representar seus dados que supera amplamente muitos problemas do raciocínio probabilístico, além de permitir o aprendizado a partir da experiência. O seu caráter unificado torna possível comparar diferentes hipóteses sobre os dados e a natureza intuitiva do formalismo gráfico de RB, sendo este um dos melhores métodos analíticos disponível para a tomada de decisão (KOEHLER; VICARI; FLORES, 2004; RUSSEL; NORVIG, 2004). A RB representa o conhecimento de forma modular repassando a probabilidade de uma situação para outra, de forma que o usuário possa identificar os relacionamentos envolvidos (BELTRÃO; SCHMITT; DIAS, 2002). Trata-se de uma técnica gráfica de modelação probabilística do conhecimento que proporciona a dedução perante a incerteza através da representação gráfica de dependências estatísticas entre variáveis do domínio do problema (RUSSELL; NORVIG, 2004).

Para Gurjão e outros (2004) a RB é uma representação gráfica que expressa relações de dependência condicional entre as variáveis presentes num domínio do problema. Pode,

muitas vezes, ser construída a partir de uma base de dados empíricos, como observações diretas. Uma RB especifica uma distribuição de probabilidade conjunta que resume o conhecimento sobre o problema em foco, o que faz destas redes uma ferramenta.

A RB é representada por grafos orientados, acíclicos, sendo utilizada para representar dependências probabilísticas entre variáveis aleatórias e para prover uma especificação concisa da função de distribuição de probabilidades conjunta destas variáveis. Os nós representam variáveis aleatórias de um domínio específico, enquanto que os arcos indicam a existência de dependências probabilísticas entre os nós ligados (Figura 3.1), sendo essas dependências expressas por probabilidade condicional (RUSSELL; NORVIG, 2004; GURJÃO et al., 2004; MATSUURA; YONEYAMA, 2004; DIAZ; CORCHADO, 1999; AGOSTA; GARDOS, 2004).



Figura 3.1 – Relação entre nós e arco orientado.

Assim, um objeto x , com estados x_1, x_2, \dots, x_n é simbolizado por um nó x_l o qual representa uma variável aleatória discreta que pode assumir qualquer um dos estados x_i , com probabilidade $P(x_i)$. Desta forma, um objeto é representado através da enumeração exaustiva e mutuamente exclusiva dos estados (realizações, hipóteses, valores) que ele pode assumir, sendo que, para cada estado, é definida uma probabilidade que quantifica a crença que se tem no fato do objeto estar naquele estado (RUSSELL; NORVIG, 2004; GURJÃO et al., 2004; MATSUURA; YONEYAMA, 2004; DIAZ; CORCHADO, 1999; AGOSTA; GARDOS, 2004).

A RB pode ser construída a partir de conhecimento de especialistas humanos, suas crenças, assim como de uma base de dados. Uma vez ajustada a uma base de dados específica, a RB é utilizada na realização de inferências com base nas probabilidades condicionais, dado um conjunto de novas evidências, onde cada probabilidade condicional é vista como uma medida da crença num evento determinado, de acordo com as evidências disponíveis (GURJÃO et al., 2004; MATSUURA; YONEYAMA, 2004). Na modelagem manual de uma RB tem-se como um problema o processo de extrair o conhecimento dos especialistas, pois estes apresentam grande dificuldade em suas entrevistas para quantificar a sua crença em determinado fato ou mesmo para demonstrar a lógica de raciocínio empregada nos casos clínicos, assim como todo ser humano que apresenta dificuldade em associar números (dados estatísticos) sobre suas crenças (KOEHLER; VICARI; FLORES, 2004).

A RB é implementada em duas partes complementares, sendo uma chamada de qualitativa e outra de quantitativa (LINDA, 1996). A parte qualitativa (Figura 3.2) é o modelo gráfico (grafo direcionado acíclico), onde as variáveis são os nós, e as relações entre elas são os arcos direcionados.

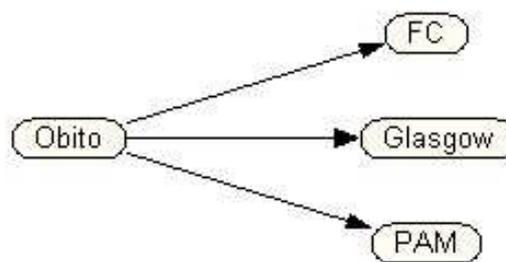


Figura 3.2 – Parte qualitativa da RB

A parte quantitativa (Figura 3.3) representa o conjunto de probabilidades condicionais estimadas, *a priori*, das hipóteses diagnósticas, que são associadas aos arcos existentes no modelo gráfico.

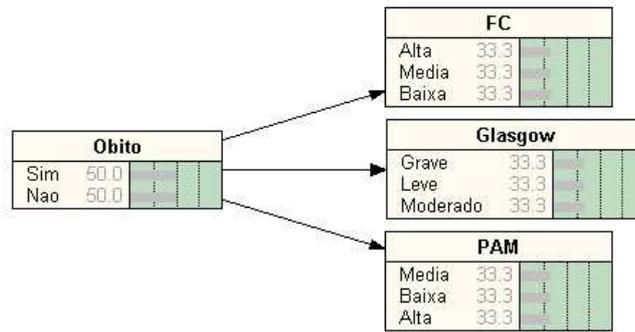


Figura 3.3 – Parte quantitativa da RB

A característica principal das redes probabilísticas é a habilidade para explorar a estrutura do grafo e reduzir o cálculo da probabilidade condicional de um evento, dado a evidência disponível, para cálculos locais, utilizando apenas variáveis obtidas de um nó e seus vizinhos (FLORES; PEROTO; VICARI, 2002). Matematicamente, uma RB é uma representação compacta de uma tabela de conjunção de probabilidades do universo do problema. Por outro lado, do ponto de vista de um especialista, a RB constitui um modelo gráfico que representa de forma simples as relações de causalidade das variáveis de um sistema (MARQUES; DUTRA, 2003). Segundo Mattos (2003), para determinar o relacionamento das variáveis dentro do sistema e quantificar as alterações realizadas, a RB utiliza-se de cálculos realizados por meio de equações, referindo-se à utilização do teorema de Bayes, podendo ser exemplificadas nas equações 2.11 e 2.12.

$$P(A) = P(A') \quad (2.11)$$

O cálculo da probabilidade do acontecimento de A, se dá calculando-se o valor de A'. O valor de A' consiste no cálculo da probabilidade do acontecimento de A em todas as regras.

$$P(B|A) = \frac{P(B) \cdot P(A)}{P(A)} \quad (2.12)$$

Onde:

P(B/A) = probabilidade de B acontecer se A for verdadeiro;

P(B) = probabilidade de acontecimento do evento B; este valor é determinado pelo sistema;

P(A) = cálculo da probabilidade de A acontecer em todas as evidências.

Sendo um método probabilístico baseado na abordagem feita no teorema de Bayes, a RB apresenta resultados positivos no tratamento de incertezas, o que fez crescer o interesse por sistemas computacionais que empregam a RB para auxiliar na tomada de decisão. A possibilidade de utilizar a RB na diagnose de enfermidades, ou mesmo no treinamento durante a formação de profissionais da saúde, tornou a RB uma ferramenta importante na representação do conhecimento e inferência sob condições de incerteza, passando a ser empregada em sistemas de apoio à decisão na área da saúde (FLORES; PEROTTO; VICARI, 2002; MATTOS, 2003; ANDRADE, 1999; GURJÃO et al., 2004; MATSUURA; YONEYAMA, 2004; DIAZ; CORCHADO, 1999).

3.3 APLICAÇÃO DE SISTEMAS DE APOIO À DECISÃO EM SAÚDE

A velocidade atual das mudanças promove rápida superação das tecnologias, gerando a necessidade de novos mecanismos que facilitem o acesso ao conhecimento. As pessoas que não se atualizam permanentemente poderão tornar-se inabilitadas para desempenhar funções e responder adequadamente às exigências da sociedade, as quais são cada vez mais atendidas pela utilização de conhecimentos especializados (REZENDE, 2003). A área da saúde é uma das mais beneficiadas com o avanço nas pesquisas e desenvolvimento dos sistemas computacionais. Com os profissionais expostos a um grande número de informações e

conhecimento, necessita-se da manipulação rápida, precisa e ordenada da informação. É neste sentido que os sistemas computacionais contribuem, surgindo assim a informática médica (FLORES; PEROTTO; VICARI, 2002). O objetivo fundamental da informática médica é colocar à disposição do profissional da saúde a informação, onde e quando ela for necessária, fazendo com que a prática da medicina e suas correlatas, como num trabalho multidisciplinar na área da saúde, se torne cada vez mais complexa e difícil sem o auxílio das tecnologias da informação (SIGULEM et al., 1998). O interesse e entusiasmo no uso do computador como ferramenta de auxílio no diagnóstico médico é antigo. Em 1959, Ledley e Lusted descreveram a utilização da lógica simbólica e da estatística como métodos para auxiliar no processo de decisão e apontaram o computador como instrumento adequado para auxiliar o processo diagnóstico (SIGULEM et al., 1998). As primeiras aplicações, ainda na década de 1960, buscavam reproduzir no ambiente hospitalar os sistemas gerenciais adotados na área industrial e comercial. No Brasil, em 1972, Sabbatini e colaboradores iniciaram as primeiras aplicações na análise de dados fisiológicos, simulações aplicadas ao ensino e pesquisa em banco de dados. Em 1977, Shortliffe desenvolveu o Mycin, o primeiro sistema especialista para diagnose e terapia de doenças infecciosas (SABBATINI, 1998; SIGULEM et al., 1998; SCHILDT, 1989). A consolidação da utilização do computador no meio médico deu-se na década de 1980, quando os sistemas computacionais se baseavam em metodologias matemáticas e estatísticas, tendo base no teorema de Bayes (SIGULEM et al., 1998). Na seqüência dos anos, surgiram equipamentos com maior capacidade de processamento, distribuídas em servidores, conectados em redes, advindo ainda a Internet. Têm-se assim, equipamentos cada vez mais confiáveis, rápidos e menores e, ao mesmo tempo, evoluem as pesquisas na área de IA (SIGULEM et al., 1998).

A IA tem proposto sistemas computacionais que permitem “descrever” o raciocínio humano nos campos especializados, dos quais derivam sistemas baseados em conhecimento e

sistemas especialistas que permitem a disponibilidade do conhecimento do especialista nas mais variadas situações, atuando como uma extensão do raciocínio e conhecimento humano. Estes sistemas são vistos como uma forma de democratização do conhecimento, permitindo-nos representar e manipular o conhecimento de uma forma sistemática e rápida, diminuindo erros ou falhas, trabalhando assim com as incertezas com maior precisão (FLORES; PEROTO; VICARI, 2002; ANDRADE, 1999; BARRETO, 1999). Os sistemas especialistas são áreas de desenvolvimento bem sucedidas no campo da IA, possuindo estes sistemas a habilidade de tratar os problemas relacionados a um domínio de conhecimento de forma semelhante a um especialista naquele domínio (SCUSSEL et al., 2002). Os sistemas especialistas permitem a modelagem computacional do conhecimento especialista, apresentando como problema a construção da base de conhecimento e o tratamento de incertezas (MATTOS, 2003).

Seguindo a linha de desenvolvimento e evolução em IA propuseram-se sistemas de apoio à decisão, sendo para Sprangue Júnior e Watson (1991), os sistemas de apoio à decisão, definidos como sistemas computacionais que ajudam os responsáveis pela tomada de decisões a enfrentar problemas estruturais através de interação direta com modelos de dados e análises. Utilizando técnicas de IA e fazendo uso de bancos de dados, estatística, textos, gráficos, estes sistemas podem auxiliar na redução do tempo gasto com cálculos, como, por exemplo, para os modelos de índices preditivos (QUADROS; DIAS; MORO, 2004; SPRANGUE JR; WATSON, 1991). Os sistemas de apoio à decisão também podem ser vistos como uma atividade auxiliar, por meio de modelos explícitos na obtenção das respostas às questões formuladas para a tomada de decisão (SZOZSTAK, 2005). Segundo Sprangue Júnior e Watson (1991), os sistemas de apoio à decisão apresentam como características:

- tendência a serem voltados para problemas menos estruturados;

- tentativa de combinar o uso de modelos ou técnicas analíticas a funções tradicionais de acesso e recuperação de informações;
- concentração especificamente em recursos que facilitem seu uso para pessoal não especializado em computação de forma interativa;
- ênfase na flexibilidade e na adaptabilidade de acomodar mudanças no ambiente e na abordagem à tomada de decisões pelo usuário.

Dentre os objetivos dos sistemas de apoio à decisão, segundo Sprangue Júnior e Watson (1991), cita-se:

- servir de apoio ao processo decisório, com ênfase em decisões não estruturadas ou semi-estruturadas;
- servir de apoio ao processo decisório de todos os níveis, ajudando na integração dos níveis, quando apropriado;
- servir de apoio tanto para decisões interdependentes, quanto para decisões independentes;
- servir de apoio em todas as fases do processo decisório;
- dar apoio a diversos processos de tomada de decisões;
- ser fácil de usar.

É importante acrescentar que os sistemas de apoio à decisão aplicados em saúde não excluem a responsabilidade do profissional da saúde, cabendo a esse profissional a decisão final sobre o desfecho do tratamento (SZOSTAK, 2005).

O aumento progressivo da quantidade de dados, informações e conhecimento que os profissionais da área da saúde se deparam a cada dia é o principal motivador para o emprego dos sistemas de apoio à decisão nesta área. Esse aumento de informações contribui para novas

medidas adotadas pelos médicos, assim como para diagnose e prognóstico das condições clínicas dos pacientes considerando fatores como novos princípios químicos, desenvolvimento de novas drogas, interações medicamentosas ou mesmo inovações na área da biologia molecular (SIGULEM et al., 1998; SZOSTAK, 2005).

Szostak (2005) destaca alguns pontos que podem ser vistos como vantagens ou desvantagens na utilização de sistemas de apoio à decisão. A possibilidade de o sistema ser instalado em diferentes locais com as adaptações, ter os dados registrados em bases facilitando a manipulação, a obtenção de resultados mais precisos, a facilidade no uso ou adaptação a outros ambientes, a segurança sobre as informações por meio do controle de acesso aos dados e a otimização do tempo são vistas como vantagens. Além destas, há também a aplicação e aperfeiçoamento, tendo o potencial para desenvolvimento de novos guias clínicos ou no fornecimento de hipóteses diagnósticas, bem como o aprimoramento das bases de conhecimento. Outra vantagem se relaciona com a integração dos sistemas, seja pela entrada de dados manualmente ou por meio dos próprios equipamentos biomédicos, desde que utilizadas portas de entrada que permitam sincronizar as informações com o mecanismo de coleta dos dados. As desvantagens referem-se ao custo financeiro exigido para o desenvolvimento e implantação do sistema, as oposições a mudanças, seja por parte dos profissionais ou ainda por alterações em rotinas já implantadas. Há também o risco de se perder informações caso não seja bem definida e aplicada uma rotina de cópias de segurança ou *backup*, além de possíveis indisponibilidades do sistema por problemas na rede elétrica ou instalações (SZOSTAK, 2005).

Inicialmente, cada sistema desenvolvido correspondia a um programa especialmente desenvolvido para este fim. Posteriormente, entretanto, surgiram programas gerais denominados '*shell*', ou '*vazios*', que permitem que se possa trabalhar com diferentes bases de conhecimento usando um mesmo programa (SILVA; PARIZE, 1995). Para a realização

deste trabalho optou-se pelo uso do *shell* Netica¹², pois o mesmo apresenta uma fácil leitura e uso, especialmente para indivíduos pouco treinados na área da informática. O Netica é um pacote de *softwares* completo para trabalhar com RB, apresentando-se com grande funcionalidade. Definida a ferramenta a ser utilizada neste trabalho, passou-se então ao desenvolvimento do mesmo.

¹² Netica 2.05, para MS Windows (95, 98, NT4 e 2000). Copyright© 1990-2000 Norsys Software Corp. Disponível em: <<http://www.norsys.com>>.

4 METODOLOGIA

Neste capítulo encontram-se os passos seguidos no desenvolvimento do trabalho, sendo apresentados os procedimentos para obtenção dos dados que constituíram a população e a amostra, o processo de amostragem, a definição e a caracterização das variáveis utilizadas. Realizou-se uma pesquisa descritiva documental, por meio de um estudo retrospectivo na obtenção e caracterização da base de dados, seguida da proposição e análise do uso da RB, implementada e treinada por meio do *shell* Netica, para determinação da probabilidade de óbito para pacientes em UTI. Contou-se com o auxílio de três profissionais médicos, sendo dois especialistas em cardiologia e medicina intensiva, ambos com experiência de oito anos em UTI e um clínico geral que atua junto à UTI, auxiliando nas condutas há seis anos, sendo tais chamados neste trabalho de especialistas.

4.1 BASE DE DADOS

Neste estudo foram utilizados dados reais, relativos ao registro de pacientes internados em uma UTI geral de uma cidade do interior de Santa Catarina. Solicitou-se, por escrito, à direção e a comissão de ética do hospital a permissão para utilizar os dados de pacientes atendidos na UTI¹³. Os dados já se encontravam devidamente registrados em uma base de dados, sendo solicitado o uso dos mesmos de forma retrospectiva, o que eliminou possíveis interferências na coleta ou armazenamento dos dados, além de não interferir na rotina¹⁴ da UTI. Acrescenta-se também a não geração de custos, haja vista que neste processo não houve

¹³ A comissão de ética do hospital deu parecer favorável à utilização dos dados (ANEXO A), sendo o acesso aos dados fornecido pelo guardatário dos registros.

¹⁴ Rotina: medidas tomadas no atendimento do paciente, os cuidados prestados no seu atendimento, as condutas e protocolos utilizados na unidade, como exames e procedimentos solicitados e realizados habitualmente.

nenhum gasto financeiro. No Quadro 4.1 apresenta-se o número de casos e a respectiva classificação diagnóstica, segundo a classificação encontrada no APACHE II.

DIAGNÓSTICO	CASOS
Sistema neurológico	302
Sepsis	227
Hipertensão arterial sistêmica	187
Insuficiência coronariana	186
Doença pulmonar obstrutiva crônica	145
Insuficiência cardíaca congestiva	118
Cetoacidose diabética	93
Trauma de crânio	85
Infecção pulmonar	77
Choque hemorrágico	76
Arritmia	65
Choque cardiogênico	63
Embolia pulmonar	42
Politraumatismo	41
Politraumatismo cirúrgico	39
Hemorragia intracraniana	35
Choque hemorrágico – cirúrgico	34
Sangramento gastrointestinal	30
Asma / alergia	28
Intoxicação	28
Sangramento gastrointestinal – cirúrgico	28
Sistema gastrointestinal	27
Intoxicação exógena	25
Pós-parada cardíaca	23
Sistema respiratório	23
Envenenamento	17
Sistema gastrointestinal – cirúrgico	17
Sistema renal	15
Insuficiência respiratória pós-operatório – cirúrgico	14
Trauma de crânio – cirúrgico	9
Sistema respiratório – cirúrgico	9
Sistema cardiovascular	6
Hipovolemia	5
Pós-parada respiratória	4
Aspiração	4
Edema pulmonar não cardiogênico	4
Cirurgia renal por neoplasia – cirúrgico	3
Sistema neurológico – cirúrgico	3
Sistema renal - cirúrgico	3
Neoplasia do sistema respiratório	2
Sistema metabólico	2
Cirurgia cardíaca valvular – cirúrgico	2
Cirurgia gastrointestinal por neoplasia – cirúrgico	2
Perfuração/obstrução gastrointestinal – cirúrgico	2
Aneurisma dissecante da aorta torácica/abdominal	1
Admissão por doença cardiovascular crônica – cirúrgico	1
Cirurgia vascular periférica – cirúrgico	1
Sistema cardiovascular – cirúrgico	1
Sistema metabólico – cirúrgico	1
TOTAL DE CASOS	2.155

Quadro 4.1 – Universo da pesquisa e classificação diagnóstica.

O universo da pesquisa compôs-se de 2.155 casos de pacientes atendidos na UTI, os quais foram repassados em formato de tabela contendo os valores das variáveis de interesse deste trabalho, porém mantendo-se o anonimato dos pacientes. De posse dos dados discutiu-se sobre uma nova classificação em que se agrupassem os casos com semelhanças clínicas, proporcionando maior facilidade para classificação no momento de admissão do paciente na UTI. Os profissionais apresentaram sugestões com base na experiência clínica e em observações feitas na UTI, agrupando-se as classificações diagnósticas contempladas no APACHE II em novos grupos diagnósticos. O Quadro 4.2 apresenta esta proposição.

GRUPO DIAGNÓSTICO	DIAGNÓSTICO APACHE II	CASOS
Cardíaco clínico	Hipertensão arterial sistêmica, arritmia, insuficiência cardíaca crônica, insuficiência coronariana, choque cardiogênico, aneurisma dissecante da aorta torácica/abdominal, sistema cardiovascular	626
Neurológico clínico	Trauma de crânio, hemorragia intracraniana, sistema neurológico	422
Respiratório clínico	Asma/alergia, doença pulmonar obstrutiva crônica, aspiração, edema pulmonar não cardiogênico, embolia pulmonar, infecção pulmonar, neoplasia do sistema respiratório, sistema respiratório	325
Sepsis	Sepsis	227
Metabólico clínico	Cetoacidose diabética, sistema metabólico	95
Choque hipovolêmico clínico	Choque hemorrágico, hipovolemia	81
Politrauma	Politraumatismo, politraumatismo - cirúrgico	80
Intoxicação	Envenenamento, intoxicação, intoxicação exógena	70
Digestivo clínico	Sangramento gastrointestinal, sistema gastrointestinal	57
Digestivo cirúrgico	Sangramento gastrointestinal - cirúrgico, cirurgia gastrointestinal por neoplasia - cirúrgico, perfuração/obstrução gastrointestinal - cirúrgico, sistema gastrointestinal - cirúrgico	49
Choque hipovolêmico cirúrgico	Choque hemorrágico - cirúrgico	34
Pós-parada	Pós parada respiratória, pós parada cardíaca	27
Respiratório cirúrgico	Insuficiência respiratória pós-operatório - cirúrgico, sistema respiratório - cirúrgico	23
Renal clínico	Sistema renal	15
Neurológico cirúrgico	Trauma de crânio - cirúrgico, sistema neurológico - cirúrgico	12
Renal cirúrgico	Cirurgia renal por neoplasia - cirúrgico, sistema renal - cirúrgico	6
Cardíaco cirúrgico	Admissão por doença cardiovascular crônica - cirúrgico, cirurgia vascular periférica - cirúrgico, cirurgia cardíaca valvular - cirúrgico, sistema cardiovascular - cirúrgico	5
Metabólico cirúrgico	Sistema metabólico - cirúrgico	1
TOTAL DE CASOS		2.155

Quadro 4.2 – Grupos diagnósticos criado pelos especialistas.

A classificação diagnóstica de acordo com os grupos propostos pelos especialistas possibilita a utilização de um número maior de registros para uma mesma categoria. Utilizando-se esta proposta de classificação podem-se analisar relações entre os diagnósticos apresentados pelo modelo APACHE II e os grupos diagnósticos.

4.2 AMOSTRAGEM

Visando uma melhor manipulação dos dados e para permitir uma melhor análise do processo envolvido nesta pesquisa, optou-se por utilizar apenas uma das classificações diagnósticas, sendo escolhida uma amostra intencional relativa aos pacientes com diagnóstico de sepsis. Os critérios para inclusão deste segmento foram a maior proporção de óbito observado entre os casos; a dificuldade no tratamento desta categoria diagnóstica; o custo financeiro no tratamento destes pacientes; a necessidade de medicamentos de ação ampla no combate às infecções; tempo de internamento e o desfecho comum como complicação de inúmeras apresentações clínicas e cirúrgicas. Associada, e como consequência, existe ainda a variabilidade em relação à idade e sexo destes pacientes, além da grande heterogeneidade de apresentações clínicas: patologias associadas, complicações, seqüelas (prévias ou não), evoluções temporais diferentes para mesmas patologias (como, por exemplo, a pneumonia descompensando a insuficiência cardíaca e outra apresentação, e a mesma complicando a insuficiência cardíaca congestiva).

Visando facilitar a manipulação dos dados, separaram-se os registros dos casos do grupo diagnóstico sepsis, e deu-se a verificação no conteúdo destes registros na busca por erros ou valores incoerentes com a utilização dos dados nesta pesquisa. Tal busca resultou em nenhum achado, permitindo a utilização da totalidade dos casos, compondo-se assim uma amostra de 227 casos com diagnóstico de sepsis, sendo todos casos reais.

Ao total de casos da amostra aplicou-se o método *Stratified cross-validation* em que o número de casos (n) é dividido aleatoriamente em r partições (amostras) mutuamente exclusivas (*folds*), de tamanho aproximadamente igual a n/r . Ao gerar as partições devem-se considerar os estratos existentes (óbito e não óbito), preservando assim a proporção de casos em cada partição. Os casos nas $(r-1)$ partições são usados para treinamento e a hipótese induzida é testada na partição remanescente. Repete-se este processo por r vezes, considerando-se cada vez uma partição diferente para teste. Desta forma, dividiu-se o total de casos (227) em três partições (subdivisões) (REZENDE, 2003). Assim, compuseram-se três subgrupos da amostra, nomeadas, respectivamente, pelas primeiras letras do alfabeto. Ao primeiro subgrupo, denominado de A, destinaram-se 75 casos; ao segundo, subgrupo B, destinaram-se 76 casos, ficando o subgrupo C composto por 76 casos.

Na incorporação dos casos em cada substrato da amostra, empregou-se o método de amostragem estratificada aleatória (CRESPO, 1991). Assim, foram considerados os estratos (subpopulações) existentes, destinando a cada substrato de amostra a mesma proporção observada na totalidade dos casos da amostra quanto ao desfecho final dos casos em óbito e não óbito, proporcionando com isso uma composição e um comportamento homogêneo para os substratos da amostra. Na Tabela 4.1 apresenta-se a divisão em subgrupos.

Tabela 4.1 – Amostragem proporcional estratificada para os subgrupos A, B e C

VARIÁVEL	AMOSTRA	33,33% ^[1]	A	B	C
Óbito	71	$\frac{33,33 \times 71}{100} = 23,66$	23 ^[3]	24 ^[2]	24 ^[2]
Não Óbito	156	$\frac{33,33 \times 156}{100} = 51,99$	52 ^[2]	52 ^[2]	52 ^[2]
TOTAL	227	$\frac{33,33 \times 227}{100} = 75,66$	75 ^[3]	76 ^[2]	76 ^[2]

Nota: ^[1] o valor de 33,33% é devido à divisão da população em 3 subgrupos.

^[2] os valores finais seguem as regras matemáticas de arredondamento.

^[3] para a amostra A, consideraram-se apenas 23 casos de óbito devido ao número total de óbitos (71).

Definidos os tamanhos dos 3 subgrupos amostrais, deu-se o processo de composição dos mesmos pelo método de amostragem aleatória. Segundo Crespo (1991), a amostragem casual ou aleatória pode ser realizada numerando-se a população de 1 a n e sorteando-se, a seguir, por meio de um dispositivo qualquer, k números dessa seqüência, os quais corresponderão aos elementos da amostra. Assim, numeraram-se os 227 casos da população em seqüência crescente de 1 a 227. Para os valores de k de cada uma das três amostras empregaram-se os valores encontrados nos cálculos apresentados na Tabela 4.1. Separaram-se os dados de acordo com os dois estratos (óbito; não óbito) visando facilitar o processo, gerando-se assim um total de seis tabelas de números aleatórios, tendo-se três tabelas aplicadas a cada estrato. Na composição de cada subgrupo amostral utilizou-se uma tabela de números aleatórios distinta.

4.3 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Baseando-se nos parâmetros fisiológicos considerados no APACHE II como ponto de partida quanto às variáveis empregadas na determinação da probabilidade de óbito dos pacientes na UTI, revisou-se cuidadosamente cada uma das variáveis consideradas para este estudo. Nesta revisão, algumas considerações foram feitas visando à credibilidade sobre os valores coletados das variáveis e o perfeito ajuste com os parâmetros fisiológicos considerados no APACHE II. Com isso, excluiu-se um dos parâmetros fisiológicos e optou-se pela inclusão da presença de insuficiência renal, achado este que se encontrava devidamente registrado na base de dados. Para qualquer exclusão ou inclusão de variáveis para este estudo teve-se a preocupação de manter a compatibilidade com o modelo APACHE II, de modo a não prejudicar a interpretação dos resultados e a comparação entre o APACHE II e o uso da RB para obtenção da probabilidade de óbito em UTI.

Em relação às variáveis relacionadas aos parâmetros fisiológicos preconizados pelo modelo APACHE II, optou-se pela exclusão da variável “diferença artério-alveolar de oxigênio” (A-aPO₂), utilizada nos casos em que o paciente esteja sob a fração de injeção de oxigênio (FiO₂) maior que 50%. Este parâmetro fisiológico é coletado a partir de sangue arterial (periférico) e sangue da artéria pulmonar por meio de cateter posicionado na artéria pulmonar. Porém, salvo alguns pacientes em que foram realizadas coletas artesanais, a maioria não foi submetida ao procedimento de cateterização de veia central. Assim, a quantidade de pacientes seria muito pequena, optando-se então pela exclusão desta variável. A possibilidade de uso da relação pressão parcial de oxigênio (PaO₂) e FiO₂ apresenta grande limitação devido à ausência de protocolos de ventilação mecânica na UTI em que foram coletados os dados, havendo grande variabilidade de uso de estratégias de ventilação, como aparelhos pneumáticos, volumétricos, microprocessados, ciclando com volume controlado, ou a pressão controlada. A estratégia ventilatória, os valores de pressões inspiratórias e expiratórias e os volumes adotados também apresentavam grandes oscilações, havendo ainda o relato de que as gasometrias arteriais eram calibradas para FiO₂ de 0,21, o que também contribui para rejeitar o uso desta relação. Frente ao exposto, chegou-se à conclusão de se utilizar apenas a variável PaO₂.

No cálculo da pontuação APS do APACHE II, quando se observa presença de insuficiência renal aguda (IR), a recomendação é de que os pontos atribuídos à variável creatinina sérica sejam considerados em dobro. Segundo Terzi e outros (2002) a IR pode ser considerada um preditor significativo quando aplicado ao modelo de índice prognóstico. Tendo por base a experiência clínica dos médicos e o relato na literatura, optou-se por considerar a variável IR no rol das variáveis empregadas na predição do óbito em UTI.

A variável idade também é considerada nesta proposta de métrica da predição do óbito, tendo-se como critério para o uso desta variável seu emprego no APACHE II, o qual a

considera em seu cálculo assim como em outros modelos de índices prognósticos, como é o caso do modelo de Framingham, por exemplo. O Quadro 4.3 apresenta as variáveis para este estudo.

VARIÁVEIS	
1	Temperatura
2	PAM
3	FC
4	FR
5	PaO ₂
6	pH arterial
7	Na ⁺ sérico
8	K ⁺ sérico
9	Creatinina sérica
10	Hematócrito
11	Leucometria
12	Escala de coma de glasgow
13	Idade
14	Insuficiência renal

Quadro 4.3 – Variáveis selecionadas

4.3.1 Conversão de variáveis quantitativas para categóricas

As variáveis selecionadas para este trabalho foram convertidas de quantitativas para categóricas, sendo atribuídos três intervalos para cada variável. A conversão para variáveis categóricas se deve ao uso do *shell* Netica para implementar a RB, pois o mesmo não possibilita o trabalho com variáveis contínuas.

Assim, foi solicitado individualmente aos três profissionais que atuavam na UTI e que contribuíram com este trabalho para, considerando sua experiência, observações clínicas sobre pacientes com diagnóstico de sepsis, assim como achados na literatura, determinassem três intervalos classificatórios para cada variável relacionada no estudo. Assim como no APACHE II, orientou-se aos profissionais para iniciarem pela determinação na faixa central, entendida como normalidade esperada para os casos específicos de pacientes sépticos, determinando em seguida os intervalos acima e abaixo desta faixa central. Cada um dos

profissionais sugeriu os intervalos para a classificação das variáveis de forma individualizada, sendo as três sugestões posteriormente sobrepostas. Analisando as proposições dos profissionais verificou-se não haver divergências significativas, sendo na seqüência definidos os intervalos a serem considerados neste trabalho.

Para implementar a RB no Netica uma dificuldade foi verificada, pois nomear os intervalos das variáveis com os valores dos considerados resultava na invalidez dos dados pelo *shell*. Assim, nomearam-se os intervalos como “*Baixa*” ou “*Baixo*” para os menores intervalos considerados das variáveis, “*Média*” ou “*Médio*” para o intervalo considerado como a faixa central que contempla os valores dentro da normalidade esperada para a classificação diagnóstica dos casos em estudo, e “*Alta*” ou “*Alto*” para os intervalos acima do intervalo considerado como normalidade, os quais apresentavam os maiores valores das variáveis. A adequação do nome da classe se deu com o objetivo de manter a concordância, como, por exemplo, sendo para a temperatura considerada “*Baixa, Média e Alta*”, enquanto que para o hematócrito considerou-se como “*Baixo, Médio e Alto*”. Em relação à variável idade, também se optou por manter a divisão em três intervalos, pois segundo relatos dos profissionais da UTI, esta divisão da variável e a definição de seus respectivos intervalos baseia-se na experiência e observação clínicas do trabalho em intensivismo, na observação dos dados da base de referência e outras publicações conhecidas por eles, haja vista que em UTI a maioria dos pacientes apresenta eventos associados ao trauma. Para a variável ECG optou-se por manter a divisão em três intervalos, como é empregada habitualmente. Para a variável IR optou-se por classificá-la como uma variável dicotômica, aplicando-se a letra “S” representando a presença da IR e a letra “N” para o relato da ausência de IR no caso considerado. No Quadro 4.4 apresentam-se as quatorze variáveis e seus respectivos intervalos considerados neste trabalho.

	VARIÁVEL	INTERVALOS		
		BAIXO(A)	MÉDIO(A)	ALTO(A)
1	Temperatura (°C)	<35	35-37,8	>37,8
2	PAM (mmHg)	<60	60-140	>140
3	FC (bpm)	<60	60-100	>100
4	FR (ipm)	<9	9-24	>24
5	PaO ₂ (mmHg)	<55	55-110	>110
6	pH arterial	<7,25	7,25-7,55	>7,55
7	Na sérico (mMol/L)	<125	125-150	>150
8	K sérico (mMol/L)	<3,1	3,1-6,5	>6,5
9	Creatinina sérica (mg/100 ml)	<1,0	1,0-1,5	>1,5
10	Hematócrito (%)	<30	30-45	>45
11	Leucócitos (X 1000) (total/mm ³)	<4500	4500-12500	>12500
12	ECG	LEVE	MODERADO	GRAVE
		13-15	9-12	3-8
13	Idade (anos)	MENOR31	DE31A50	MAIOR50
		<31	31-50	>50
14	Insuficiência Renal	S	N	
		Presente	Ausente	

Quadro 4.4 – Variáveis categóricas e seus intervalos

Na seqüência, separou-se a amostra nos três subgrupos apresentados no item 4.2, baseando-se nos valores da Tabela 4.1, criando-se um novo arquivo de dados para cada subgrupo e nomeando-os como “*RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_N*”, sendo “N” a letra correspondente aos subgrupos (A, B ou C).

Considerando que os intervalos para as variáveis como apresentado no Quadro 4.5 são diferentes das apresentadas pelo modelo de índice prognóstico APACHE II e visando promover uma melhor caracterização e discussão das variáveis e seus respectivos intervalos envolvidos no processo de obtenção da probabilidade de óbito, assim como permitir comparar os resultados obtidos com o uso da RB com os resultados do APACHE II, utilizando-se do arquivo com a totalidade da amostra (227 casos) converteram-se as variáveis de quantitativas para categóricas utilizando os intervalos observados no APACHE II. Este processo permite verificar a relevância das classes propostas pelos profissionais que atuam na UTI, além de possibilitar a discussão sobre os intervalos adotados pelo modelo APACHE II. Assim, a classe que se encontra ao centro dos intervalos e que no APS não era atribuída pontuação, recebeu o

nome de “ZERO”. A partir desta classe, adotou-se a letra “E” seguida da pontuação atribuída no APS para cada intervalo à esquerda e a letra “D”, também seguida pela pontuação corresponde aos intervalos que se encontravam à direita da classe “ZERO”. Para a variável idade manteve a classificação utilizada no APACHE II segundo os intervalos considerados. No Quadro 4.5 apresenta-se esta re-distribuição dos intervalos para as variáveis.

VARIÁVEL	INTERVALOS								
	E4	E3	E2	E1	ZERO	D1	D2	D3	D4
Temperatura (°C)	≥ 38,5	38,1-38,4	37,6-38	37,1-37,5	36,5-37	36,1-36,4	35,7-36	35,3-35,6	<35,3
PAM (mmHg)	≥ 160	130-159	110-129		70-109		50-69		<50
FC (bpm)	≥ 180	140-179	110-139		70-109		55-69	40-54	<40
FR (ipm)	≥ 50	35-49		25-34	12-24	10-11	6-9		<6
PaO ₂ (mmHg)					> 70	61-70		55-60	<55
pH arterial	≥ 7,7	7,6-7,69		7,5-7,59	7,33-7,49		7,25-7,32	7,15-7,24	< 7,15
Na sérico (mMol/L)	≥ 180	160-179	155-159	150-154	130-149		120-129	111-119	<111
K sérico (mMol/L)	≥ 7	6,0-6,9		5,5-5,9	3,5-5,4	3,0-3,4	2,5-2,9		< 2,5
Creatinina sérica (mg/100 ml)	≥ 3,5	2,0-3,4	1,5-1,9		0,6-1,4		<0,6		
Hematócrito (%)	≥ 60		50-59,9	46-49,9	30-45,9		20-29,9		< 20
Leucócitos (X 1000) (total/mm ³)	≥ 40		20-39,9	15-19,9	3-14,9		1-2,9		< 1
	Menor45	De45a54	De55a64	De65a74	Maior74				
Idade (anos)	<45	45-54	55-64	65-74	>74				

Quadro 4.5 – Variáveis categóricas utilizando os intervalos do APACHE II.

Nota: cada variável apresenta as classes nas quais os intervalos possuem valores considerados, sendo que nos casos em que se observa o espaço sem o registro do intervalo, considera-se que a variável não apresenta esta classe.

Para as variáveis ECG e IR mantiveram-se os intervalos apresentados no quadro 4.4, pois ambas variáveis são assim também consideradas no APACHE II.

Separou-se então a amostra nos três subgrupos apresentados na seção 4.2, baseando-se nos valores da Tabela 4.1, e criou-se um novo arquivo de dados para cada subgrupo, nomeando-se cada um destes arquivos como “*RB_APACHE_Subgrupo_N*”, onde “N” corresponde aos subgrupos (A, B ou C).

4.4 IMPLEMENTAÇÃO E TREINAMENTO DA REDE BAYESIANA

Neste trabalho são apresentadas duas proposições quanto à conversão do tipo de variável, passando de contínua para categórica, do conjunto das variáveis utilizadas para obtenção da probabilidade de óbito. Para cada proposição foram implementadas três RB diferentes quanto aos casos utilizados, sendo todos reais. O objetivo desta metodologia foi caracterizar a utilização de dados reais, bem como verificar a influência que os dados empregados na implementação da RB têm sobre os resultados. Pretendeu-se com isso demonstrar a importância da utilização de bases de dados locais, ou seja, dados coletados de pacientes atendidos no setor em que será utilizada a RB, independentemente de sua finalidade.

A implementação e o treinamento das RB (APÊNDICE) se deram utilizando os casos de dois subgrupos agregados (exemplo, subgrupos A e B), enquanto que os casos do terceiro subgrupo (exemplo, subgrupo C) foram utilizados na avaliação do aprendizado sobre a probabilidade de óbito da RB implementada e treinada. Assim, implementou-se uma RB utilizando-se os casos dos subgrupos A e B agregados, na qual testaram-se os casos do subgrupo C; utilizaram-se os subgrupos A e C para implementar uma segunda rede na qual testaram-se os casos do subgrupo B; e para testar os casos do subgrupo A foi implementada uma terceira RB com os dados agregados dos subgrupos B e C. Com este procedimento, os casos que foram testados não incorporaram a RB no momento de sua implementação, sendo portanto desconhecidos da RB em que eram testados, sendo que os casos testados individualmente e anotados os valores de probabilidade de óbito obtidos. Com isso permite-se comparar os resultados da aplicação da RB com os resultados obtidos com a aplicação do APACHE II. Os valores de probabilidade de óbito anotados foram copiados para uma nova planilha, separados segundo os subgrupos com a finalidade de organizar os resultados e facilitar a análise e interpretação.

O uso dos casos da amostra para implementação e treinamento da RB foi possibilitado pois os casos utilizados são todos reais, referindo-se ao desfecho real de pacientes atendidos em uma UTI geral de um hospital de uma cidade do interior do estado de Santa Catarina, sendo, portanto, utilizados como padrão ouro.

Considerando que a conversão em variáveis categóricas ter resultado em duas proposições para a divisão dos intervalos de cada variável, foram implementadas no total seis RB. Três destas redes referem-se aos subgrupos chamados de RB_ESPECIALISTA nos quais adotaram-se as classes propostas pelos profissionais que atuam na UTI, e as outras três RB implementadas referem-se aos subgrupos da proposição RB_APACHE em que foram utilizadas as classes propostas pelo APACHE II.

4.5 PROBABILIDADE DE ÓBITO NO APACHE II

Os valores da probabilidade de óbito para os 227 casos de sepsis, obtidos com a aplicação da regressão logística, segundo o índice prognóstico APACHE II, encontravam-se devidamente registrados na tabela repassada pelo guardatário dos registros. Os valores da probabilidade de óbito foram separados segundo a divisão em três subgrupos visando a posterior comparação com os resultados advindos do emprego da RB.

4.6 ANÁLISE DOS RESULTADOS E AVALIAÇÃO DOS MODELOS

Aplicaram-se os casos de cada um dos três subgrupos da amostra aos dois modelos propondo o uso da RB e ao modelo APACHE II para obtenção da probabilidade de óbito individualmente para os casos. Assim, para um mesmo caso foi obtido um valor de probabilidade de óbito utilizando-se o APACHE II, um segundo valor utilizando a rede

RB_ESPECIALISTA e um terceiro valor obtido com a aplicação da rede RB_APACHE, resultando em três valores para a probabilidade de óbito para cada caso da amostra.

Com os valores de probabilidade de óbito dos casos foram construídas curvas *Receiver Operator Characteristic* (ROC) para cada um dos subgrupos, aplicadas aos três modelos considerados neste trabalho. Para a construção das curvas ROC utilizou-se o *software* MedCalc¹⁵, em que por meio do qual também se obtiveram os valores de área abaixo da curva, o erro padrão, o intervalo de confiança de 95% e o nível de significância *p*. O MedCalc apresenta ainda valores de sensibilidade e especificidade, indicando assim, automaticamente, um valor que pode ser usado como critério de ponto de corte para a classificação do paciente quanto ao óbito e não óbito. Este ponto refere-se ao valor mínimo de falso positivo (*1-especificidade*) e de falso negativo (*1-sensibilidade*), sendo considerado como ponto ótimo para a classificação dos casos segundo o grau de acerto de cada um dos modelos prognósticos. O valor utilizado para ponto de corte pode ser outro ao sugerido pelo MedCalc, sendo que tal escolha se dá em função do resultado desejado, possibilitando aumentar a especificidade ou sensibilidade do sistema métrico. Cabe lembrar que a sensibilidade e a especificidade são inversamente proporcionais; assim, elevando-se a primeira reduz-se a segunda. A partir destes dados possibilita-se a organização dos resultados em tabelas de contingência, no formato 2x2, como apresentado na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 - Tabela de contingência para resultados de testes

Teste (Modelo)	Padrão ouro (Real)		Total
	Óbito	Não Óbito	
Positivo (Óbito)	VP	FP	VP + FP
Negativo (Não Óbito)	FN	VN	FN + VN
Total	VP + FN	FP + VN	VP + FP + FN + VN

¹⁵ MedCalc®, versão 8.1.1.0 demo. Windows 98/NT/Me/2000/XP. Copyright© 1993-2007 Frank Schoonjans. Disponível em <<http://www.medcalc.be>>.

Os valores utilizados para construção da Tabela 4.2 referem-se à:

- a) verdadeiro positivo (VP): resultado do modelo aplicado como sendo “Óbito” para um paciente quando o paciente realmente foi a “Óbito”;
- b) verdadeiro negativo (VN): resultado do modelo aplicado como sendo “Não Óbito” quando o resultado real do paciente é “Não Óbito”;
- c) falso positivo (FP): resultado do modelo aplicado como sendo “Óbito” quando o resultado real para o paciente é “Não Óbito”;
- d) falso negativo (FN): resultado do modelo aplicado como sendo “Não Óbito” quando na verdade o resultado do paciente é “Óbito”.

A partir da Tabela 4.2 determina-se a medida de desempenho dos testes, classificadas em medidas de concordância e de discordância do teste em relação à verdadeira condição apresentada pelo paciente. Para isso obtêm-se os seguintes valores (SHORTLIFFE et al., 2000; VIEIRA, 2003):

- a) valor preditivo positivo (VPP): reflete a capacidade do teste em produzir decisões corretas (VIEIRA, 2003). É a probabilidade que um paciente que foi a óbito tenha o resultado do teste como sendo óbito. Em notação de probabilidade condicional, o VPP é expresso como a probabilidade de um teste ser positivo (óbito) dado que ele faleceu (NASSAR, 1998; SHORTLIFFE et al., 2000). A probabilidade que um paciente que morreu tenha um teste positivo é dada pela razão dos pacientes que morreram com um teste positivo por todos os pacientes que morreram (Equação 3.1);

$$VPP = \frac{\text{número de pacientes que morreram com teste positivo}}{\text{número total pacientes que morreram}} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3.1)$$

- b) sensibilidade: caracteriza a qualidade intrínseca do teste (VIEIRA, 2003). É a

proporção de verdadeiros positivos que são corretamente identificados pelo resultado da aplicação do modelo prognóstico (teste). A sensibilidade baseia-se em que, muito comumente, uma característica é encontrada em uma condição (óbito) mais freqüentemente do que em outra (não óbito). Entretanto, esta associação não é absoluta (SHORTLIFFE et al., 2000). A sensibilidade é obtida com a aplicação da Equação 3.2;

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.2)$$

c) valor preditivo negativo: reflete a capacidade do teste em produzir decisões corretas (VIEIRA, 2003). É a probabilidade que um paciente que não faleceu tenha o resultado negativo na aplicação ao modelo prognóstico (teste). Em notação de probabilidade condicional, o VPN é expresso como a probabilidade de um teste ser negativo dado que o paciente não faleceu (NASSAR, 1998; SHORTLIFFE et al., 2000). A probabilidade que um paciente que não faleceu (não óbito) tenha um teste negativo é dada pela razão dos pacientes que não morreram (não óbito) com um teste negativo por todos os pacientes que não faleceram, apresentada na Equação 3.3;

$$VPN = \frac{\text{número de pacientes que não morreram com teste negativo}}{\text{número total de pacientes que não morreram}} = \frac{VN}{VN + FN} \quad (3.3)$$

d) especificidade: caracteriza a qualidade intrínseca do teste (VIEIRA, 2003). É a proporção de verdadeiros negativos identificados pelo teste. A busca por um teste de alta especificidade é para garantir que o paciente não seja classificado como óbito (se

ele realmente não vier a falecer) (SHORTLIFFE et al., 2000). A especificidade é calculada pela Equação 3.4;

$$Especificidade = \frac{VN}{VN + FP} \quad (3.4)$$

e) probabilidade de falso positivo (PFP): é a probabilidade do resultado do teste ser positivo e o paciente não falecer (não óbito). Em notação de probabilidade condicional, o PFP é expresso como a probabilidade do teste ser positivo (óbito) dado que o paciente não virá a falecer (não óbito). A probabilidade que um paciente que não venha a falecer (não óbito) tenha um teste positivo (óbito) é dada a partir da Tabela 4.2, pela Equação 3.5;

$$PFP = \frac{FP}{FP + VN} \quad (3.5)$$

f) probabilidade de falso negativo (PFN): é a probabilidade do resultado do teste ser negativo (não óbito) quando o paciente irá falecer (óbito). Em notação de probabilidade condicional, o PFN é expresso como a probabilidade do teste ser negativo (não óbito) dado que o paciente irá falecer. A probabilidade que um paciente que irá falecer tenha um teste negativo (não óbito) é dado, a partir da Tabela 4.2, pela Equação 3.6;

$$PFN = \frac{FN}{FN + VP} \quad (3.6)$$

g) precisão: é a probabilidade de resultado correto. Refere-se aos acertos, sendo o resultado do teste positivo (óbito) para os paciente que realmente morreram, e teste negativo (não óbito) para os paciente que realmente não morreram. A precisão do teste é considerada como a taxa de acerto, sendo calculada, a partir da Tabela 4.2, pela Equação 3.7.

$$\text{precisão} = \text{taxa de acerto} = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN} \quad (3.7)$$

A partir dos dados da Tabela 4.2 pode-se obter o valor da taxa de erro. Para isso, deve-se calcular a razão entre o número de casos classificados erroneamente pelo teste (modelo prognóstico) e o número total de casos avaliados. Assim, os dados utilizados referem-se ao somatório dos casos classificados como óbito quando na realidade não morreram e dos casos classificados como não óbito, quando na realidade morreram; divididos pelo total de casos submetidos ao teste (MATTOS, 2003). A taxa de erro é dada pela Equação 3.8, ou ainda obtida a partir da taxa de acerto, como apresentada na Equação 3.9.

$$\text{taxa de erro} = \frac{FP + FN}{VP + FP + FN + VN} \quad (3.8)$$

$$\text{taxa de erro} = 1 - \text{taxa de acerto} \quad (3.9)$$

Segundo Resende (2003), apenas observando os valores de taxa de erro em problemas de classificação não permitem perceber facilmente a superação de um dos modelos prognósticos testados sobre os demais. Sendo assim, pode-se empregar o *r-fold stratified cross-validation* para comparação do erro obtido, utilizando-se valores de média, variância e

desvio padrão. Em geral, a comparação é feita para determinar a diferença entre dois modelos (M_1 e M_2). Para isso, a média (*mean*) e o desvio padrão (*sd*) combinados são calculados pelas Equações 3.10 e 3.11.

$$mean(M_1 - M_2) = mean(M_1) - mean(M_2) \quad (3.10)$$

$$sd(M_1 - M_2) = \sqrt{\frac{sd(M_1)^2 + sd(M_2)^2}{2}} \quad (3.11)$$

A partir dos valores obtidos com as Equações 3.10 e 3.11 pode-se calcular a diferença absoluta (*ad*) em os modelos (M_1 e M_2), dada pela Equação 3.12.

$$ad(M_1 - M_2) = \frac{mean(M_1 - M_2)}{sd(M_1 - M_2)} \quad (3.12)$$

A partir do valor da diferença absoluta (*ad*) permite-se comparar os modelos. Se $ad(M_1 - M_2) > 0$, então o modelo M_2 supera M_1 . Porém, se $ad(M_1 - M_2) \geq 2$ desvios padrões, então o modelo M_2 supera M_1 com grau de confiança de 95%. Entretanto, se $ad(M_1 - M_2) \leq 0$, então o modelo M_1 supera M_2 ; e se $ad(M_1 - M_2) \leq -2$, então M_1 supera M_2 com grau de confiança de 95% (RESENDE, 2003).

Os resultados apresentados pelos modelos propostos RB_ESPECIALISTA e RB_APACHE e os resultados do modelo APACHE II foram aplicados na Equação 2.3 (descrita no Capítulo 2) para obtenção da TMP, sendo que para esta taxa, quanto mais próximo de 1 o resultado obtido, mais exato é considerado o modelo de índice prognóstico (TERZI et al., 2002). Assim, com o emprego da TMP possibilita-se comparar os resultados apresentados pelos três modelos utilizados neste trabalho.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo apresentam-se os resultados encontrados e sua discussão sobre a aplicação do modelo de índice prognóstico APACHE II e da RB em dois modelos, RB_ESPECIALISTA e RB_APACHE, empregados na obtenção da probabilidade de óbito em UTI. Ressalta-se que os resultados finais utilizados como padrão ouro para os três subgrupos em cada uma das três métricas (APACHE II, RB_ESPECIALISTA e RB_APACHE), referem-se ao real desfecho dos pacientes atendidos na UTI de um hospital do interior do estado de Santa Catarina, sendo portanto casos reais.

5.1 APACHE II

Os resultados apresentados nesta seção referem-se aos valores de probabilidade de óbito obtidos com a aplicação do modelo de índice prognóstico APACHE II, por meio de uma equação de regressão logística.

5.1.1 APACHE II_Subgrupo_A

O subgrupo A possui 75 casos, sendo 23 com o resultado final de óbito e 52 casos com resultado final de não óbito.

A Tabela 5.1 apresenta os resultados de sensibilidade e especificidade obtidos, bem como o valor da área abaixo da curva ROC e o valor do erro padrão. O ponto de corte, que foi indicado de forma automática pelo *software* MedCalc, é apresentado na Tabela 5.1 em negrito e indicado pela presença de um asterisco (*).

Tabela 5.1 – Resultados do APACHE II_Subgrupo_A

Área abaixo da curva ROC						0,803
Erro padrão						0,060
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)						0,695 to 0,886
Nível de significância p (área = 0,5)						0,0001
Critério	Sensibilidade	95% CI	Especificidade	95% CI	+LR	-LR
>=11,01	100,0	85,0 - 100,0	0,0	0,0 - 6,9	1,00	
>14,21	100,0	85,0 - 100,0	3,8	0,6 - 13,2	1,04	0,00
>16,08	95,7	78,0 - 99,3	11,5	4,4 - 23,5	1,08	0,38
>41,63	95,7	78,0 - 99,3	46,2	32,2 - 60,5	1,78	0,09
>45,21	91,3	71,9 - 98,7	50,0	35,8 - 64,2	1,83	0,17
>48,85	87,0	66,4 - 97,1	55,8	41,3 - 69,5	1,97	0,23
>52,5	82,6	61,2 - 94,9	59,6	45,1 - 73,0	2,05	0,29
>59,68 *	82,6	61,2 - 94,9	73,1	59,0 - 84,4	3,07	0,24
>63,13	78,3	56,3 - 92,5	76,9	63,2 - 87,5	3,39	0,28
>66,46	73,9	51,6 - 89,7	80,8	67,5 - 90,4	3,84	0,32
>75,44	52,2	30,6 - 73,2	80,8	67,5 - 90,4	2,71	0,59
>78,04	52,2	30,6 - 73,2	82,7	69,7 - 91,7	3,01	0,58
>80,44	43,5	23,2 - 65,5	84,6	71,9 - 93,1	2,83	0,67
>82,64	43,5	23,2 - 65,5	92,3	81,4 - 97,8	5,65	0,61
>86,44	39,1	19,7 - 61,4	92,3	81,4 - 97,8	5,09	0,66
>88,06	34,8	16,4 - 57,3	96,2	86,8 - 99,4	9,04	0,68
>97,35	0,0	0,0 - 15,0	96,2	86,8 - 99,4	0,00	1,04
>99,16	0,0	0,0 - 15,0	100,0	93,1 - 100,0		1,00

O Gráfico 5.1 apresenta a curva ROC gerada pelo MedCalc, com base nos dados referentes ao subgrupo A, dos valores de probabilidade de óbito obtidos pelo emprego do modelo de índice prognóstico APACHE II, no sistema de escores.

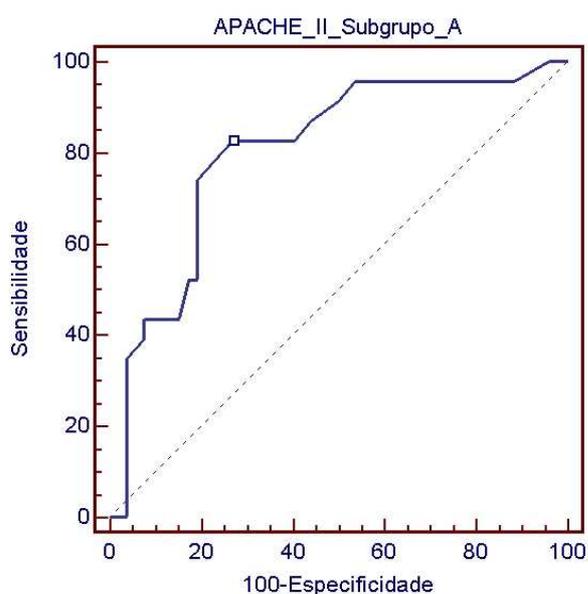


Gráfico 5.1 – Curva ROC APACHE II_Subgrupo_A

No Gráfico 5.2 apresenta-se o ponto de corte indicado automaticamente pelo MedCalc para o subgrupo A do APACHE II. A classificação dos casos é realizada com base no valor de ponto de corte indicado como ponto ótimo.

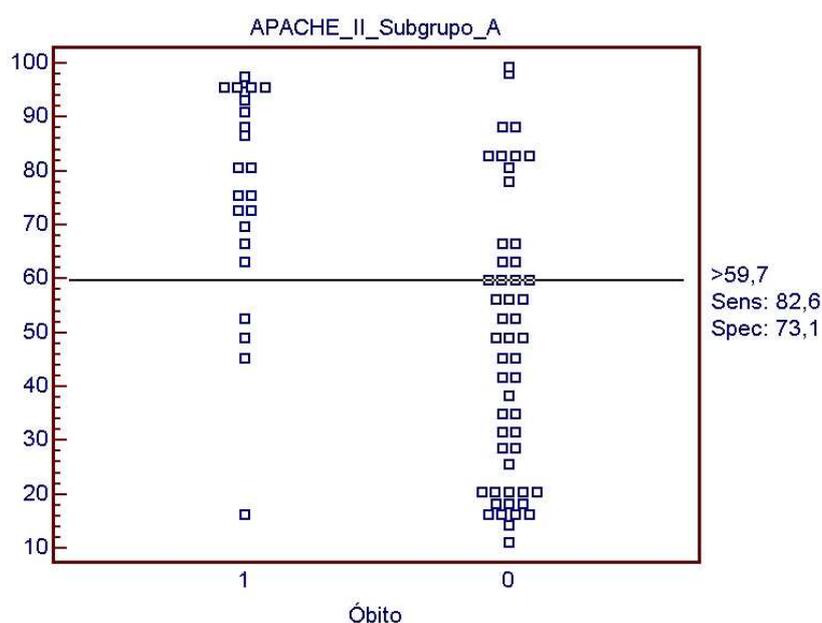


Gráfico 5.2 – Ponto de corte APACHE II_Subgrupo_A

Na Tabela 5.2 apresenta-se a tabela 2x2 para o APACHE II_Subgrupo A, onde são apresentadas as classificações dos resultados pela curva ROC e a classificação real do paciente para os casos do subgrupo A submetida ao APACHE II.

Tabela 5.2 - Tabela 2x2 para APACHE II_Subgrupo_A

APACHE II	REAL (Padrão Ouro)		Total
	Óbito	Não Óbito	
Óbito	19	14	33
Não Óbito	4	38	42
Total	23	52	75

A partir da Tabela 2x2 obteve-se a medida de desempenho (concordância e discordância do teste) do APACHE II_Subgrupo_A. Aplicando-se as formulações descritas na seção 4.6, obtiveram-se valores de sensibilidade igual a 0,826, especificidade de 0,730, VPP

de 0,575, VPN de 0,904, PFP igual a 0,269, PFN de 0,173, taxa de acerto de 0,760 e taxa de erro igual a 0,240. Com base na Tabela 5.2 obteve-se uma TMP de 0,696.

5.1.2 APACHE II_Subgrupo_B

Para o subgrupo B registraram-se 24 casos de óbito e 52 casos de não óbito, totalizando 76 casos classificados por seus resultados finais reais.

Na Tabela 5.3 são apresentados os resultados de sensibilidade e especificidade, o valor da área abaixo da curva ROC e o valor do erro padrão, calculados com o auxílio do MedCalc, além do ponto de corte indicado automaticamente pelo MedCalc, estando este destacado em negrito e indicado por um asterisco (*).

Tabela 5.3 – Resultados do APACHE II_Subgrupo_B

Área abaixo da curva ROC						0,880	
Erro padrão						0,048	
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)						0,785 to 0,943	
Nível de significância p (área = 0,5)						0,0001	
Critério	Sensibilidade	95% CI	Especificidade	95% CI	+LR	-LR	
>=7,39	100,0	85,6 - 100,0	0,0	0,0 - 6,9	1,00		
>34,75	100,0	85,6 - 100,0	46,2	32,2 - 60,5	1,86	0,00	
>38,13	95,8	78,8 - 99,3	51,9	37,6 - 66,0	1,99	0,08	
>52,5 *	95,8	78,8 - 99,3	69,2	54,9 - 81,3	3,11	0,06	
>56,12	91,7	73,0 - 98,7	73,1	59,0 - 84,4	3,40	0,11	
>59,68	83,3	62,6 - 95,2	75,0	61,1 - 86,0	3,33	0,22	
>63,13	79,2	57,8 - 92,8	78,8	65,3 - 88,9	3,74	0,26	
>66,46	70,8	48,9 - 87,3	82,7	69,7 - 91,7	4,09	0,35	
>72,63	70,8	48,9 - 87,3	84,6	71,9 - 93,1	4,60	0,34	
>75,44	66,7	44,7 - 84,3	86,5	74,2 - 94,4	4,95	0,39	
>78,04	66,7	44,7 - 84,3	88,5	76,5 - 95,6	5,78	0,38	
>82,64	62,5	40,6 - 81,2	88,5	76,5 - 95,6	5,42	0,42	
>84,63	54,2	32,8 - 74,4	90,4	79,0 - 96,8	5,63	0,51	
>86,44	41,7	22,1 - 63,3	94,2	84,0 - 98,7	7,22	0,62	
>89,51	37,5	18,8 - 59,4	94,2	84,0 - 98,7	6,50	0,66	
>91,95	33,3	15,7 - 55,3	96,2	86,8 - 99,4	8,67	0,69	
>93,87	20,8	7,2 - 42,2	96,2	86,8 - 99,4	5,42	0,82	
>94,65	20,8	7,2 - 42,2	98,1	89,7 - 99,7	10,83	0,81	
>95,35	16,7	4,8 - 37,4	98,1	89,7 - 99,7	8,67	0,85	
>96,48	12,5	2,8 - 32,4	100,0	93,1 - 100,0		0,88	
>99,53	0,0	0,0 - 14,4	100,0	93,1 - 100,0		1,00	

O Gráfico 5.3 apresenta a curva ROC gerada pelo MedCalc, tendo como base os dados de probabilidade de óbito os casos do subgrupo B, obtidos com o emprego do APACHE II.

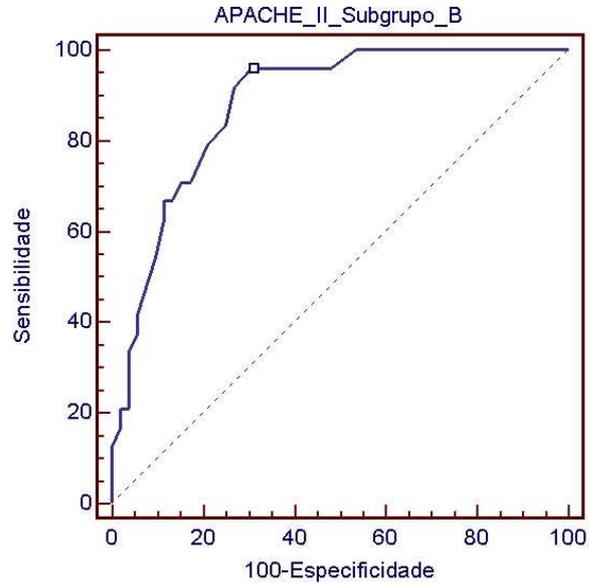


Gráfico 5.3 – Curva ROC APACHE II_Sugbrupo_B

No Gráfico 5.4 verifica-se o valor de ponto de corte indicado automaticamente pelo MedCalc utilizado para a classificação dos casos do subgrupo B.

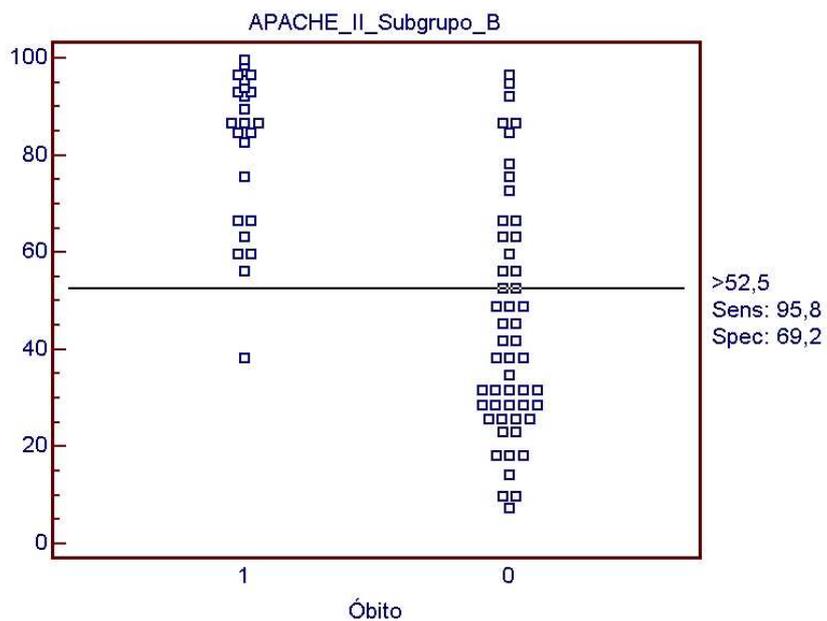


Gráfico 5.4 – Ponto de corte APACHE II_Sugbrupo_B

Na Tabela 5.4 são apresentadas as classificações dos resultados pela curva ROC e a classificação real do paciente para os casos do subgrupo B submetido ao APACHE II.

Tabela 5.4 - Tabela 2x2 para APACHE II_Subgrupo_B

APACHE II	REAL (Padrão Ouro)		Total
	Óbito	Não Óbito	
Óbito	23	16	39
Não Óbito	1	36	37
Total	24	52	76

Com base na Tabela 2x2 determinou-se a medida de desempenho (concordância e discordância do teste) do APACHE II_Subgrupo_B. Aplicando-se as formulações descritas na seção 4.6, obtiveram-se valores de sensibilidade igual a 0,958, especificidade de 0,692, VPP de 0,589, VPN de 0,972, PFP igual a 0,307, PFN de 0,041, taxa de acerto de 0,776 e taxa de erro igual a 0,224. Com base na Tabela 5.4 obteve-se uma TMP de 0,615.

5.1.3 APACHE II_Subgrupo_C

Foram encontrados 24 casos de óbito e 52 casos de não óbito para a Amostra C, totalizando assim 76 casos.

A Tabela 5.5 apresenta os resultados de sensibilidade e especificidade, o valor da área abaixo da curva ROC e o valor do erro padrão para os casos do subgrupo C submetido ao APACHE II, além do ponto de corte, destacado em negrito e indicado por um asterisco (*), sendo tais resultados obtidos com a aplicação do MedCalc.

Tabela 5.5 – Resultados do APACHE II_Subgrupo_C

Área abaixo da curva ROC						0,843
Erro padrão						0,054
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)						0,741 to 0,916
Nível de significância p (área = 0,5)						0,0001
Critério	Sensibilidade	95% CI	Especificidade	95% CI	+LR	-LR
>=6,45	100,0	85,6 - 100,0	0,0	0,0 - 6,9	1,00	
>11,01	100,0	85,6 - 100,0	11,5	4,4 - 23,5	1,13	0,00
>14,21	95,8	78,8 - 99,3	13,5	5,6 - 25,8	1,11	0,31
>25,58	95,8	78,8 - 99,3	36,5	23,6 - 51,0	1,51	0,11
>28,46	91,7	73,0 - 98,7	44,2	30,5 - 58,7	1,64	0,19
>38,13	91,7	73,0 - 98,7	61,5	47,0 - 74,7	2,38	0,14
>41,63	87,5	67,6 - 97,2	67,3	52,9 - 79,7	2,68	0,19
>48,85	83,3	62,6 - 95,2	71,2	56,9 - 82,9	2,89	0,23
>52,5 *	83,3	62,6 - 95,2	73,1	59,0 - 84,4	3,10	0,23
>56,12	75,0	53,3 - 90,2	76,9	63,2 - 87,5	3,25	0,32
>59,68	66,7	44,7 - 84,3	78,8	65,3 - 88,9	3,15	0,42
>63,13	66,7	44,7 - 84,3	84,6	71,9 - 93,1	4,33	0,39
>66,46	58,3	36,7 - 77,9	84,6	71,9 - 93,1	3,79	0,49
>75,44	58,3	36,7 - 77,9	92,3	81,4 - 97,8	7,58	0,45
>80,44	54,2	32,8 - 74,4	92,3	81,4 - 97,8	7,04	0,50
>82,64	45,8	25,6 - 67,2	94,2	84,0 - 98,7	7,94	0,57
>84,63	37,5	18,8 - 59,4	96,2	86,8 - 99,4	9,75	0,65
>90,8	29,2	12,7 - 51,1	96,2	86,8 - 99,4	7,58	0,74
>91,95	29,2	12,7 - 51,1	100,0	93,1 - 100,0		0,71
>98,51	0,0	0,0 - 14,4	100,0	93,1 - 100,0		1,00

O Gráfico 5.5 apresenta a curva ROC gerada pelo MedCalc, utilizando-se os valores de probabilidade de óbito dos casos do subgrupo C submetido ao APACHE II.

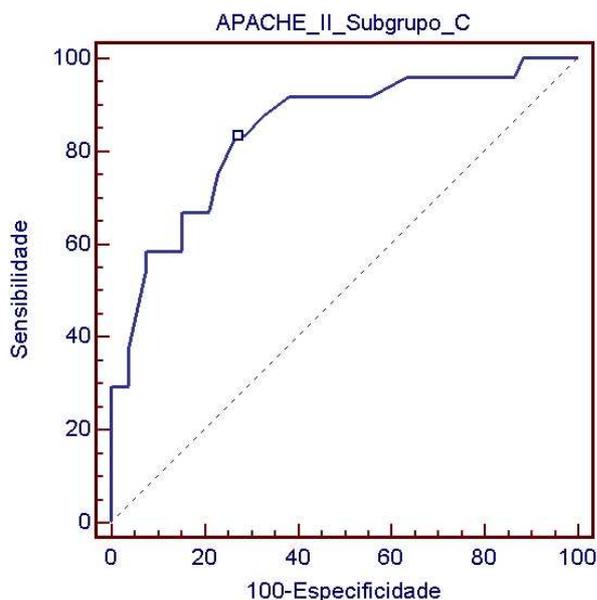


Gráfico 5.5 – Curva ROC APACHE II_Subgrupo_C

No Gráfico 5.6 verifica-se o ponto de corte indicado automaticamente pelo MedCalc para a classificação dos casos do subgrupo C submetidos ao APACHE II.

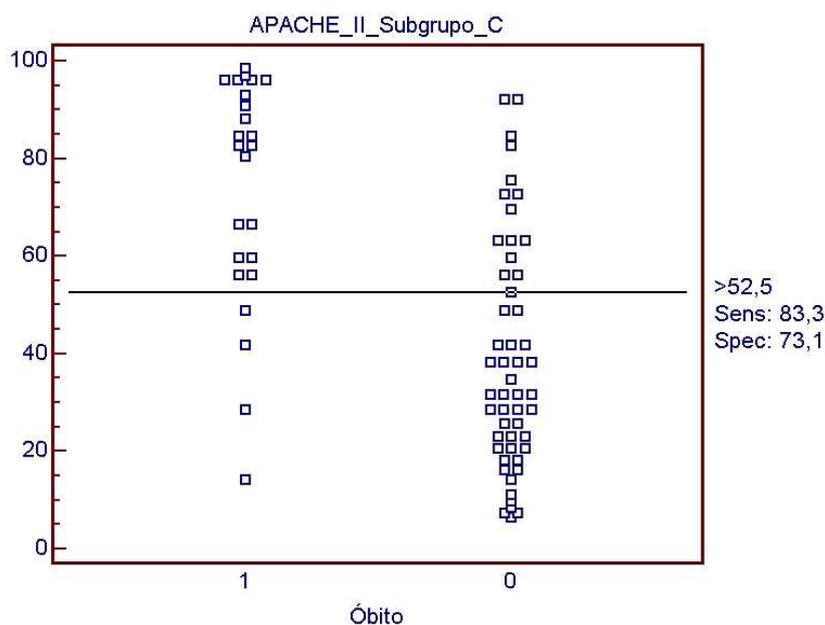


Gráfico 5.6 – Ponto de corte APACHE II_Subgrupo_C

Na Tabela 5.6 apresentam-se as classificações dos resultados pela curva ROC e a classificação real do paciente para os casos do subgrupo C submetido ao APACHE II.

Tabela 5.6 - Tabela 2x2 para APACHE II_Subgrupo_C

APACHE II	REAL (Padrão Ouro)		Total
	Óbito	Não Óbito	
Óbito	20	14	34
Não Óbito	4	38	42
Total	24	52	76

Utilizando-se os resultados da classificação dos casos do subgrupo C apresentados na Tabela 5.6 determinou-se a medida de desempenho (concordância e discordância do teste) para o APACHE II_Subgrupo_C, obtendo-se valores de sensibilidade igual a 0,833, especificidade de 0,730, VPP de 0,588, VPN de 0,904, PFP de 0,269, PFN de 0,166, taxa de acerto de 0,763 e taxa de erro de 0,234, obtendo-se ainda uma TMP igual a 0,705.

5.2 RB_ESPECIALISTA

Os resultados apresentados nesta seção referem-se aos valores de probabilidade de óbito obtidos com o emprego da RB utilizando as variáveis categóricas determinadas em conjunto com os profissionais que atuam na UTI.

5.2.1 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A

Para o subgrupo A foram selecionados 75 casos classificados como sendo 23 casos de óbito e 52 casos de não óbito.

A Tabela 5.7 apresenta os resultados de sensibilidade e especificidade, o valor da área abaixo da curva ROC e o valor do erro padrão para o subgrupo A submetido ao modelo RB_ESPECIALISTA, sendo destacado em negrito e com um asterisco (*) o valor de ponto de corte indicado pelo MedCalc.

O Gráfico 5.7 apresenta a curva ROC gerada pelo MedCalc com os resultados das probabilidades de óbito do subgrupo A obtidas com a aplicação do RB_ESPECIALISTA.

Tabela 5.7 – Resultados do RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A

Tabela 5.7 – Resultados do RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A						
Área abaixo da curva ROC	0,805					
Erro padrão	0,060					
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)	0,697 to 0,887					
Nível de significância p (área = 0,5)	0,0001					
Critério	Sensibilidade	95% CI	Especificidade	95% CI	+LR	-LR
>=0,015	100,0	85,0 - 100,0	0,0	0,0 - 6,9	1,00	
>1,67	100,0	85,0 - 100,0	44,2	30,5 - 58,7	1,79	0,00
>3,15	95,7	78,0 - 99,3	44,2	30,5 - 58,7	1,72	0,10
>3,93	95,7	78,0 - 99,3	46,2	32,2 - 60,5	1,78	0,09
>5,26	82,6	61,2 - 94,9	46,2	32,2 - 60,5	1,53	0,38
>5,56	82,6	61,2 - 94,9	50,0	35,8 - 64,2	1,65	0,35
>8,7	78,3	56,3 - 92,5	50,0	35,8 - 64,2	1,57	0,43
>19,3	78,3	56,3 - 92,5	67,3	52,9 - 79,7	2,39	0,32
>20,1	73,9	51,6 - 89,7	67,3	52,9 - 79,7	2,26	0,39
>29,5 *	73,9	51,6 - 89,7	73,1	59,0 - 84,4	2,75	0,36
>35	69,6	47,1 - 86,7	73,1	59,0 - 84,4	2,58	0,42
>42,7	69,6	47,1 - 86,7	76,9	63,2 - 87,5	3,01	0,40
>45,2	65,2	42,7 - 83,6	76,9	63,2 - 87,5	2,83	0,45
>55,6	65,2	42,7 - 83,6	78,8	65,3 - 88,9	3,08	0,44
>57,2	60,9	38,6 - 80,3	78,8	65,3 - 88,9	2,88	0,50
>58,5	60,9	38,6 - 80,3	82,7	69,7 - 91,7	3,52	0,47
>65,69	56,5	34,5 - 76,8	82,7	69,7 - 91,7	3,27	0,53
>67,2	56,5	34,5 - 76,8	84,6	71,9 - 93,1	3,67	0,51
>72,3	52,2	30,6 - 73,2	84,6	71,9 - 93,1	3,39	0,57
>77,9	52,2	30,6 - 73,2	86,5	74,2 - 94,4	3,88	0,55
>82,9	47,8	26,8 - 69,4	86,5	74,2 - 94,4	3,55	0,60
>89,3	47,8	26,8 - 69,4	90,4	79,0 - 96,8	4,97	0,58
>91,7	43,5	23,2 - 65,5	90,4	79,0 - 96,8	4,52	0,63
>95,6	43,5	23,2 - 65,5	96,2	86,8 - 99,4	11,30	0,59
>97,1	34,8	16,4 - 57,3	96,2	86,8 - 99,4	9,04	0,68
>98,5	34,8	16,4 - 57,3	98,1	89,7 - 99,7	18,09	0,66
>99,6	4,3	0,7 - 22,0	98,1	89,7 - 99,7	2,26	0,98
>99,9	0,0	0,0 - 15,0	100,0	93,1 - 100,0		1,00

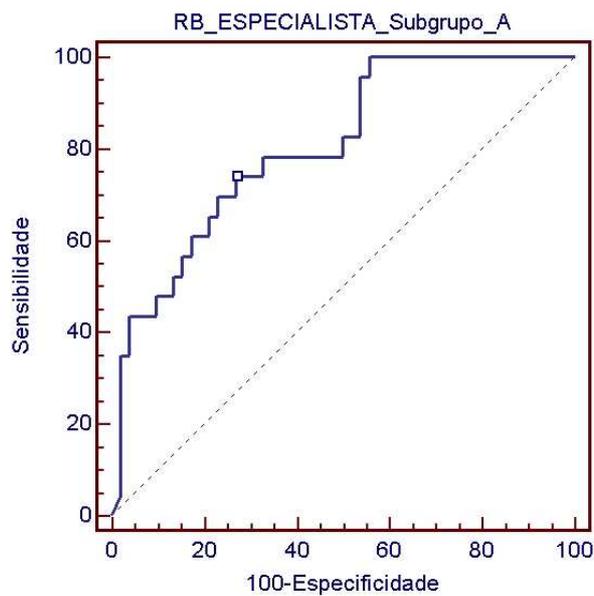


Gráfico 5.7 – Curva ROC RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A

O Gráfico 5.8 apresenta o valor de ponto de corte indicado pelo MedCalc empregado na classificação dos casos do subgrupo A para o modelo RB_ESPECIALISTA.

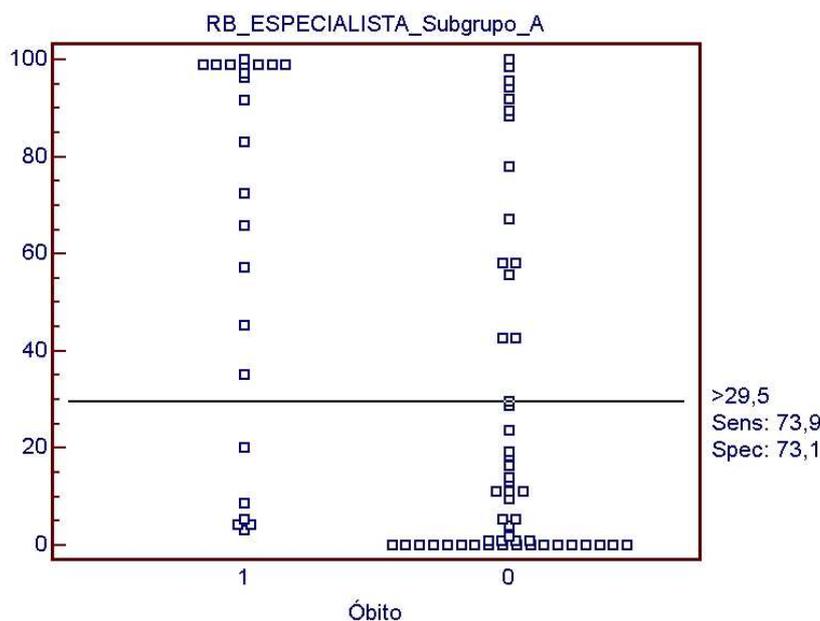


Gráfico 5.8 – Ponto de corte RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A

Na Tabela 5.8 observam-se as classificações dos casos pela curva ROC e pela classificação real do paciente para o subgrupo A do RB_ESPECIALISTA.

Tabela 5.8 - Tabela 2x2 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A

APACHE II	REAL (Padrão Ouro)		Total
	Óbito	Não Óbito	
Óbito	17	14	31
Não Óbito	6	38	44
Total	23	52	75

Utilizando-se os dados da Tabela 5.8 determinou-se a medida de desempenho (concordância e discordância do teste) para o modelo RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_A, obtendo-se sensibilidade de 0,739, especificidade de 0,730, VPP igual a 0,548, VPN igual a 0,863, PFP de 0,269, PFN de 0,260, taxa de acerto igual a 0,733 e taxa de erro de 0,267, além de uma TMP igual a 0,741.

5.2.2 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B

O subgrupo B apresentou 76 casos, sendo 24 casos classificados como óbito e 52 casos como não óbito.

Na Tabela 5.9 encontram-se os valores de sensibilidade e especificidade, o valor da área abaixo da curva ROC e o valor do erro padrão, obtidos com o uso do MedCalc para este subgrupo aplicado ao RB_ESPECIALISTA, estando o ponto de corte em negrito e indicado por um asterisco (*).

Tabela 5.9 – Resultados do RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B

Área abaixo da curva ROC						0,892
Erro padrão						0,046
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)						0,800 to 0,952
Nível de significância p (área = 0,5)						0,0001
Critério	Sensibilidade	95% CI	Especificidade	95% CI	+LR	-LR
>=0,11	100,0	85,6 - 100,0	0,0	0,0 - 6,9	1,00	
>3	100,0	85,6 - 100,0	50,0	35,8 - 64,2	2,00	0,00
>3,12	95,8	78,8 - 99,3	50,0	35,8 - 64,2	1,92	0,08
>5,48	95,8	78,8 - 99,3	63,5	49,0 - 76,4	2,62	0,07
>6,35	91,7	73,0 - 98,7	63,5	49,0 - 76,4	2,51	0,13
>16,5 *	91,7	73,0 - 98,7	76,9	63,2 - 87,5	3,97	0,11
>23,5	83,3	62,6 - 95,2	76,9	63,2 - 87,5	3,61	0,22
>25,3	83,3	62,6 - 95,2	78,8	65,3 - 88,9	3,94	0,21
>27,4	79,2	57,8 - 92,8	78,8	65,3 - 88,9	3,74	0,26
>43,8	79,2	57,8 - 92,8	82,7	69,7 - 91,7	4,57	0,25
>46,5	75,0	53,3 - 90,2	82,7	69,7 - 91,7	4,33	0,30
>50,4	75,0	53,3 - 90,2	86,5	74,2 - 94,4	5,57	0,29
>51	70,8	48,9 - 87,3	86,5	74,2 - 94,4	5,26	0,34
>52,3	70,8	48,9 - 87,3	88,5	76,5 - 95,6	6,14	0,33
>80	62,5	40,6 - 81,2	88,5	76,5 - 95,6	5,42	0,42
>81	62,5	40,6 - 81,2	92,3	81,4 - 97,8	8,13	0,41
>81,9	58,3	36,7 - 77,9	92,3	81,4 - 97,8	7,58	0,45
>84,1	58,3	36,7 - 77,9	94,2	84,0 - 98,7	10,11	0,44
>88,2	45,8	25,6 - 67,2	94,2	84,0 - 98,7	7,94	0,57
>88,7	45,8	25,6 - 67,2	96,2	86,8 - 99,4	11,92	0,56
>98	29,2	12,7 - 51,1	96,2	86,8 - 99,4	7,58	0,74
>98,1	29,2	12,7 - 51,1	98,1	89,7 - 99,7	15,17	0,72
>99,7	8,3	1,3 - 27,0	98,1	89,7 - 99,7	4,33	0,93
>99,8	4,2	0,7 - 21,2	100,0	93,1 - 100,0		0,96
>100	0,0	0,0 - 14,4	100,0	93,1 - 100,0		1,00

O Gráfico 5.9 apresenta a curva ROC gerada pelo MedCalc utilizando-se os valores de probabilidades de óbito referentes ao subgrupo B aplicando-se o RB_ESPECIALISTA.

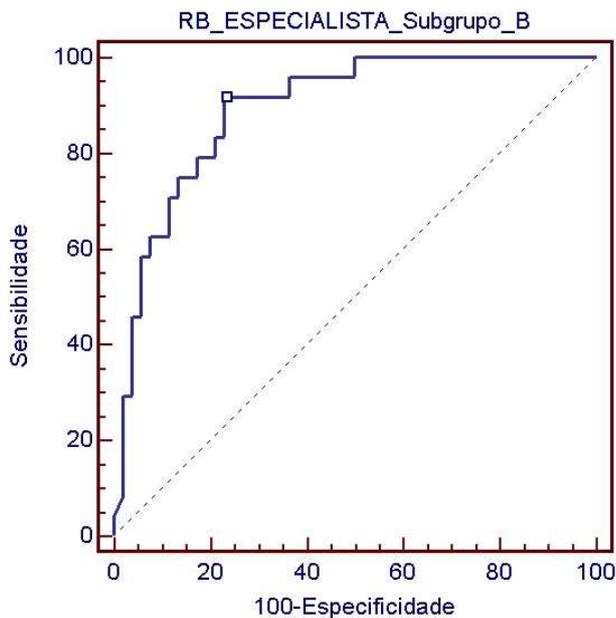


Gráfico 5.9 – Curva ROC RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B

O Gráfico 5.10 apresenta o ponto de corte indicado automaticamente pelo MedCalc, a partir do qual classificaram-se os casos do subgrupo B.

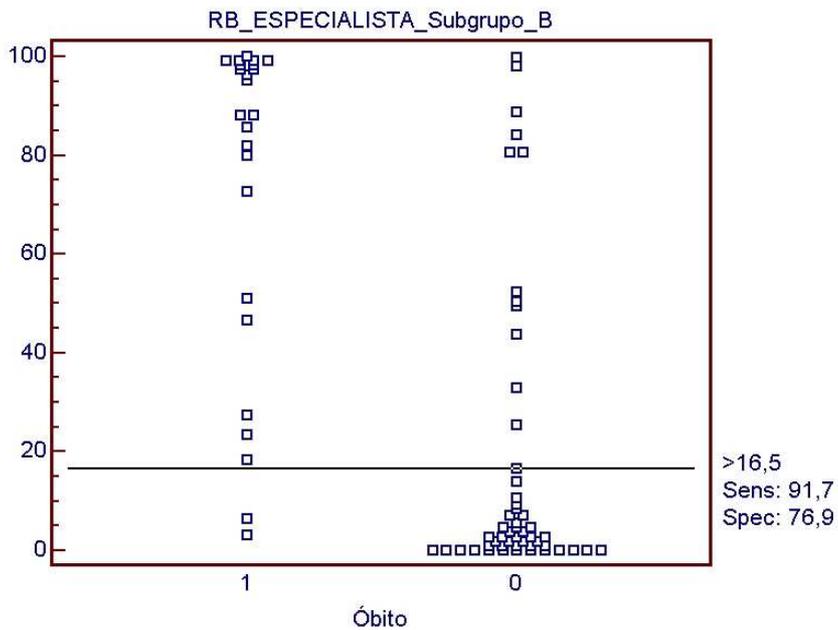


Gráfico 5.10 – Ponto de corte RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B

Na tabela 5.10 apresenta-se a classificação dos casos pela curva ROC e a classificação real do paciente para o subgrupo B do modelo RB_ESPECIALISTA.

Tabela 5.10 – Tabela 2x2 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B

APACHE II	REAL (Padrão Ouro)		Total
	Óbito	Não Óbito	
Óbito	22	12	34
Não Óbito	2	40	42
Total	24	52	76

A medida de desempenho (concordância e discordância do teste) para o modelo RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_B foi determinada a partir dos dados da Tabela 5.10 obtendo-se sensibilidade de 0,916, especificidade de 0,769, VPP igual a 0,647, VPN de 0,952, PFP de 0,230, PFN de 0,083, taxa de acerto igual a 0,816 e taxa de erro de 0,184. Com base na Tabela 5.10 obteve-se ainda uma TMP de 0,705.

5.2.3 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C

O subgrupo aplicado ao RB_ESPECIALISTA apresentava 76 casos, classificados em 24 óbitos e 52 não óbitos.

A Tabela 5.11 apresenta os resultados de sensibilidade e especificidade, o valor da área abaixo da curva ROC e o valor do erro padrão calculados utilizando o MedCalc e um valor de ponto de corte destacado em negrito e indicado por um asterisco (*) para classificação dos casos.

Tabela 5.11 – Resultados do RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C

Área abaixo da curva ROC						0,891
Erro padrão						0,046
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)						0.798 to 0,951
Nível de significância p (área = 0,5)						0,0001
Critério	Sensibilidade	95% CI	Especificidade	95% CI	+LR	-LR
>=0,011	100,0	85,6 - 100,0	0,0	0,0 - 6,9	1,00	
>0,11	100,0	85,6 - 100,0	21,2	11,1 - 34,7	1,27	0,00
>0,13	95,8	78,8 - 99,3	21,2	11,1 - 34,7	1,22	0,20
>0,7	95,8	78,8 - 99,3	50,0	35,8 - 64,2	1,92	0,08
>0,78	91,7	73,0 - 98,7	50,0	35,8 - 64,2	1,83	0,17
>7,13	91,7	73,0 - 98,7	75,0	61,1 - 86,0	3,67	0,11
>8,23	83,3	62,6 - 95,2	75,0	61,1 - 86,0	3,33	0,22
>13,4	83,3	62,6 - 95,2	82,7	69,7 - 91,7	4,81	0,20
>19	79,2	57,8 - 92,8	82,7	69,7 - 91,7	4,57	0,25
>27,9 *	79,2	57,8 - 92,8	90,4	79,0 - 96,8	8,23	0,23
>37,6	62,5	40,6 - 81,2	90,4	79,0 - 96,8	6,50	0,41
>39,6	62,5	40,6 - 81,2	92,3	81,4 - 97,8	8,13	0,41
>40,9	58,3	36,7 - 77,9	92,3	81,4 - 97,8	7,58	0,45
>63,4	58,3	36,7 - 77,9	96,2	86,8 - 99,4	15,17	0,43
>72,7	45,8	25,6 - 67,2	96,2	86,8 - 99,4	11,92	0,56
>73,5	45,8	25,6 - 67,2	98,1	89,7 - 99,7	23,83	0,55
>91,9	29,2	12,7 - 51,1	98,1	89,7 - 99,7	15,17	0,72
>92,4	29,2	12,7 - 51,1	100,0	93,1 - 100,0		0,71
>99,9	0,0	0,0 - 14,4	100,0	93,1 - 100,0		1,00

O Gráfico 5.11 apresenta a curva ROC gerada pelo MedCalc com base nos resultados de probabilidade de óbito do subgrupo C aplicado ao RB_ESPECIALISTA.

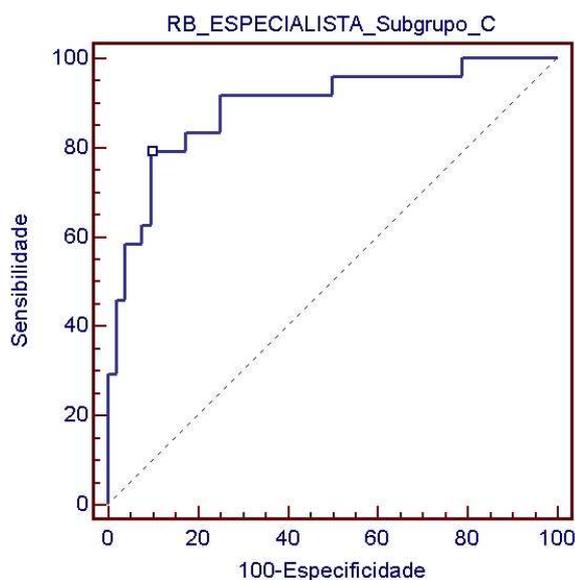


Gráfico 5.11 – Curva ROC RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C

Observa-se no Gráfico 5.12 o ponto de corte indicado como ponto ótimo e obtido com o uso do *software* MedCalc.

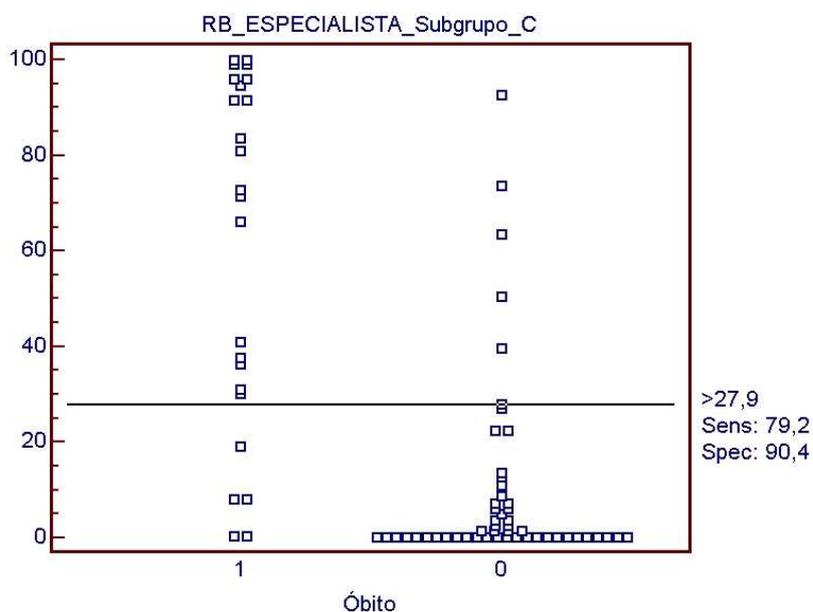


Gráfico 5.12 – Ponto de corte RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C

Na Tabela 5.12 apresenta-se a classificação pela curva ROC e pela classificação real do paciente para o subgrupo C aplicado ao RB_ESPECIALISTA.

Tabela 5.12 - Tabela 2x2 RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C

APACHE II	REAL (Padrão Ouro)		Total
	Óbito	Não Óbito	
Óbito	19	5	24
Não Óbito	5	47	52
Total	24	52	76

A partir da Tabela 5.12 determinou-se a medida de desempenho (concordância e discordância do teste) para o RB_ESPECIALISTA_Subgrupo_C, obtendo-se a sensibilidade de 0,791, especificidade de 0,903, VPP de 0,791, VPN de 0,903, PFP de 0,096, PFN de 0,208, taxa de acerto de 0,868 e taxa de erro de 0,132, obtendo-se ainda TMP igual a 1.

5.3 RB_APACHE

Os resultados apresentados nesta seção referem-se aos valores de probabilidade de óbito obtidos com o emprego da RB utilizando as variáveis categóricas segundo os intervalos considerados pelo APACHE II.

5.3.1 RB_APACHE_Subgrupo_A

O subgrupo A aplicado ao modelo RB_APACHE apresenta 72 casos, sendo 23 casos classificados como óbito e 49 casos como não óbito. A variação no número de casos em relação ao subgrupo A aplicado aos modelos APACHE II e RB_ESPECIALISTA deve-se ao fato da não possibilidade de obter os valores de probabilidade de óbito para os casos identificados com os números 13, 79 e 124. Estes três casos apresentaram classes não relacionadas nos outros dois subgrupos (B e C) empregados na implementação e treinamento da RB para o modelo RB_APACHE a ser aplicada no subgrupo A. Sendo assim, optou-se pela exclusão dos casos não contemplados por este modelo na determinação dos valores de probabilidade de óbito para este subgrupo.

A Tabela 5.13 apresenta os resultados de sensibilidade e especificidade, o valor da área abaixo da curva ROC e o valor do erro padrão e o ponto de corte destacado em negrito e indicado por um asterisco (*), sendo tais valores obtidos com o uso do *software* MedCalc.

Tabela 5.13 – Resultados do RB_APACHE_Subgrupo_A

Área abaixo da curva ROC						0,821
Erro padrão						0,058
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)						0.713 to 0,901
Nível de significância p (área = 0,5)						0,0001
Critério	Sensibilidade	95% CI	Especificidade	95% CI	+LR	-LR
>=0,005	100,0	85,0 - 100,0	0,0	0,0 - 7,3	1,00	
>0,79	100,0	85,0 - 100,0	42,9	28,8 - 57,8	1,75	0,00
>0,92	95,7	78,0 - 99,3	42,9	28,8 - 57,8	1,67	0,10
>6,88	95,7	78,0 - 99,3	57,1	42,2 - 71,2	2,23	0,08
>6,96	91,3	71,9 - 98,7	57,1	42,2 - 71,2	2,13	0,15
>8,44 *	91,3	71,9 - 98,7	63,3	48,3 - 76,6	2,49	0,14
>11,1	87,0	66,4 - 97,1	65,3	50,4 - 78,3	2,51	0,20
>15,3	73,9	51,6 - 89,7	65,3	50,4 - 78,3	2,13	0,40
>28,4	73,9	51,6 - 89,7	71,4	56,7 - 83,4	2,59	0,37
>30,6	65,2	42,7 - 83,6	71,4	56,7 - 83,4	2,28	0,49
>42,7	65,2	42,7 - 83,6	79,6	65,7 - 89,7	3,20	0,44
>69,2	52,2	30,6 - 73,2	79,6	65,7 - 89,7	2,56	0,60
>79,8	52,2	30,6 - 73,2	85,7	72,7 - 94,0	3,65	0,56
>80,8	47,8	26,8 - 69,4	85,7	72,7 - 94,0	3,35	0,61
>84,4	47,8	26,8 - 69,4	89,8	77,8 - 96,6	4,69	0,58
>85,5	43,5	23,2 - 65,5	89,8	77,8 - 96,6	4,26	0,63
>86,8	43,5	23,2 - 65,5	91,8	80,4 - 97,7	5,33	0,62
>87,3	39,1	19,7 - 61,4	91,8	80,4 - 97,7	4,79	0,66
>90,5	39,1	19,7 - 61,4	95,9	86,0 - 99,4	9,59	0,63
>97,2	34,8	16,4 - 57,3	95,9	86,0 - 99,4	8,52	0,68
>97,5	34,8	16,4 - 57,3	98,0	89,1 - 99,7	17,04	0,67
>99,8	0,0	0,0 - 15,0	98,0	89,1 - 99,7	0,00	1,02
>99,9	0,0	0,0 - 15,0	100,0	92,7 - 100,0		1,00

No Gráfico 5.13 apresenta-se a curva ROC gerada no MedCalc com base nos dados de probabilidade de óbito dos casos do subgrupo obtido com a aplicação da RB_APACHE.

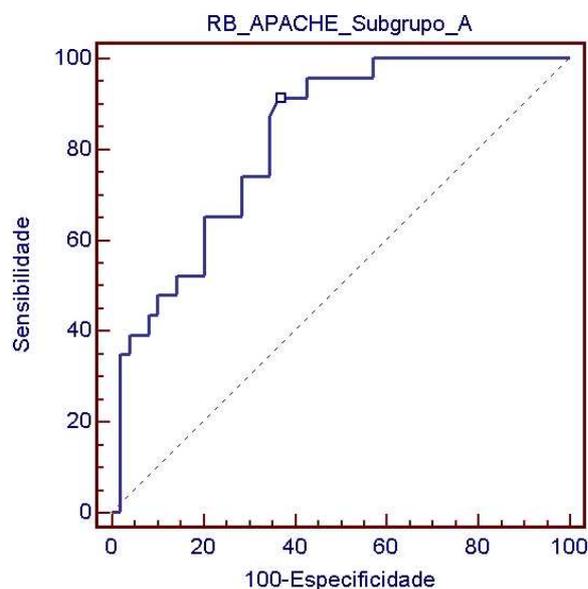


Gráfico 5.13 – Curva ROC RB_APACHE_Subgrupo_A

O Gráfico 5.14 apresenta o valor atribuído como ponto de corte (ponto ótimo) utilizado para a classificação dos casos do subgrupo do modelo RB_APACHE.

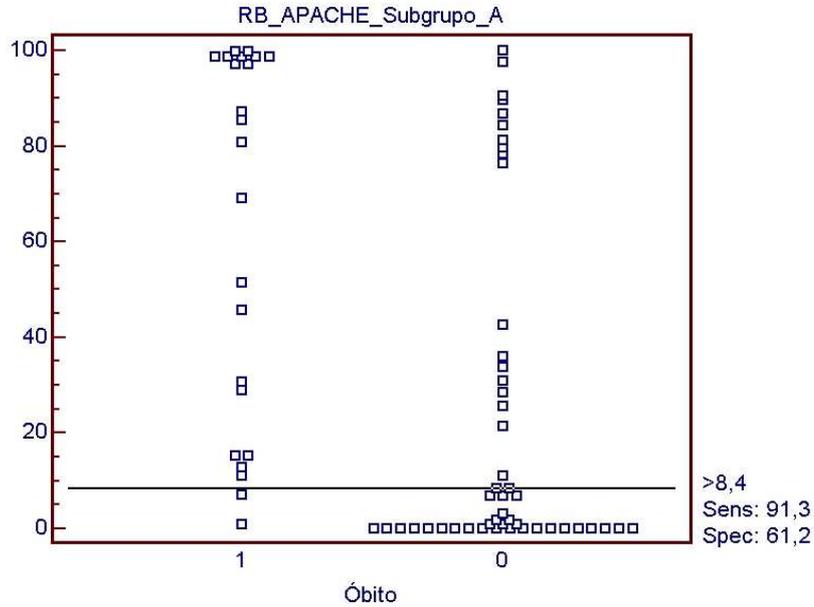


Gráfico 5.14 – Ponto de corte RB_APACHE_Subgrupo_A

A classificação dos casos pela curva ROC e a classificação real dos pacientes do subgrupo A do modelo RB_APACHE foram cruzadas sendo o resultado apresentado na Tabela 5.14.

Tabela 5.14 - Tabela 2x2 RB_APACHE_Subgrupo_A

APACHE II	REAL (Padrão Ouro)		Total
	Óbito	Não Óbito	
Óbito	21	18	39
Não Óbito	2	31	33
Total	23	49	72

Utilizaram-se os dados da Tabela 5.14 para determinar a medida de desempenho (concordância e discordância do teste) para o modelo RB_APACHE_Subgrupo_A obtendo-se assim, sensibilidade de 0,913, especificidade de 0,632, VPP de 0,538, VPN de 0,939, PFP de 0,367, PFN de 0,086, taxa de acerto de 0,722 e taxa de erro de 0,278, e TMP de 0,589.

5.3.2 RB_APACHE_Subgrupo_B

Para o subgrupo B do modelo RB_APACHE utilizaram-se 21 casos classificados como óbito e 50 casos de não óbito, totalizando 71 casos. A variação na quantidade de casos do subgrupo B aplicado no modelo RB_APACHE em relação à quantidade de casos do subgrupo B aplicado aos modelos APACHE II e RB_ESPECIALISTA ocorreu por não ter sido possível obter a probabilidade de óbito para os casos identificados com os números 50, 56, 90, 126 e 152. Tais casos apresentam classes não contempladas nos outros dois subgrupos (A e C) utilizados na implementação e treinamento da RB para o RB_APACHE_Subgrupo_B. Assim, optou-se por não considerar tais casos na análise dos resultados para este subgrupo do modelo RB_APACHE. A Tabela 5.15 apresenta os valores de sensibilidade e especificidade, o valor da área abaixo da curva ROC e o valor do erro padrão, além do ponto de corte (destacado em negrito e indicado por um asterisco) obtido com o uso do MedCalc para o subgrupo B aplicado ao RB_APACHE.

Tabela 5.15 – Resultados do RB_APACHE_Subgrupo_B

Área abaixo da curva ROC							0,910
Erro padrão							0,045
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)							0,818 to 0,965
Nível de significância p (área = 0,5)							0,0001
Critério	Sensibilidade	95% CI	Especificidade	95% CI	+LR	-LR	
>=0,034	100,0	83,7 - 100,0	0,0	0,0 - 7,2	1,00		
>5,23 *	100,0	83,7 - 100,0	68,0	53,3 - 80,5	3,13	0,00	
>6,37	95,2	76,1 - 99,2	68,0	53,3 - 80,5	2,98	0,07	
>6,84	95,2	76,1 - 99,2	70,0	55,4 - 82,1	3,17	0,07	
>7,49	90,5	69,6 - 98,5	70,0	55,4 - 82,1	3,02	0,14	
>8,4	90,5	69,6 - 98,5	74,0	59,7 - 85,4	3,48	0,13	
>9,59	85,7	63,6 - 96,8	74,0	59,7 - 85,4	3,30	0,19	
>13,2	85,7	63,6 - 96,8	80,0	66,3 - 90,0	4,29	0,18	
>22	71,4	47,8 - 88,6	80,0	66,3 - 90,0	3,57	0,36	
>50,2	71,4	47,8 - 88,6	86,0	73,3 - 94,2	5,10	0,33	
>63,3	66,7	43,0 - 85,4	86,0	73,3 - 94,2	4,76	0,39	
>71	66,7	43,0 - 85,4	96,0	86,3 - 99,4	16,67	0,35	
>72,1	61,9	38,5 - 81,8	96,0	86,3 - 99,4	15,48	0,40	
>85	61,9	38,5 - 81,8	98,0	89,3 - 99,7	30,95	0,39	
>99	14,3	3,2 - 36,4	98,0	89,3 - 99,7	7,14	0,87	
>99,9	0,0	0,0 - 16,3	100,0	92,8 - 100,0		1,00	

No Gráfico 5.15 apresenta-se a curva ROC para o subgrupo B gerada no MedCalc com os valores da probabilidade de óbito obtidos com a aplicação do RB_APACHE.

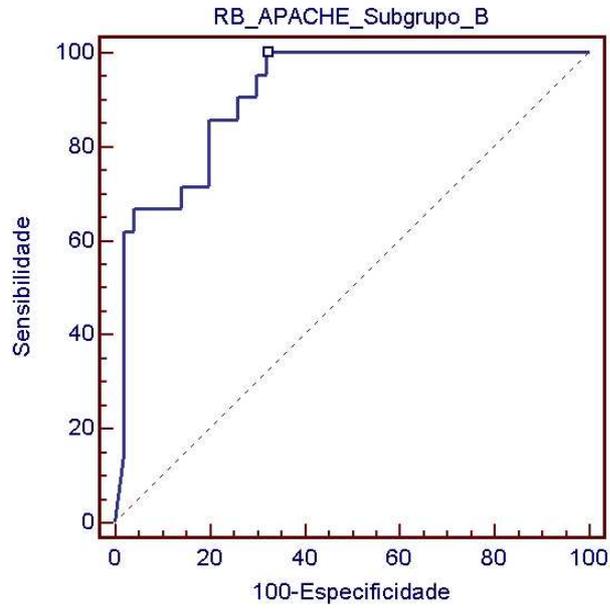


Gráfico 5.15 – Curva ROC RB_APACHE_Subgrupo_B

O Gráfico 5.16 apresenta o ponto de corte indicado automaticamente pelo MedCalc e utilizado na classificação dos casos do subgrupo B aplicado ao RB_APACHE.

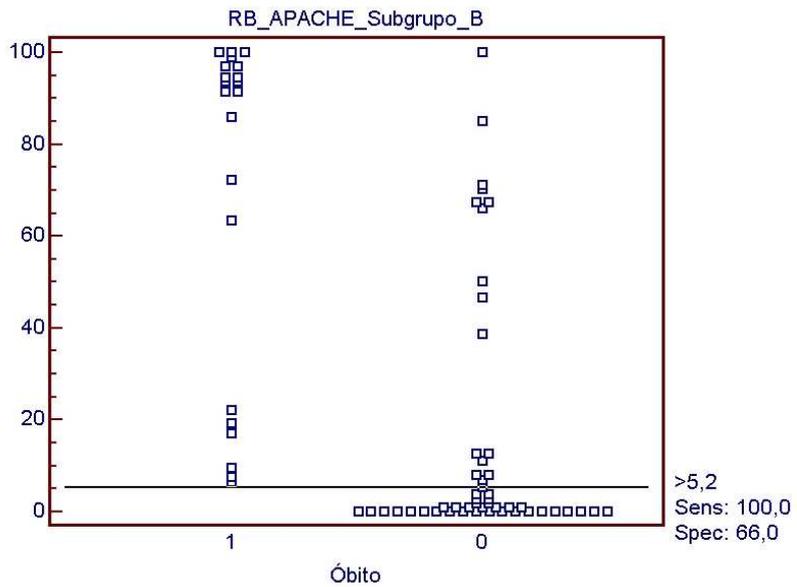


Gráfico 5.16 – Ponto de corte RB_APACHE_Subgrupo_B

Na Tabela 5.16 apresenta-se o cruzamento das classificações pela curva ROC e pela classificação real do paciente para os casos do subgrupo B do modelo RB_APACHE.

Tabela 5.16 - Tabela 2x2 RB_APACHE_Subgrupo_B

APACHE II	REAL (Padrão Ouro)		Total
	Óbito	Não Óbito	
Óbito	21	16	37
Não Óbito	0	34	34
Total	21	50	71

Utilizando-se os dados da Tabela 5.16 determinou-se a medida de desempenho (concordância e discordância do teste) para o modelo RB_APACHE_Subgrupo_B obtendo-se sensibilidade de 1,0, especificidade de 0,680, VPP de 0,567, VPN de 1,0, PFP de 0,320, PFN igual a zero, taxa de acerto de 0,775 e taxa de erro de 0,225, além da TMP igual a 0,567.

5.3.3 RB_APACHE_Subgrupo_C

O subgrupo C aplicado ao RB_APACHE foi composto por 76 casos, sendo 24 casos de óbito e 52 casos de não óbito, não havendo diferença quanto ao número de casos considerados para os três modelos (APACHE II, RB_ESPECIALISTA e RB_APACHE).

A Tabela 5.17 apresenta os resultados de sensibilidade e especificidade, o valor da área abaixo da curva ROC, o valor do erro padrão e o ponto de corte (em negrito e indicado por um asterisco) obtidos com o uso do MedCalc para o RB_APACHE_Subgrupo_C.

Tabela 5.17 – Resultados do RB_APACHE_Subgrupo_C

Tabela 5.17 – Resultados do RB_APACHE_Subgrupo_C						
Área abaixo da curva ROC						0,878
Erro padrão						0,048
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)						0,783 to 0,942
Nível de significância p (área = 0,5)						0,0001
Critério	Sensibilidade	95% CI	Especificidade	95% CI	+LR	-LR
>=0,006	100,0	85,6 - 100,0	0,0	0,0 - 6,9	1,00	
>0,49	100,0	85,6 - 100,0	46,2	32,2 - 60,5	1,86	0,00
>0,51	95,8	78,8 - 99,3	48,1	34,0 - 62,4	1,85	0,09
>0,87	95,8	78,8 - 99,3	51,9	37,6 - 66,0	1,99	0,08
>0,91	91,7	73,0 - 98,7	51,9	37,6 - 66,0	1,91	0,16
>0,95	91,7	73,0 - 98,7	53,8	39,5 - 67,8	1,99	0,15
>1,04	87,5	67,6 - 97,2	53,8	39,5 - 67,8	1,90	0,23
>1,06	87,5	67,6 - 97,2	55,8	41,3 - 69,5	1,98	0,22
>1,44	83,3	62,6 - 95,2	55,8	41,3 - 69,5	1,88	0,30
>11,8 *	83,3	62,6 - 95,2	84,6	71,9 - 93,1	5,42	0,20
>15,4	75,0	53,3 - 90,2	84,6	71,9 - 93,1	4,87	0,30
>18,2	75,0	53,3 - 90,2	88,5	76,5 - 95,6	6,50	0,28
>18,3	70,8	48,9 - 87,3	88,5	76,5 - 95,6	6,14	0,33
>21,4	70,8	48,9 - 87,3	90,4	79,0 - 96,8	7,37	0,32
>38,2	66,7	44,7 - 84,3	90,4	79,0 - 96,8	6,93	0,37
>39,1	66,7	44,7 - 84,3	92,3	81,4 - 97,8	8,67	0,36
>56,5	54,2	32,8 - 74,4	92,3	81,4 - 97,8	7,04	0,50
>66,3	54,2	32,8 - 74,4	94,2	84,0 - 98,7	9,39	0,49
>84,2	45,8	25,6 - 67,2	94,2	84,0 - 98,7	7,94	0,57
>89,1	45,8	25,6 - 67,2	96,2	86,8 - 99,4	11,92	0,56
>92,7	37,5	18,8 - 59,4	96,2	86,8 - 99,4	9,75	0,65
>92,9	33,3	15,7 - 55,3	98,1	89,7 - 99,7	17,33	0,68
>93,7	25,0	9,8 - 46,7	98,1	89,7 - 99,7	13,00	0,76
>95,9	25,0	9,8 - 46,7	100,0	93,1 - 100,0		0,75
>99,9	0,0	0,0 - 14,4	100,0	93,1 - 100,0		1,00

O Gráfico 5.17 apresenta a curva ROC gerada pelo MedCalc a partir dos valores de probabilidade de óbito dos casos do subgrupo C do modelo RB_APACHE.

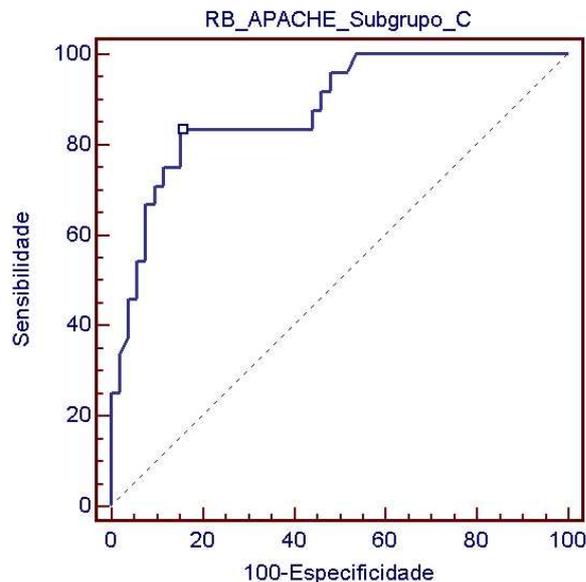


Gráfico 5.17 – Curva ROC RB_APACHE_Subgrupo_C

O Gráfico 5.18 apresenta o ponto de corte indicado pelo MedCalc e utilizado para classificar os casos do subgrupo C do modelo RB_APACHE.

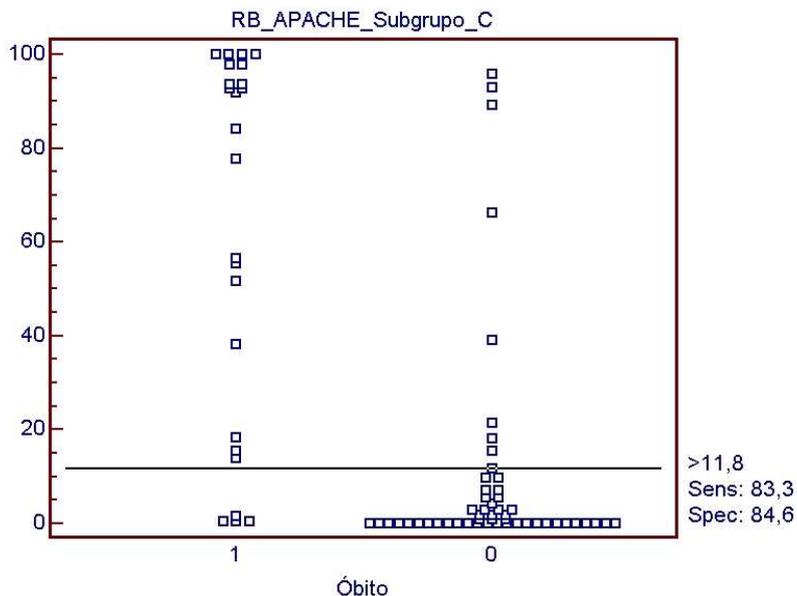


Gráfico 5.18 – Ponto de corte RB_APACHE_Subgrupo_C

Na Tabela 5.18 apresenta-se o cruzamento da classificação dos pacientes pela curva ROC e pela classificação real dos pacientes para o subgrupo C do modelo RB_APACHE.

Tabela 5.18 - Tabela 2x2 RB_APACHE_Subgrupo_C

APACHE II	REAL (Padrão Ouro)		Total
	Óbito	Não Óbito	
Óbito	20	8	28
Não Óbito	4	44	48
Total	24	52	76

A partir dos valores apresentados na Tabela 5.18 determinou-se a medida de desempenho (concordância e discordância do teste) para o modelo RB_APACHE_Subgrupo_C obtendo-se sensibilidade igual a 0,833, especificidade de 0,846, VPP de 0,714, VPN de 0,916, PFP de 0,153, PFN de 0,166, taxa de acerto de 0,842 e taxa de erro de 0,158, além da TMP igual a 0,857.

5.4 COMPARAÇÃO DOS MODELOS

Nesta seção apresentam-se resultados obtidos com a aplicação dos modelos APACHE II, RB_ESPECIALISTA e RB_APACHE aos três subgrupos da amostra, analisados por meio da estatística descritiva utilizando-se o MedCalc. A partir dos valores encontrados para cada subgrupo foram agregados segundo o modelo aplicado, calculando-se em seguida as medidas de tendência central e de dispersão.

Na Tabela 5.19 apresentam-se os valores referentes a áreas abaixo da curva ROC.

Tabela 5.19 – Área abaixo da Curva ROC

MEDIDAS	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Média	0,8420	0,8620	0,8697
Variância	0,0014	0,0026	0,0020
Desvio padrão	0,0385	0,0511	0,0450
Desvio padrão relativo	0,0457 (4,57%)	0,0518 (5,18%)	0,0518 (5,18%)
Erro padrão da média	0,0222	0,0260	0,0260

Para a área abaixo da Curva ROC, considera-se que o melhor ajuste da curva é obtido com valores mais próximos de 1. Verificando-se as médias das medidas para os três subgrupos de amostra de cada um dos modelos prognósticos encontram-se valores mais próximos de 1 para os modelos que empregaram a RB na determinação da probabilidade de óbito. O teste de hipóteses realizado refere-se à hipótese nula de que a área abaixo da curva é igual a 0,5 (ou seja, o modelo prognóstico não tem habilidade para prever se o paciente irá ou não a óbito), *versus* a hipótese alternativa de que a área é diferente de 0,5. Valores de $p < 0,05$ indicam a rejeição da hipótese nula, ou seja, a área abaixo da curva é significativamente diferente de 0,5, ou ainda, o modelo prognóstico tem habilidade significativa para prever óbito. Para os três modelos utilizados no trabalho o valor de p foi igual a 0,0001 (ou seja, menor do que 0,05), portanto, indicando a rejeição da hipótese nula. Sendo assim, os três modelos prognósticos têm a capacidade de determinar a probabilidade de óbito para os casos utilizados.

Para classificação dos casos em óbito ou não óbito empregou-se o ponto de corte indicado pela curva ROC, por meio do MedCalc. Sendo este valor correspondente ao mínimo de falso positivo ($1 - \text{especificidade}$) e de falso negativo ($1 - \text{sensibilidade}$), ou seja, considera-se como o ponto ótimo. Observaram-se diferentes valores para o critério de ponto de corte para cada subgrupo submetido aos modelos prognósticos. A variação deste valor de ponto de corte deve-se às características de cada subgrupo, independentemente do método de amostragem aplicado. A amostragem estratificada aleatória não permite influência direta sobre a escolha dos casos que compõem cada subgrupo, determinados por tabelas de números aleatórios. Essa variação do ponto de corte vem contribuir na indicativa do uso de dados do local para a determinação da probabilidade de óbito de pacientes, haja vista as diferenças entre as populações e os métodos de tratamento. Contudo, uma afirmação conclusiva depende de resultados obtidos em estudos com amostras maiores.

No Gráfico 5.19 encontram-se as curvas ROC geradas pelo MedCalc para os modelos APACHE II, RB_ESPECIALISTA e RB_APACHE com base nos casos do subgrupo A, desconsiderando-se os casos 13, 79 e 124 pois, para estes três casos não foi possível obter o valor de probabilidade de óbito no modelo RB_APACHE.

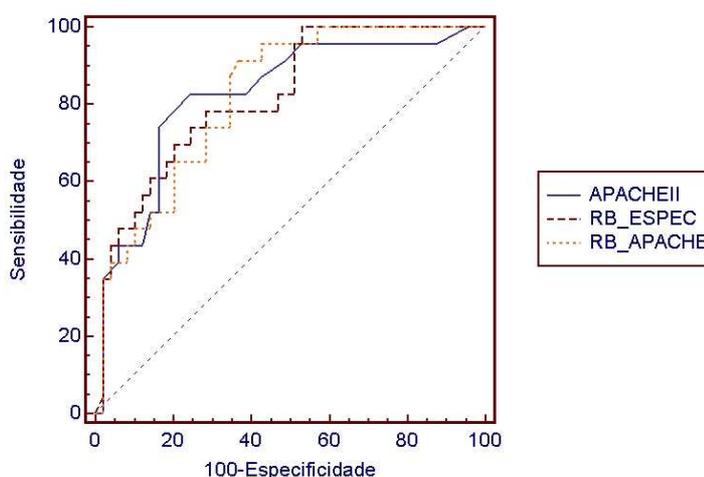


Gráfico 5.19 – Curvas ROC para o subgrupo A

Na Tabela 5.20 apresentam-se valores referentes ao Gráfico 5.19.

	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Área abaixo da curva ROC	0,824	0,821	0,821
Erro padrão	0,058	0,058	0,058
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)	0,716 to 0,904	0,713 to 0,901	0,713 to 0,901

Na Tabela 5.21 apresenta-se a relação entre os modelos, confrontados dois a dois por meio do MedCalc.

	APACHE II versus RB_ESPECIALISTA	APACHE II versus RB_APACHE	RB_ESPECIALISTA versus RB_APACHE
Diferença entre as áreas	0,003	0,003	0,000
Erro padrão	0,046	0,045	0,032
Intervalo de confiança de 95%	-0,087 to 0,092	-0,085 to 0,091	-0,062 to 0,062
Nível de significância	0,954	0,953	1,000

No Gráfico 5.20 podem-se observar as curvas ROC traçadas a partir dos resultados obtidos com os dados do subgrupo B aplicados aos três modelos utilizados neste trabalho para determinação da probabilidade de óbito, porém utilizando-se apenas 71 casos, pois desconsideraram-se os casos aos quais não foi possível determinar o valor da probabilidade de óbito no modelo RB_APACHE (casos 50, 56, 90, 126 e 152).

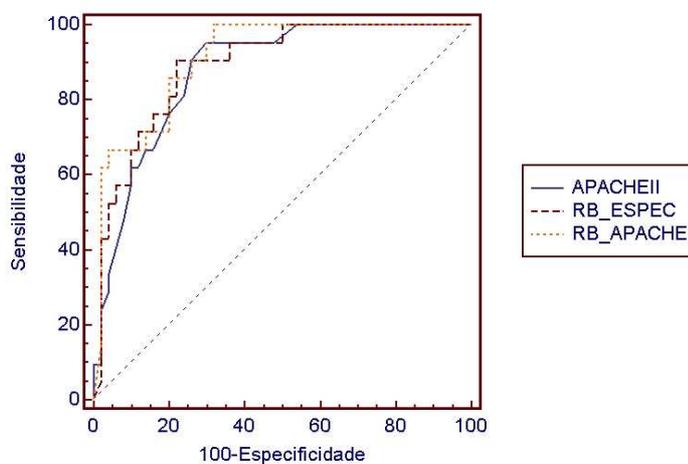


Gráfico 5.20 – Curvas ROC para o subgrupo B

Na Tabela 5.22 apresentam-se valores referentes ao Gráfico 5.20.

Tabela 5.22 – Curva ROC simultânea dos três modelos para o subgrupo B

	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Área abaixo da curva ROC	0,877	0,891	0,910
Erro padrão	0,052	0,049	0,045
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)	0,777 to 0,943	0,794 to 0,952	0,818 to 0,965

Na Tabela 5.23 apresenta-se a relação entre os modelos prognósticos, confrontados dois a dois por meio do MedCalc.

Tabela 5.23– Comparação entre as áreas da curva ROC para o subgrupo B

	APACHE II versus RB_ESPECIALISTA	APACHE II versus RB_APACHE	RB_ESPECIALISTA versus RB_APACHE
Diferença entre as áreas	0,014	0,033	0,019
Erro padrão	0,038	0,033	0,026
Intervalo de confiança de 95%	-0,061 to 0,089	-0,032 to 0,099	-0,031 to 0,069
Nível de significância	0,708	0,318	0,457

Com os valores de probabilidade de óbito determinados com a aplicação dos casos do subgrupo C aos três modelos utilizados neste trabalho, geraram-se, por meio do *software* MedCalc, as curvas ROC apresentadas no Gráfico 5.21.

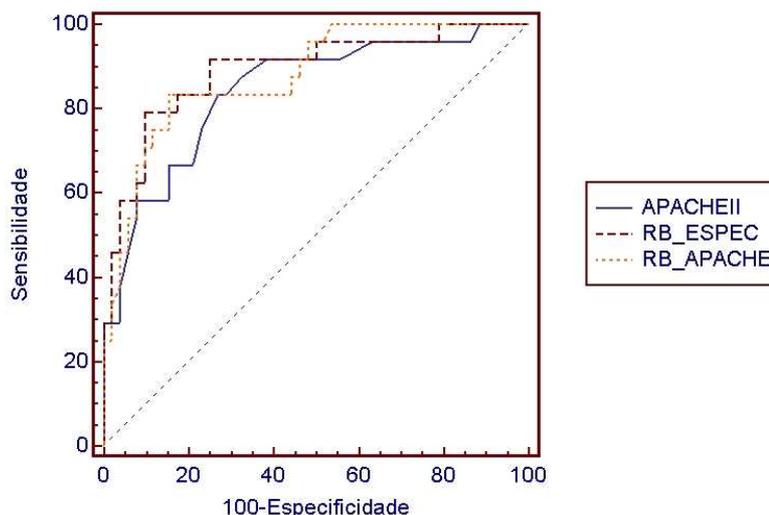


Gráfico 5.21 – Curvas ROC para o subgrupo C

Na Tabela 5.24 apresentam-se valores referentes ao Gráfico 5.21 e na Tabela 5.25 apresenta-se a relação entre os modelos, confrontados dois a dois por meio do MedCalc.

Tabela 5.24 – Curva ROC simultânea dos três modelos para o subgrupo C

	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Área abaixo da curva ROC	0,843	0,891	0,878
Erro padrão	0,054	0,046	0,048
Intervalo de confiança de 95% (95% CI)	0,741 to 0,916	0,798 to 0,951	0,783 to 0,942

Tabela 5.25 – Comparação entre as áreas da curva ROC para o subgrupo C

	APACHE II versus RB_ESPECIALISTA	APACHE II versus RB_APACHE	RB_ESPECIALISTA versus RB_APACHE
Diferença entre as áreas	0,048	0,035	0,013
Erro padrão	0,036	0,036	0,022
Intervalo de confiança de 95%	-0,023 to 0,119	-0,035 to 0,106	-0,031 to 0,057
Nível de significância	0,183	0,328	0,567

Na comparação dos três modelos para um mesmo subgrupo fizeram-se os ajustes das três curvas ROC simultaneamente considerando apenas os casos observados nas três abordagens (APACHE II, RB_ESPECIALISTA e RB_APACHE). Sendo assim, os casos em que não foi possível obter os valores de probabilidade de óbito nos três modelos foram desconsiderados. Foram encontrados casos com o valor de probabilidade de óbito em branco para o modelo RB_APACHE (por falta de atributo na rede treinada). Assim, o ajuste simultâneo foi realizado sobre menos casos do que no ajuste das curvas ROC individualmente. Neste caso, o teste de hipóteses realizado refere-se à hipótese nula de que a área abaixo das curvas é igual para os três modelos, *versus* a hipótese alternativa de que a área abaixo das curvas é diferente para os três modelos. Valores de $p < 0,05$ indicam a rejeição da hipótese nula, ou seja, a área abaixo das curvas ROC é significativamente diferente entre os modelos. Para os três modelos prognósticos (confrontados dois a dois), nos três subgrupos, o valor de p foi superior a 0,0001. Portanto, indica-se a rejeição da hipótese nula, adotando-se a hipótese alternativa. Sendo assim, os três modelos não apresentam áreas abaixo da curva ROC diferentes entre si.

Nas Tabelas 5.26 e 5.27 apresentam-se os resultados referentes às medidas de sensibilidade e especificidade dos três modelos, respectivamente.

Tabela 5.26 – Sensibilidade

MEDIDAS	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Média	0,8723	0,8153	0,9153
Variância	0,0055	0,0082	0,0069
Desvio padrão	0,0742	0,0909	0,0835
Desvio padrão relativo	0,0851 (8,51%)	0,1116 (11,6%)	0,0912 (9,12%)
Erro padrão da média	0,0428	0,0525	0,0482

Tabela 5.27 – Especificidade

MEDIDAS	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Média	0,7173	0,8007	0,7193
Variância	0,0004	0,0082	0,0126
Desvio padrão	0,0219	0,0907	0,1123
Desvio padrão relativo	0,0305 (3,05%)	0,1133 (11,33%)	0,1561 (15,61%)
Erro padrão da média	0,0126	0,0523	0,0648

As Tabelas 5.28 e 5.29 apresentam os resultados referentes aos valores preditivos positivo e negativo dos três modelos, respectivamente.

Tabela 5.28 – Valor preditivo positivo (VPP)

MEDIDAS	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Média	0,5840	0,6620	0,6063
Variância	0,00006	0,0149	0,0089
Desvio padrão	0,0078	0,1222	0,0943
Desvio padrão relativo	0,0133 (1,33%)	0,1846 (18,46%)	0,1556 (15,56%)
Erro padrão da média	0,0045	0,0705	0,0544

Tabela 5.29 – Valor preditivo negativo (VPN)

MEDIDAS	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Média	0,9267	0,9060	0,9517
Variância	0,0015	0,0019	0,0018
Desvio padrão	0,0392	0,0445	0,0434
Desvio padrão relativo	0,0423 (4,23%)	0,0492 (4,92%)	0,0456 (4,56%)
Erro padrão da média	0,0226	0,0257	0,0250

Nas Tabelas 5.30 e 5.31 apresentam-se os resultados referentes aos valores de probabilidade de falso positivo e falso negativo dos três modelos, respectivamente.

Tabela 5.30 – Probabilidade de falso positivo (PFP)

MEDIDAS	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Média	0,2817	0,1983	0,2800
Variância	0,0004	0,0082	0,0126
Desvio padrão	0,0219	0,0907	0,1125
Desvio padrão relativo	0,0778 (7,78%)	0,4575 (45,75%)	0,4017 (40,17%)
Erro padrão da média	0,0126	0,0523	0,0649

Tabela 5.31 – Probabilidade de falso negativo (PFN)

MEDIDAS	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Média	0,1267	0,1837	0,0840
Variância	0,0055	0,0082	0,0068
Desvio padrão	0,0742	0,0909	0,0830
Desvio padrão relativo	0,5864 (58,64%)	0,4953 (49,53%)	0,9883 (98,83%)
Erro padrão da média	0,0428	0,0525	0,0479

As taxas de acerto e erro para os três modelos são apresentadas nas tabelas 5.32 e 5.33.

Tabela 5.32 – Taxa de acerto

MEDIDAS	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Média	0,7663	0,8057	0,7797
Variância	0,00007	0,0046	0,0036
Desvio padrão	0,0085	0,0680	0,0601
Desvio padrão relativo	0,0111 (1,11%)	0,0845 (8,45%)	0,0771 (7,71%)
Erro padrão da média	0,0049	0,0393	0,0347

Tabela 5.33 – Taxa de erro

MEDIDAS	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Média	0,2327	0,1943	0,2203
Variância	0,00006	0,0046	0,0036
Desvio padrão	0,0080	0,0680	0,0601
Desvio padrão relativo	0,0347 (3,47%)	0,3504 (35,04%)	0,2729 (27,29%)
Erro padrão da média	0,0046	0,0393	0,0347

Nas medidas de desempenho (concordância e discordância do teste), por meio dos valores médios dos três subgrupos de cada modelo prognóstico, observa-se a superação dos modelos que empregam a RB sobre o modelo por escore (APACHE II). O modelo RB_ESPECIALISTA apresentou as melhores médias para as medidas de especificidade, VPP, PFP, taxa de acerto e taxa de erro. Já o modelo RB_APACHE, apresentou valores médios melhores nas medidas de sensibilidade, VPN e PFN, apresentando ainda um maior valor da taxa de acerto e menor valor da taxa de erro do que o modelo de índice prognóstico APACHE II, sendo, porém, superado pelo modelo RB_ESPECIALISTA. Com relação às taxas de acerto

e de erro, também podem ser encontrados resultados melhores para o modelo RB_ESPECIALISTA. Entretanto, ao verificar os valores médios para as medidas de desempenho (concordância e discordância do teste) dos modelos, observa-se equilíbrio entre os dois (RB_ESPECIALISTA e RB_APACHE). Este equilíbrio possibilita a aplicação de cada modelo com melhor resultado para a determinação do óbito ou para determinar os casos de não óbito, dependendo do objetivo e prioridade do profissional usuário.

Na Tabela 5.34 apresentam-se os valores da TMP.

Tabela 5.34 – Taxa de mortalidade padronizada

MEDIDAS	APACHE II	RB_ESPECIALISTA	RB_APACHE
Média	0,6720	0,8153	0,6710
Variância	0,0024	0,0259	0,0260
Desvio padrão	0,0495	0,1609	0,1615
Desvio padrão relativo	0,0737 (7,37%)	0,1974 (19,74%)	0,2406 (24,06%)
Erro padrão da média	0,0286	0,0929	0,0932

A partir dos valores médios para a TMP também se verificou que o modelo RB_ESPECIALISTA apresenta melhor desempenho se comparado ao APACHE II. Isso mostra que as definições das faixas precisam ser mais bem analisadas, tendo em vista os resultados apresentados neste trabalho.

A partir dos valores de média (*mean*), variância (*var*) e desvio padrão (*sd*) da taxa de erro dos três subgrupos aplicados a cada um dos três modelos (Tabela 5.33), utilizaram-se as Equações 3.10 e 3.11 para obter os valores de média e desvio padrão combinados entre os modelos, os quais foram aplicados na Equação 3.12 obtendo-se assim, o valor da diferença absoluta (*ad*) entre os modelos. Na Tabela 5.35 apresentam-se os resultados dos cálculos de média e desvio padrão combinados e da diferença absoluta entre os modelos.

Tabela 5.35 – Diferença absoluta

MEDIDAS	(APACHE II – RB_ESPECIALISTA)	(APACHE II – RB_APACHE)	(RB_APACHE – RB_ESPECIALISTA)
Média	0,039	0,130	0,026
Desvio padrão	0,048	0,042	0,064
Diferença absoluta	0,812	0,309	0,405

A diferença absoluta foi calculada confrontando os modelos prognósticos dois a dois. Entre os modelos APACHE II e RB_ESPECIALISTA verificou-se que o uso da RB proporcionou ao segundo modelo superar o primeiro com CI de 95%. O mesmo resultado foi encontrado confrontando os modelos APACHE II e RB_APACHE, tendo o modelo que utiliza RB superado o modelo que emprega o método de escore aplicado à regressão logística, também com CI de 95%. Por meio da diferença absoluta verificam-se novamente resultados que expressam um melhor desempenho dos modelos que empregam RB na determinação da probabilidade de óbito. Ao confrontar os modelos RB_ESPECIALISTA e RB_APACHE, por meio da diferença absoluta, encontrou-se que o modelo RB_ESPECIALISTA supera o outro modelo com CI de 95%. A este fato devem-se acrescentar discussões sobre os intervalos das variáveis considerados para o cálculo da probabilidade de óbito. Com base na diferença absoluta entre os modelos com RB, o modelo que empregou os intervalos definidos por especialistas parece superar o modelo que utiliza os intervalos empregados no modelo de índice prognóstico APACHE II.

6 CONCLUSÃO

Como a conexão entre as variáveis coletadas e a probabilidade de óbito não se refere a uma consequência lógica, havendo nesta ligação um grau de crença, de incerteza, viu-se na teoria da probabilidade, particularmente no teorema de Bayes, a melhor solução para manipular os dados sob tais condições. Assim, demonstrou-se o método probabilístico de RB uma ferramenta importante na representação do conhecimento e inferência sobre condições de incerteza, apresentando resultados melhores em comparação ao método por escore.

Neste trabalho avaliou-se o uso da RB na obtenção do valor da probabilidade de óbito em pacientes com diagnóstico de sepsis, internados em UTI, concluindo-se que esta métrica possibilita obter resultados mais próximos da realidade observada, apresentando resultados que superam o modelo de índice prognóstico APACHE II quando comparados. O uso da RB proporciona o dinamismo necessário aos cálculos da probabilidade de óbito, pois a realidade quanto à apresentação das enfermidades e suas variáveis são mutáveis ao longo do tempo. A adaptação para a realidade observada no local, especificamente para cada UTI, vem de encontro aos anseios iniciais deste trabalho, o que traz como consequência a obtenção de valores mais próximos da realidade encontrada nas unidades de uma forma geral. Essa adaptação pode ser realizada com o uso da RB, pois com a atualização constante da tabela de probabilidade condicional, os valores das probabilidades de óbito são atualizados quando inseridos novos casos. Assim tem-se uma constante atualização da métrica para o cálculo da probabilidade de óbito em consonância ao tempo, mantendo-se representativa da realidade observada no local de uso da RB, acompanhando a evolução temporal e as mudanças nas apresentações patológicas e suas variáveis.

O processo de caracterização das variáveis envolvidas na obtenção da probabilidade de óbito ainda requer estudos envolvendo discussões sobre a relevância de cada variável no

processo, assim como a melhor definição e distribuição dos intervalos para cada variável. Comparando-se os resultados obtidos com a aplicação da RB em dois modelos, diferenciados apenas pelos intervalos das variáveis, verificou-se desempenho parcialmente equilibrado no que se refere às medidas de concordância e discordância do teste.

Com o desempenho da RB observado neste trabalho pode-se também concluir que sua aplicação em outra UTI, em diferentes locais, deve ser incentivada. Com o uso de uma base de dados do local de aplicação do modelo prognóstico no processo de implementação e treinamento da RB demonstrou-se a importância da utilização destes registros, pois caracterizam o local, enfocando as realidades encontradas em cada unidade de tratamento.

Tendo os modelos que utilizaram a RB na obtenção da probabilidade de óbito superado o modelo por score (APACHE II), conclui-se que o uso da RB é passível de aplicação. Entretanto, novos estudos sobre os intervalos a serem considerados para cada variável utilizada devem ser realizados, pois para cada categoria diagnóstica selecionada, devem-se adequar os intervalos, direcionando-se com isso, o modelo às características dos pacientes em que será utilizado o método.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Para trabalhos futuros propõe-se o confronto de resultados obtidos com a aplicação de uma amostra contendo uma maior quantidade de casos. Acredita-se que a aplicação de um maior número de casos aos modelos propostos, aumentando o número de registros sobre os quais a RB realiza o treinamento (aprendizagem), pode contribuir para um aperfeiçoamento e obtenção de resultados melhores aos observados neste trabalho. Assim, sugere-se a utilização de bases de dados contendo uma quantidade maior de casos, sendo estudadas ainda diferentes categorias diagnósticas. O resultado encontrado em um local pode também ser aplicado a

outro local semelhante e analisadas as correlações. O uso da RB permite uma constante atualização e revisão dos valores das tabelas de probabilidade condicional a cada inclusão de novos casos, o que possibilita atualizar e revisar os valores de probabilidade, obtendo-se assim valores mais próximos da realidade observada no local de estudo.

Sugere-se também trabalhar na discussão das variáveis envolvidas no processo de tomada de decisão. Considerando que o uso da RB na obtenção da probabilidade de óbito tem relevância, apresentando bons resultados neste trabalho, culminando em contribuição e redução dos erros, bem como do tempo envolvido nos cálculos, faz-se necessário definir com melhor adequação estas variáveis. Por meio de outro estudo, podem-se acrescentar variáveis, como, por exemplo, o uso de respirador mecânico, ou mesmo excluir variáveis que não apresentem significância para a determinação da probabilidade de óbito de uma categoria diagnóstica ou população qualquer.

Propõe-se ainda que sejam feitos estudos futuros utilizando a RB na obtenção da probabilidade de óbito em outras classificações diagnósticas e a discussão da utilização dos diagnósticos sugeridos pelos profissionais que auxiliaram na realização deste trabalho. Uma relação ou mesmo uma simples verificação dos resultados, utilizando-se a classificação diagnóstica do modelo prognóstico APACHE II, confrontada com os resultados desta classificação diagnóstica proposta pode contribuir no processo evolutivo sobre o prognóstico de pacientes.

Diferentes metodologias de aplicação e avaliação do desempenho da RB ou mesmo dos resultados apresentados neste trabalho também podem contribuir para um melhor entendimento sobre os índices prognósticos e sobre a utilização da RB nesta área.

REFERÊNCIAS

ABDULKADER, R. C. R. M. Utilizando bem os índices prognósticos. **Rev. Assoc. Med. Bras.** v. 49, n. 1, jan./mar., 2003. p.2.

AGOSTA, J. M.; GARDOS, T. Bayes network “smart” diagnostics. **Intel Technology Journal**, v. 8, n. 4, 2004. p. 161-72.

ALVES, C. J.; TERZI, R. G. G.; FRANCO, G. P. P.; MALHEIROS, W. M. P. Comparação entre o modelo unicamp II e o apache II em uma UTI geral. **Rev. Bras. Ter. Intensiva**, v. 15, n. 4, out./dez. 2003. p. 144-52.

ANDRADE, P. J. N. de. Sistemas especialistas de apoio ao diagnóstico em medicina. Relações com o teorema de bayes e com a lógica do raciocínio diagnóstico. **Arq Bras Cardiol**, v. 73, n. 6, 1999, p. 537-44.

BARRETO, J. M. **Inteligência artificial no limiar do século XXI**. Florianópolis, 1999.

BELTRÃO, C. J.; SCHMITT, E. J.; DIAS, J. S. Utilização de rede bayesiana para auxílio de tomada de decisão na triagem de atendimento odontológico. **II Workshop de Informática aplicada em Saúde – CBComp.**, 2002.

BERNE, R. M.; LEVY, M. N. **Fisiologia**. 4. ed. Rio de Janeiro: Editora Guanabara Koogan, 1998.

BÖHME, M. T. S. Cineantropometria - componentes da constituição corporal. **Rev. Bras. de Cineantropometria e Desempenho Humano**. v. 2, n. 1, p. 72-79, 2000.

CARDOSO, L. T. Q.; MATSUO, T.; BONAMETTI, A. M.; GRION, C. M. C. Avaliação do risco de mortalidade através do Apache II para o CTI de um hospital escola público. **Rev. Bras. Ter. Intensiva**, v. 14, n. 3, jul./set., 2002. p. 85-94.

CHANG, R. W. et al. Use of APACHE II severity of disease classification to identify intensive-care-unit patients who would not benefit from total parenteral nutrition. **Lancet**, 1986. p. 1483-6.

CHANG, R. W. et al. Accuracy of decisions to withdraw therapy in critically ill patients: clinical judgement versus a computer model. **Critical Care**, v. 17, 1989. p.1091-7.

CHANG, R. W. et al. Predicting outcome among intensive care unit patients using computerized trend analysis of daily Apache II scores corrected for organ system failure. **Intensive Care Med.**, v. 14, 1998. p. 558-66.

CHIAVONE, P. A. ; RASSLAN, S. Influência do tempo decorrido entre o término da operação e a admissão na unidade de terapia intensiva, na previsão do Apache II e na letalidade dos doentes operados com urgência. **São Paulo Méd. J.**, v. 123, n. 4, 2005. p. 167-174.

CHIAVONE, P. A.; SENS, Y. A. dos S. Evaluation of Apache II system among intensive care patients at a teaching hospital. **São Paulo Med. J.**, v. 121, n. 2, 2003, p. 53-57.

COOPERA, J. A.; MILLERB, G. J.; HUMPHRIESA, S. E. A comparison of the PROCAM and Framingham point-scoring systems for estimation of individual risk of coronary heart disease in the Second Northwick Park Heart Study. **Atherosclerosis**, v. 181, 2005. p. 93-100.

COSTA, J. I.; AMARAL, J. L. G. D. do; MUNECHIKA, M.; JULIANO, Y.; BEZERRA FILHO, J. G. Severity and prognosis in intensive care: prospective application of the Apache II Index. **São Paulo Med. J.**, v. 117, n. 5, set. 1999. p. 205-14.

CRESPO, A. A. **Estatística fácil**. 8. ed. São Paulo: Saraiva, 1991. 224p.

D'AVILA, D. O.; TRAEZEL, M.; GLOCK, L. Insuficiência renal aguda tratada por diálise em unidade de tratamento intensivo (análise de 124 pacientes consecutivos). **J. Bras. Nefrol.**, v. 19, n. 1, 1997. p. 21-31.

DIAZ, F.; CORCHADO, J. M. Rough sets para la generación de redes de bayes. Universidad de Vigo. 1999.

FERNANDES FILHO, J. **A prática da avaliação física**: testes, medidas e avaliação física em escolares, atletas e academias de ginástica. 2. ed. Rio de Janeiro: Shape, 2003. 266p.

FLORES, C. D.; PEROTTO, F.; VICARI, R. M. Sistemas Baseados em Conhecimento para a Área da Saúde. **I Simpósio de Informática da Região Centro do Rio Grande do Sul**, SIRC/RS, 2002.

FRANCISCO, G. T. Índice Parsonnett. Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Curitiba: 2002.

GUIMARÃES, A. C. Prevenção das doenças cardiovasculares no século 21, **Hipertensão**, v. 5, n. 3, 2002, p. 103-6.

GURJÃO, E. C. et al. Ordenação de Variáveis em Redes Bayesianas com Medidas de Informação Mútua de Shannon e Rényi. CBA - **Congresso Brasileiro de Automação**, Gramado, 2004.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E. **Tratado de Fisiologia Médica**. 9. ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1996.

JACOBS, S. et al. The Riyadh intensive care program applied to a mortality analysis of a teaching hospital intensive care unit. **Anaesthesia**, v. 47, 1992. p. 775-80.

KAHN JÚNIOR, C. E. et al. Construction of a Bayesian Network for mammographic diagnosis of breast cancer. **Comput Biol Med**, v.1, 1997. p.19-29.

KOEHLER, C; VICARI, R. M.; FLORES, C. D. Extração Automática de Redes Bayesianas: Proposta de Algoritmo utilizando Abordagem Probabilística. **IV Workshop de Informática aplicada à Saúde – CBComp.**, 2004.

LEVINE, D. M. et al. **Estatística**: teoria e aplicação usando o *Microsoft Excel* em português. Rio de Janeiro: LTC – Livros Técnicos e Científicos Editora SA, 2000.

LINDA, C. Bayesian Belief Networks: Odds and Ends. **The Computer Journal**, v. 39, n. 2, 1996. p. 97-113.

MARQUES, R. L., DUTRA, I. **Redes Bayesianas**: o que são, para que servem, algoritmos e exemplos de aplicações. 2003.

MATSUDO, S. et al. Questionário internacional de atividade física (IPAQ): estudo de validade e reprodutibilidade no Brasil. **Rev Bras Ativ Física e Saúde**, v. 6, n. 2, 2001. p. 5-18.

MATSUURA, J. P.; YONEYAMA, T. Redes bayesianas e aprendizagem aplicadas à detecção de falhas em sistemas dinâmicos. 2004.

MATTOS, M. C. et al. Sistema especialista probabilístico para prognóstico de doenças bucais-Probucal. 2003.

MATTOS, N. P. de. Sistema de apoio à decisão para planejamento em saúde. Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 2003.

MORAES, Á. de A. P.; SANTOS, R. L. D. Infecções em UTI geral de um hospital universitário. **Rev. Bras. Ter. Intensiva**, v. 15, n. 4, out./dez. 2003. p. 135-141.

MORETTIN, L. G. **Estatística básica** – probabilidades. 7. ed. v.1. São Paulo: Makron Books, 1999.

NASSAR, S. M. Informática e estatística: Uma interação entre duas ciências. Trabalho submetido ao concurso de Professor Titular. Departamento de Informática e Estatística, Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 1998.

PORCIDES, R. D. et al. **Trauma** – guia de escores de lesão orgânica e índices de severidade. 2003.

QUADROS, M. R.; DIAS, J. S.; MORO, C. M. C. Análise das Funções Disponíveis nos Softwares Brasileiros de Apoio à Decisão. 2004. Disponível em <<http://www.sbis.org.br>> Acesso em: 11 mar. 2007.

REZENDE, S. O. **Sistemas inteligentes** – fundamentos e aplicações. 1. ed. São Paulo: Manole, 2003. 525p.

ROCCO, J. R.; ROCCO, P. R. M.; NOÉ, R. M.; DAVID, C. M. N. Escore prognóstico para unidade semi-intensiva pós-operatória. **Rev. Bras. Ter. Intensiva**, v. 15, n. 4, out./dez., 2003. p. 153-167.

RODRIGUES JÚNIOR, G. R.; AMARAL, J. L. G. do. Influence of sedation on morbidity in the intensive care unit. **São Paulo Med. J.**, v. 122, n. 11, jan./fev., 2004. p. 8-11.

RUSSELL, S. ; NORVIG, P. **Inteligência artificial** – tradução da segunda edição. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004. 1021p.

SABBATINI, R. M. E. História da informática no Brasil. **Rev. Inform. Méd.**, v.1, n. 5, 1998.

SCHILDT, H. **Inteligência artificial utilizando linguagem**. São Paulo: McGraw-Hill, 1989.

SCUSSEL, T. et al. Base de conhecimento para um sistema especialista probabilístico de apoio ao diagnóstico etiológico da lombalgia - SEDIT. **II Workshop de Informática aplicada em Saúde**, CBComp., 2002.

SHORTLIFFE, E. H.; PERREAULT, L. E. (eds); WIEDERHOLD, G.; FAGAN, L. M. (assoc. eds). **Medical informatics** – computer applications in health care and biomedicine. 2. ed. New York: Springer, 2000.

SIGULEM, D.; RAMOS, M. P.; LEÃO, B. de F. **Sistemas de apoio à decisão em Medicina**. Atualização terapêutica – manual prático de diagnóstico e tratamento, 1998.

SILVA, R.; PARIZE, M. M., G. Um programa para desenvolvimento de sistemas especialistas em medicina. **Revista Informédica**, v. 2, n. 11, 1995. p. 3-16.

SPRANGUE JR, R. H.; WATSON, H. J. **Sistemas de apoio à decisão** – colocando a teoria em prática. 2. ed. Rio de Janeiro: Campus, 1991.

SZOSTAK, M. Solução tecnológica para medição e avaliação de índices prognósticos. Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Tecnologia em Saúde, Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Curitiba, 2005.

TERZI, R. G. G.; GUELLI, E.; ABREU, H. J. de; BAIA, L. L. Índices prognósticos em medicina intensiva II. Métodos. **Rev. Bras. Ter. Intensiva**, v. 9, n. 1, jan./mar. 1997. p. 40-9.

TERZI, R. G. G.; GÓMEZ, M. I.; ARAÚJO, S.; DRAGOSAVAC, D.; FALCÃO, A. L. E.; MACHADO, H. da C. Índices prognósticos em medicina intensiva. III modelo UNICAMP. **Rev. Bras. Ter. Intensiva**, v. 14, n. 1, jan./mar. 2002. p. 6-21.

TESSARI, G. Raciocínio probabilístico em sistemas Especialistas. Departamento de Informática e Estatística, Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 1998.

THULER, L. C. S.; VELASCO, E.; MARTINS, C. A. de S. et al. Determinantes de mortalidade em pacientes colonizados ou infectados por internados em um hospital do câncer. *Staphylococcus aureus*. **Rev. Hosp. Clin.**, v. 54, n. 2, mar./abr., 1999. p. 47-52.

TOUFEN JÚNIOR, C.; HOVNANIAN, A. L. D.; FRANCA, S. A. et al. Prevalência de infecções em unidades de terapia intensiva de um hospital escola terciário. **Rev. Hosp. Clin.**, v. 58, n. 5, 2003. p. 254-259.

TRIOLA, M. F. **Introdução à estatística**. 7. ed. Rio de Janeiro: LTC, 1999.

VINCENT, J. L. et al. The SOFA (Sepsis-related organ failure assessment) score to describe organ dysfunction/failure. **Intensive Care Med**, v. 22, 1996. p. 707-10.

VIEIRA, S. **Bioestatística: tópicos avançados**. Rio de Janeiro: Campus, 2003.

WAGNER, D. P. et al. Daily prognostic estimates for critically ill adults in intensive care units: results from a prospective, multicenter, inception cohort analysis. **Critical Care Med**, v. 22, 1994. p.1359-72.

WAITZBERG, D. L. **Nutrição oral, enteral e parenteral**. 3. ed. São Paulo: Atheneu, 2000.

WIDMAN, L. E. Sistemas Especialistas em Medicina. **Rev. Inf. Méd.**, v.1, n.5, 1998.

APÊNDICE – MANUAL PARA IMPLEMENTAÇÃO E TREINAMENTO DE REDES BAYESIANAS UTILIZANDO O *SHELL* NETICA.

O processo de implementação e treinamento pode ser feito seguindo-se os seguintes passos:

PASSO 1: Inicialização do *shell* Netica e abertura de uma nova rede (Figura 1).

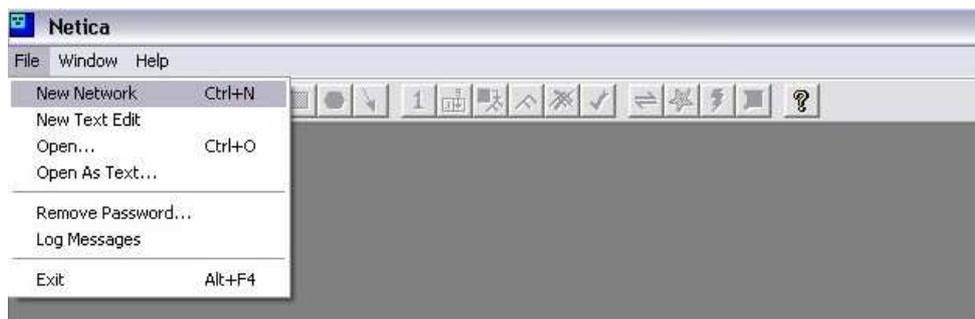


Figura 1 – Criação de nova rede no *shell* Netica

PASSO 2: Adição do arquivo de casos para a confecção dos nós (Figura 2).

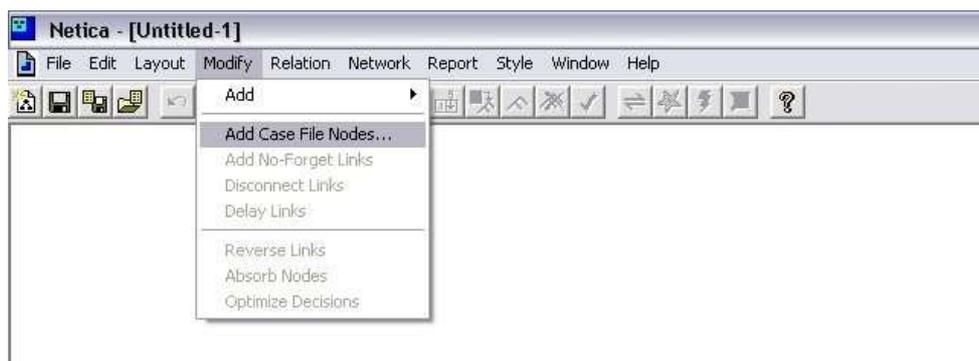


Figura 2 – Adição dos nós

PASSO 3: Selecionar arquivo. O arquivo selecionado neste caso era do tipo texto (extensão .txt), separado por tabulações. Como exemplo, para esta rede, selecionou-se o arquivo que contempla as variáveis relativas à junção dos subgrupos B e C (Figura 3).

Ressalta-se que no arquivo selecionado (S_Grupo_BC.txt) as variáveis estão dispostas em colunas, separadas por tabulação, na forma discreta, sendo para cada linha, um novo caso.

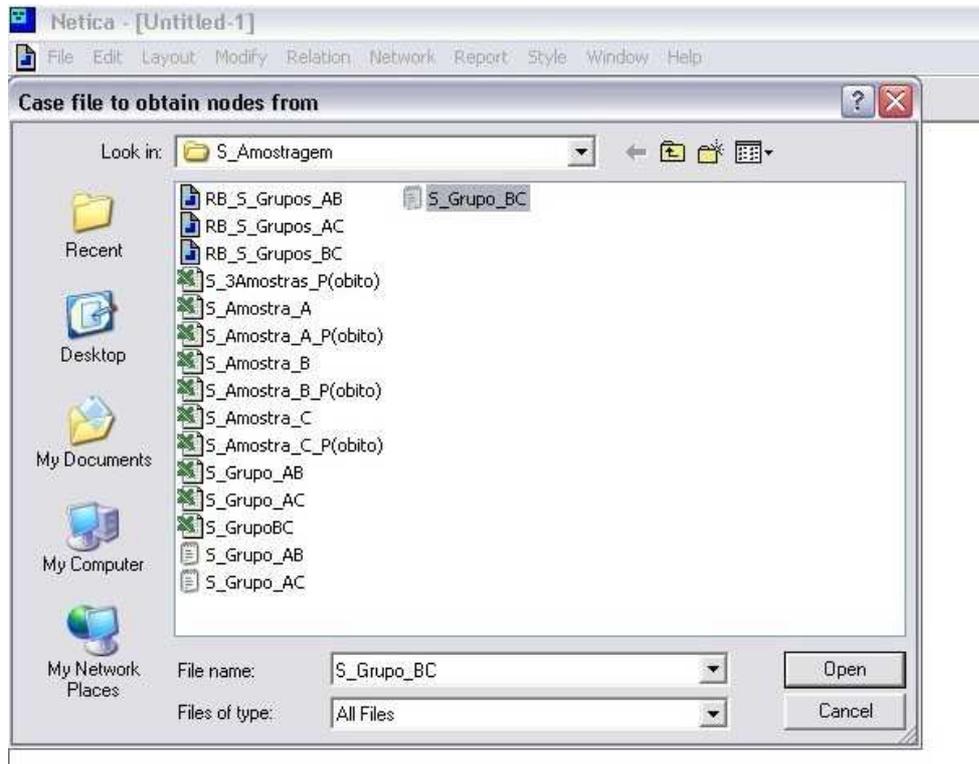


Figura 3 – Seleção do arquivo de casos

PASSO 4: Organização dos nós na tela e colocação dos arcos orientados. Nesta etapa, surgem na tela os nós com seus respectivos nomes, indicando as variáveis. Segue-se agora a organização destes nós na tela, separando o objetivo final da verificação (para esta proposta, a resposta quanto a óbito). A seqüência se dá com a colocação dos arcos orientados, expondo assim a relação de dependência (Figura 4). Com isso, apresenta-se a parte qualitativa da rede.

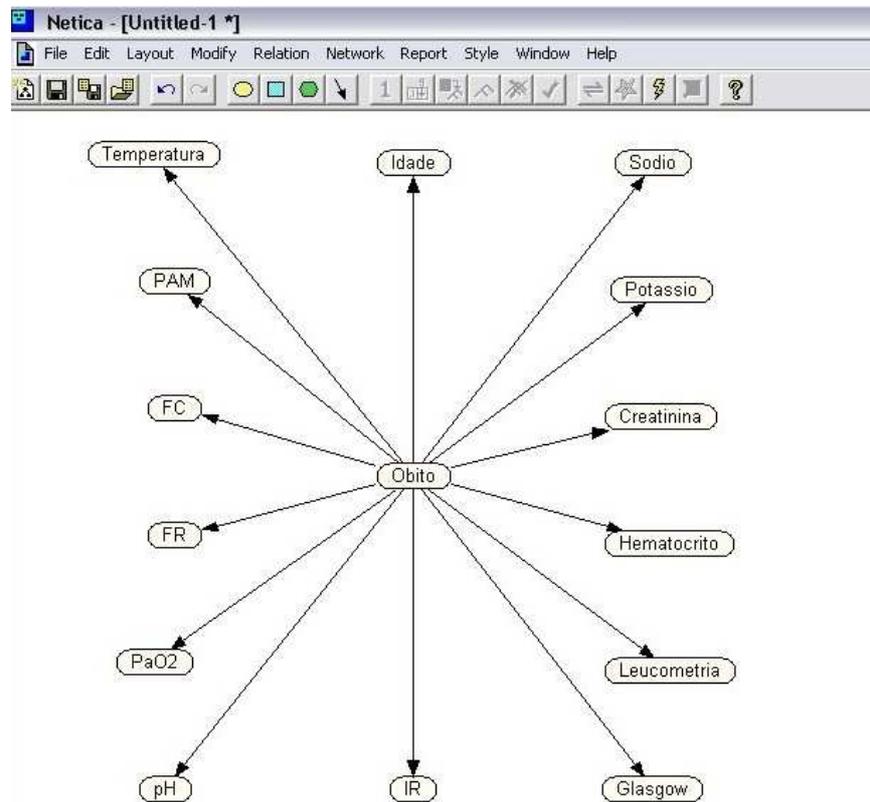


Figura 4 – Parte qualitativa da rede

PASSO 5: Incorporação do arquivo de casos. Como exemplo, para esta rede, o arquivo selecionado é o mesmo na obtenção dos nós, como citado no passo 3 (S_Grupo_BC.txt). O arquivo selecionado para incorporação dos casos é utilizado para treinamento (aprendizagem) da rede. O passo 5 apresenta-se ilustrado nas Figuras 5 e 6.

PASSO 6: Compilação da rede. Após a incorporação dos casos à rede, assim promovendo a aprendizagem, deve-se selecionar o ícone que apresenta a figura de um raio, no *Menu* na parte superior do Netica, realizando a compilação da rede. Com isso, substituem-se automaticamente os nós apenas com os nomes das variáveis por nós em formato “*Box*”. Os intervalos das variáveis podem ser visualizadas em cada “*Box*”. O resultado do processo descrito no passo 6 é apresentado na Figura 7. Com o processo de compilação da rede permite-se a utilização da mesma e aplicação dos casos relacionados no subgrupo a ser testado. Como exemplo, testaram-se os casos pertencentes ao subgrupo A.

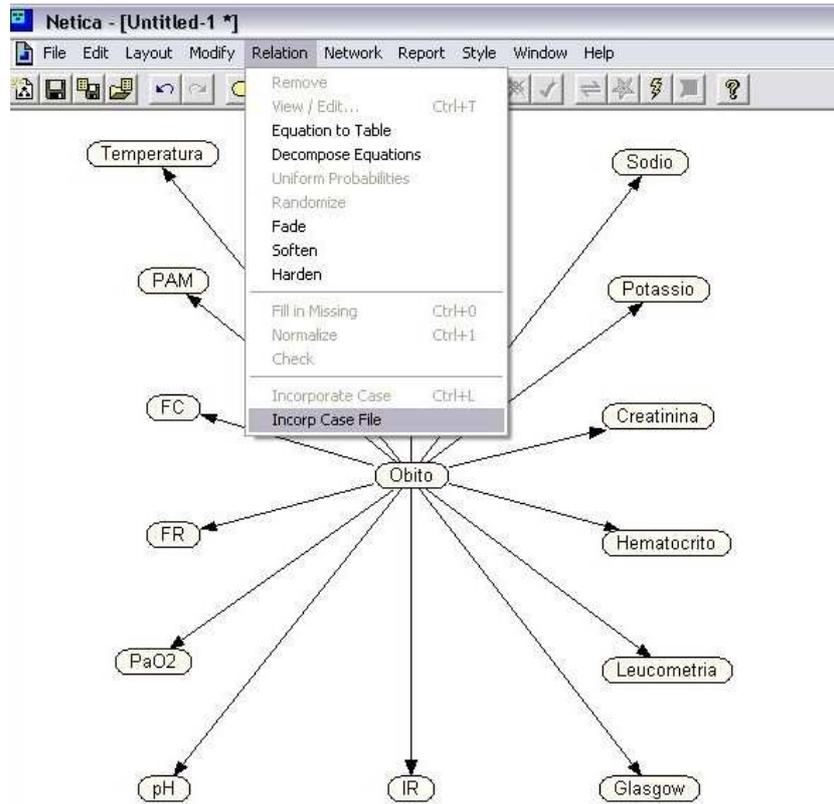


Figura 5 – Incorporação do arquivo de casos

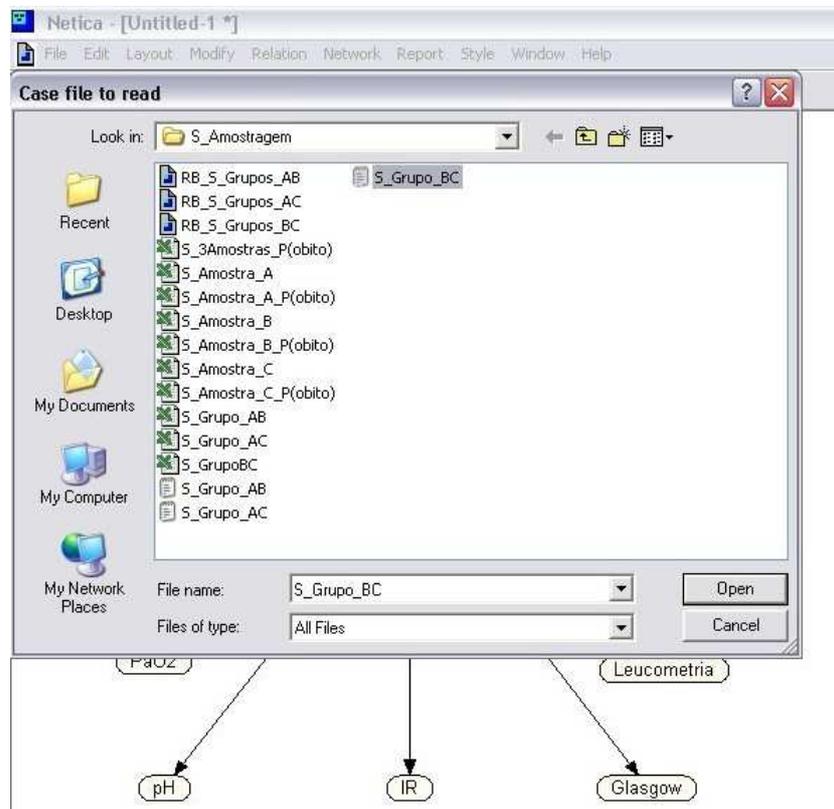


Figura 6 – Seleção do arquivo de casos incorporado à rede

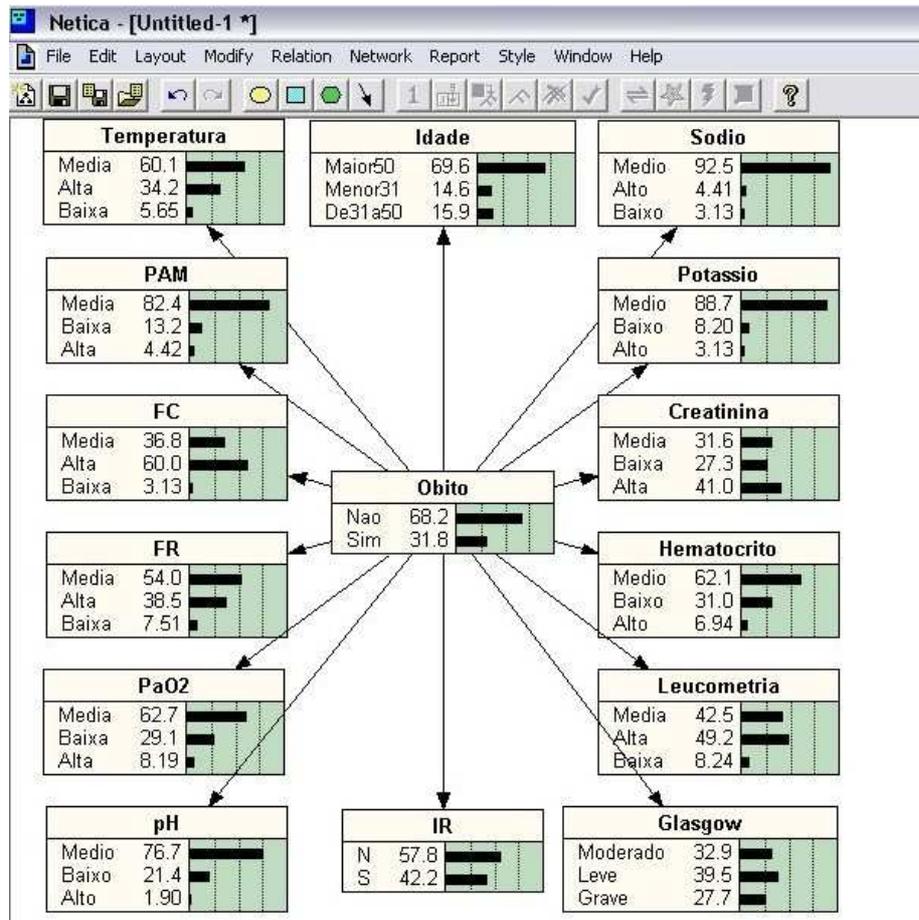


Figura 7 – Compilação da rede

Com o passo 6 realizado, pode-se visualizar, após duplo “click” com o cursor sobre um dos “Box”, ou melhor, um dos nós (como exemplo, a caixa contendo os atributos da variável Glasgow – refere-se à escala de coma de Glasgow) a tabela de probabilidade Condicional (TPC). Na TPC verificam-se os valores da probabilidade condicional. Observa-se assim a parte quantitativa da rede. Para o exemplo adotado, pode-se verificar o valor da probabilidade de o paciente vir a óbito dado que ele apresente uma das possíveis classificações da ECG (exemplo apresentado na Figura 8).

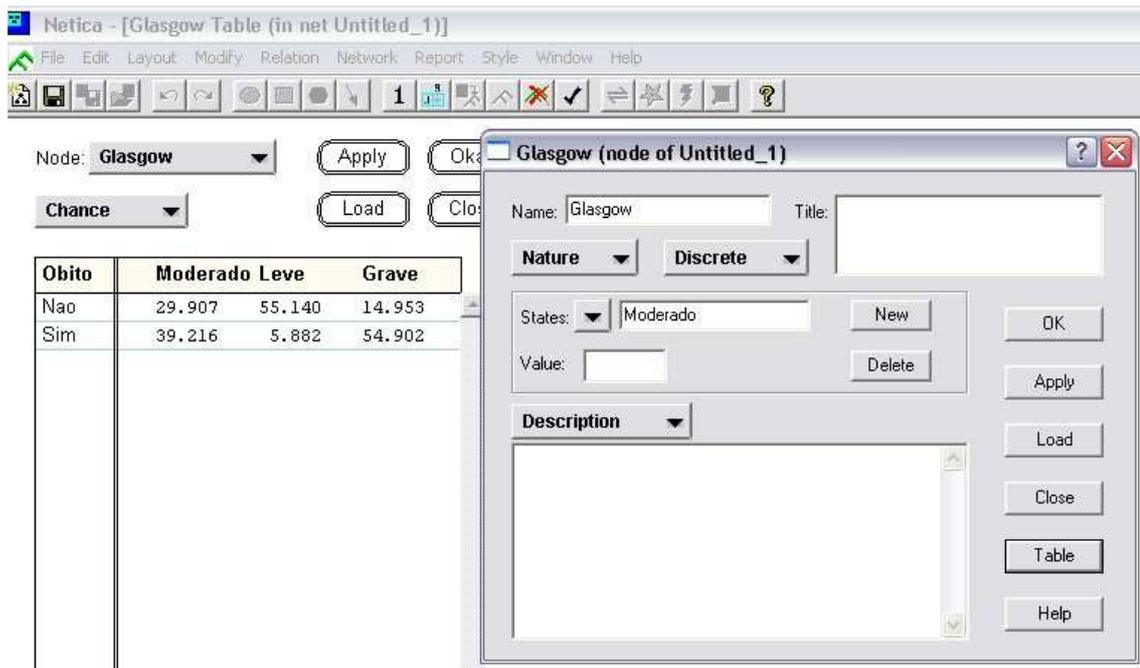


Figura 8 – Tabela de Probabilidade Condicional

PASSO 7: Teste da amostra escolhida. Para o processo de teste do subgrupo escolhido, seleciona-se, individualmente, um intervalo de cada variável, de acordo com os dados do subgrupo a ser testado. Como exemplo, utilizam-se os dados do subgrupo A, para a determinação da probabilidade de óbito. Os intervalos selecionados, assim permanecem até que o último atributo fosse selecionado. O passo 7 é realizado manualmente, por meio da seleção direta, utilizando o cursor. Depois de selecionados todos os intervalos referentes a cada variável, surgem no nó central o valor da probabilidade de óbito daquele caso. O resultado da seleção dos intervalos é apresentado na Figura 9.

PASSO 8: Anotação do valor da probabilidade de óbito. O valor obtido no nó central com a seleção dos intervalos é anotado em outra planilha. Este valor obtido no nó central, no atributo “Sim”, é o valor referente à probabilidade de óbito do caso aplicado. Como exemplo, ao testar o primeiro caso do subgrupo A, obtém-se o valor de 97,1. Este valor deve ser entendido como um valor de probabilidade do paciente vir a óbito, devendo ser lido como 0,971, pois os valores de probabilidade encontram-se dispostos entre 0 e 1.

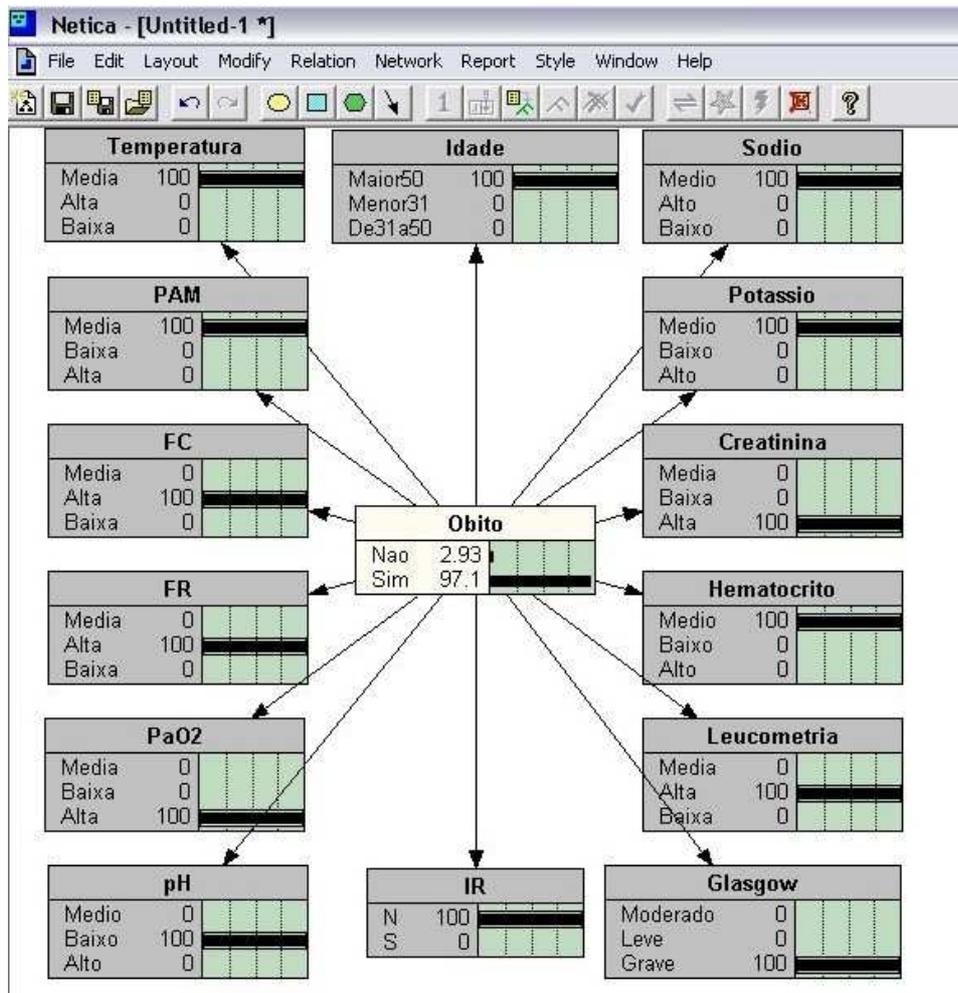


Figura 9 – Seleção dos atributos de acordo com o caso aplicado

Segue-se agora a remoção do caso aplicado, selecionando-se o ícone ao lado do ícone de compilação da rede, figurado por um quadrado com um X sobre o quadrado. Assim, o caso que tinha sido submetido à rede é removido e a rede retorna a sua condição inicial, ou seja, pronta para um novo caso. A seguir, selecionam-se os atributos das variáveis referentes, agora, ao segundo caso do subgrupo a ser testado, como no exemplo, o segundo caso do subgrupo A. Para cada caso, repete-se o procedimento e anota-se o valor da probabilidade de óbito, depois que todas as variáveis de entrada sejam selecionadas na rede, conforme o caso em questão.

ANEXO A – CARTA DA COMISSÃO DE ÉTICA

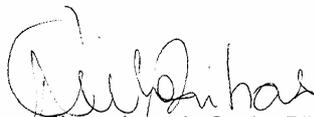
 *Hospital de Caridade São Braz*Rua Frei Rogério, 579 – Porto União (SC) – Fone/Fax (42) 3521-2233

DECLARAÇÃO

Declaramos para os devidos fins que o Fisioterapeuta Alisson Frantz está autorizado a realizar sua pesquisa segundo as normas do Código de Ética, estando o mesmo de acordo com as restrições pré-estabelecidas.

E para clareza firmamos a presente declaração.

Porto União, 25 de abril de 2007.



Dra. Nayana Riesenbergl da Cunha Ribas
Presidente da Comissão de Ética

São Braz - pioneiro em saúde ... primeiro em qualidade.

ANEXO B – TERMO DE COMPROMISSO**TERMO DE COMPROMISSO DE UTILIZAÇÃO DE DADOS**

Eu, Alysson Frantz, abaixo assinado, me comprometo a manter a confidencialidade sobre os dados coletados nos arquivos do Hospital de Caridade São Braz, bem como a privacidade de seus conteúdos, como preconizam os Documentos Internacionais e a Resolução 196/96 do Ministério da Saúde.

Curitiba (PR), 01 de março de 2008.

Alysson Frantz
CPF 029.550.619-99